

异构信息空间中时间感知的跨类型实体推荐

杨丹¹ 陈默² 王刚¹ 孙良旭¹

(辽宁科技大学软件学院 鞍山 114051)¹ (东北大学计算机科学与工程学院 沈阳 110004)²

摘要 随着实体搜索成为信息检索的一种新趋势,实体推荐也成为业界和学术界的热门研究问题之一。异构信息空间中的异构实体间彼此相互关联,因此跨类型实体推荐至关重要。此外,异构实体具有时间信息,异构信息空间中的实体不断随时间演化,用户希望得到在时间上最相关的实体推荐。提出一个时间感知的跨类型实体推荐框架 T-ERe,利用异构实体间丰富的关联关系和查询日志实现跨类型的实体推荐。T-ERe 考虑实体的时间信息和查询的时间上下文,给用户推荐时间上最相关的多种类型的实体。在真实数据集上的实验结果表明了 T-ERe 的可行性和有效性。

关键词 实体推荐,时间感知,跨类型,异构信息空间

中图分类号 TP311.13 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.05.034

Time-aware Cross-type Entity Recommendation in Heterogeneous Information Spaces

YANG Dan¹ CHEN Mo² WANG Gang¹ SUN Liang-xu¹

(College of Software, University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, China)¹

(College of Computer Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)²

Abstract With entity search has become a new trend of information retrieval, entity recommendation has also become one of the hottest research problems in industry and academia. Due to heterogeneous entities with rich associations in heterogeneous information spaces, so cross-type entity recommendation is vital. Moreover heterogeneous entities have time information and evolve over time in heterogeneous information spaces, users want to get the most time relevant entity recommendation. In this paper, a time-aware cross-type entity recommendation framework T-ERe was proposed, which leverages rich associations among different entity types and query log to realize cross-type entity recommendation. T-ERe considers temporal information of entities and recommends the most time-relevant various types of entities to users. Experimental results on two real data sets demonstrate the feasibility and effectiveness of T-ERe.

Keywords Entity recommendation, Time-aware, Cross-type, Heterogeneous information spaces

目前许多搜索引擎、电子商务网站都支持以实体为单位的搜索和推荐。实体推荐可以避免信息过载,帮助用户浏览 Web 知识库,实现引导用户进行再次搜索的目的。由于异构信息空间中实体的类型多样,实体间存在多种多样的关联关系,用户在进行实体搜索时经常希望得到与搜索实体相关的其他类型的实体信息,即跨类型实体推荐。例如,用户输入“苹果手机”,其不仅对手机感兴趣,还可能对手机的创始人乔布斯等其他类型的实体感兴趣。此外,在异构信息空间中多种时间版本的实体信息共存。用户的查询实体的时间上下文不同,推荐的相关实体也应该不同。实体推荐的一个非常重要的研究趋势是对搜索实体在时间轴上的分析,即时间感知的实体推荐。

在异构信息空间中实现时间感知的跨类型实体推荐时面

临如下挑战:1)实体信息不断更新,实体的关联实体不断变化,用户总是希望得到最新的、最相关的实体推荐;时间维度的引入给实体推荐带来了新的问题和复杂性。2)跨实体类型的推荐,例如在异构信息空间中当用户搜索导演李安时,除了给用户推荐知名导演外,用户还可能对其所导演的电影感兴趣,或是对动作片电影感兴趣,因此不能只基于同类型实体的相似度来进行推荐。3)实体间具有丰富的异构、同构关联关系并且关联强度不同,例如不同合作者间的关联强度不同,那么需要推荐系统能够根据不同的关联强度进行排序后推荐给用户。

1 相关工作

典型的、传统的推荐技术主要分为 3 类:基于内容的过

到稿日期:2016-01-01 返修日期:2016-05-06 本文受国家自然科学基金项目(61402213,61402093),中央高校基本科研业务费专项资金项目(N141604001)资助。

杨丹(1978—),女,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为数据集成、实体搜索,E-mail: asyangdan@163.com;陈默(1983—),女,博士,讲师,CCF 会员,主要研究方向为空间数据处理;王刚(1978—),男,博士,副教授,主要研究方向为数据集成;孙良旭(1979—),男,硕士,副教授,主要研究方向为大数据管理。

滤^[1]、协同过滤^[2]和混合式过滤^[3]。随着社交媒体的出现和发展,用户作为社会关系中的一员,社交网络的信息可以被推荐算法使用,因此基于社交媒体的推荐技术为更准确地推荐提供了新机会。文献[4-5]提出组推荐(group recommendation)的解决方法。文献[6]提出社交圈(social circles)的概念,不同用户有多面,在不同领域中有不同的信赖的朋友圈,在推荐汽车和推荐儿童电视节目时信任不同的朋友。文献[7]提出研究社会搜索(social search)时,在社会特征中加入时态特点。

在实体推荐方面,文献[8]利用知识库的层次关系进行实体推荐;文献[9]研究推荐与 Web 查询实体相关的其他实体;文献[10]利用维基百科的知识,使用基于知识过滤的方法进行实体推荐;文献[11]针对 Web 搜索的实体推荐;文献[12]研究异构信息网络下的个性化实体推荐;文献[13]跨实体类型推荐,使用混合方法推荐不同种类的实体;文献[14]为知识库中的实体生成多样时态、不同内容的事件和关系的一个时间线 TimeMachine;文献[15]通过探索从维基百科和 Yahoo! answers 抽取出的实体,关注如何让实体搜索结果偶然性。此外,在实体相似模型方面,文献[16]提出了 QBEE 框架,关注在结构化的知识库中相似实体的查找问题,提出了一个方面感知(facet aware)实体相似模型;文献[17]提出了通过分析用户点击日志进行个性化实体推荐;文献[18]提出概率的三方实体模型 TEM,TEM 利用知识库、查询点击日志和实体窗格(entity pane)日志 3 种数据源来个性化推荐相关实体。

2 时间感知的跨实体类型实体推荐框架

本节首先介绍相关背景知识和问题定义,然后给出时间感知的跨类型实体推荐框架 T-ERe。

2.1 背景知识

定义 1(具有时间信息的实体, Entity with Eemporal Information) 异构信息空间中的具有时间信息的实体表示为: $e = \langle Attr, Value, Time \rangle$, 即具有时间信息的实体是属性值集合。其中, $Attr$ 是实体属性集合; $Value$ 属性值集合; $Time$ 是实体的时间信息(记作 $e.T$), 可以是时间点(t), 也可以是时间间隔(ts)。

定义 2(实体类型, Entity Type) 表示实体 e 所属的类型, 实体 e 的实体类型记作 $et(e)$ 。

一个实体可以具有多个实体类型。例如, 李安的实体类型是导演(Director), 也是演员(Actor)、编剧(ScreenWriter)。异构信息空间中的实体类型集合记作: $ET = \{et_i\} (i \geq 1)$ 。

定义 3(实体关联关系, Temporal Association) 异构信息空间中的实体时态关联关系表示为三元组 $ass = \langle S_{source}, T_{target}, Label \rangle$, 其中 R_{type} 表示关联关系所属的关系类型; S_{source}, T_{target} 分别是构成二元关联关系的两个端点; $Label$ 是关联关系标签。

例如, 关联关系 $Halevy \xrightarrow{supervisorOf} Xinluna Dong$ 表示 Halevy 是 Xinluna Dong 的导师。

定义 4(实体类关系图, Entity Type Relation Graph G_R)

表示异构实体类间的关联关系。其中, 图中顶点表示实体类; 边表示实体类间的关系。

图 1 给出了一个作者文献领域实体类关系图的例子, 包括会议、论文、作者、期刊和出版社实体类型及其相互关系。

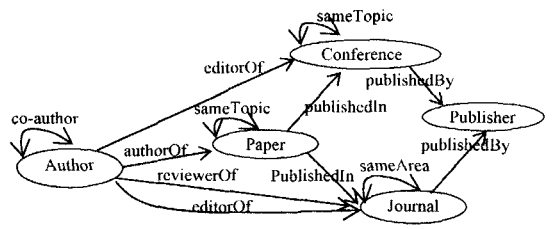


图 1 作者文献领域的实体类关系图的例子

定义 5(实体关联图, Entity Association Graph G_A) 表示异构实体间的关联关系。其中, 图中顶点表示实体; 边表示实体间的关联关系。

2.2 问题定义

定义 6(时间感知的跨类型实体推荐) 给定用户在时间点 t 提交的用于实体搜索的关键词查询 Q , 其中包含查询实体 e 和时间上下文 $Context_T$ (可缺少, 即 $Context_T = NULL$)。根据异构信息空间的实体类关联关系图 G_R 和实体关联图 G_A , 时间感知的跨类型实体推荐为用户推荐在时间戳 t 、时间上下文 $Context_T$ 限制下异构信息空间中与 e 最相关的异构实体集, 所推荐的实体记作 e_r , 所推荐的实体集记作 E_r 。

2.3 T-ERe 框架概览

异构信息空间中时间感知的跨类型实体推荐框架 T-ERe 如图 2 所示。T-ERe 主要由 3 部分组成: 查询中实体与时间上下文提取、相关度计算和相关实体搜索。对从用户提交的关键词查询中所提取的实体进行跨类型、时间感知的实体相关度计算, 将相关实体排序后返回给用户。

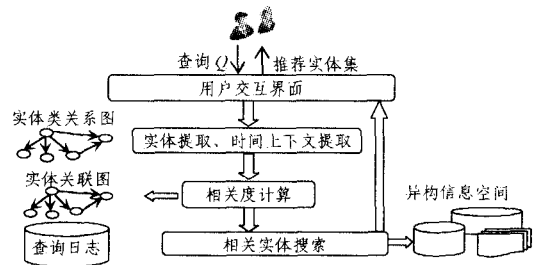


图 2 跨实体类型的异构实体推荐系统架构图

T-ERe 的时间感知特性主要体现在以下两个方面: 1) 感知用户查询的时间上下文, 推荐给用户最关心的时间上下文下的实体; 2) 感知实体所具有的时间信息, 即所推荐实体的时间属性(值)等, 推荐给用户最新、最相关的实体。

3 实体相关度计算

实体相关度计算充分利用实体类间关系、实体间关联关系和实体的时间信息。首先, 根据实体类相关度得到候选的推荐实体类型集合(记作 E_rT); 然后, 对于候选集合中的每种实体类型的实体, 计算其与查询实体的相关度。实体相关度由通用相关度和时态相关度组成。

3.1 实体类相关度

候选实体类的相关度计算目前考虑如下两个方面的特征。

(1)查询共现度(co-occurrence):查询日志中用户查询的实体类共现度统计信息,共现度越高说明两种实体类之间的关联越大,计算公式如式(1)所示。例如,用户经常一起搜索电影、音乐剧。

$$Score_{\omega}(et(e), et(e_r)) = \frac{|\text{co-occurrence}(et(e), et(e_r))|}{|\sum \text{co-occurrence}(et(e), et_i)|} \quad (1)$$

其中, e 是用户查询的实体, e_r 是推荐实体; et_i 表示异构信息空间中的任意一种实体类型; $|\text{co-occurrence}|$ 表示查询日志中两种实体类型共同出现的次数。

(2)语义相关度(Semantic Relevancy):实体类关联图推荐实体类型与查询实体类型在语义上的相关度,根据两个实体类间的关联路径进行计算,如式(2)所示。

$$Rsem(et(e), et(e_r)) = \frac{\sum_{i=1}^{|\text{PATH}|} Sem(P_i)}{|\text{PATH}|} \quad (2)$$

其中, PATH 表示两个实体类间的路径集合; $|\text{PATH}|$ 表示两个实体类间的路径个数; P_i 表示任意一条路径; Sem 是路径的语义度量函数。

实体类相关度由查询共现度与语义相关度组成,计算公式如式(3)所示。与查询实体 e 的实体类型相关度得分Top- n 的实体类型作为所推荐实体 e_r 的候选类型。

$$REL(et(e), et(e_r)) = \omega Score_{\omega}(et(e), et(e_r)) + (1-\omega)Rsem(et(e), et(e_r)) \quad (3)$$

其中, ω 和 $1-\omega$ 分别是各个部分的权重系数。实验中 ω 设置为0.5。

3.2 实体通用相关度

推荐实体的通用相关度(记作 $Rel_{general}$)计算考虑如下4个方面的特征。

(1)属性相关度(Attribute Relevancy):两个实体在属性特征上的相关度,计算公式如式(4)所示。

$$Rel_A(e, e_r) = \frac{|\sum_{i=1}^{|\text{Attr}|} sim(e.attr_i, v, e_r.attr_i, v)|}{|\text{Attr}|} \quad (4)$$

其中, sim 表示相似度; $|\text{Attr}|$ 表示查询实体 e 的属性的个数。例如:两篇文章的作者是同一个人;两部电影的主演是同一个人。

(2)关联路径语义相关度(Association Relevancy):两个实体在实体关联图上的关联路径的语义相关度,计算公式如式(5)所示。

$$Rel_P(e, e_r) = \frac{|\sum_{i=1}^{|\text{Path}|} Sem(p_i)|}{|\text{Path}|} \quad (5)$$

其中, Path 表示两个实体间的路径集合; $|\text{Path}|$ 表示两个实体间的路径的个数; p_i 表示任意一条路径; Sem 是路径的语义度量函数。

(3)邻居相关度(Neighborhood Relevancy):两个实体在实体关联图上的公共邻居的Jaccard相似度,计算公式如式(6)所示。

$$Rel_N(e, e_r) = \frac{|\text{Neighbor}(e) \cap \text{Neighbor}(e_r)|}{|\text{Neighbor}(e) \cup \text{Neighbor}(e_r)|} \quad (6)$$

其中, $\text{Neighbor}(e)$ 和 $\text{Neighbor}(e_r)$ 分别表示查询实体 e 、推荐实体 e_r 在实体关联图 G_{TA} 上的邻居实体集合。

(4)全局受欢迎度(Global Popular):根据查询日志得到

推荐实体在其同种类型实体中的受欢迎度,计算公式如式(7)所示。

$$Popular(e_r) = \frac{freq(e_r)}{|\sum_{i=1}^{|\text{et}(e_r)|} freq(e_i)|} \quad (7)$$

其中, $|\text{et}(e_r)|$ 是推荐实体类型 $et(e_r)$ 的实体集大小; $freq(e_r)$ 表示 e_r 在查询日志里用户查询中出现的频率。

推荐实体的通用相关度由上述4部分线性组合而成,即 $Rel_{general}(e, e_r) = \alpha Rel_A(e, e_r) + \beta Rel_P(e, e_r) + \gamma Rel_N(e, e_r) + (1-\alpha-\beta-\gamma) Popular(e_r)$ (8)

其中, $\alpha, \beta, \gamma, 1-\alpha-\beta-\gamma$ 分别是各个部分的权重系数。实验中各部分权重系数均设置为0.25。

3.3 实体时态相关度

推荐实体的时态相关度(记作 $Rel_{temporal}$)计算考虑如下两方面的特征:1)实体时间轴局部受欢迎度;2)查询时间上下文匹配度。

(1)时间轴局部受欢迎度(Temporal Popular):根据查询日志得到在查询上下文时间内或最近一段时间范围内推荐实体在其同一类型实体中的受欢迎度,记作 $TPopular$,计算公式如式(9)所示。

$$TPopular(e_r) = \begin{cases} \frac{freq(e_r)_{Current}}{|\sum_{i=1}^{|\text{et}(e_r)|} freq(e_i)_{Current}|}, & \text{if } Context_T = \text{NULL} \\ \frac{freq(e_r)_{ContextT}}{|\sum_{i=1}^{|\text{et}(e_r)|} freq(e_i)_{ContextT}|}, & \text{if } Context_T \neq \text{NULL} \end{cases} \quad (9)$$

其中, $|\text{et}(e_r)|$ 是推荐实体类型 $et(e_r)$ 的实体集大小; $Current$ 表示当前时间; $Context_T$ 是查询的时间上下文; $freq(e_r)_{ContextT}$ 表示在时间上下文下的 e_r 在查询日志里用户查询中出现的频率。

(2)查询时间上下文匹配度(Temporal Context Matching):对于具有查询时间上下文的查询,计算推荐实体的时间信息与查询的时间上下文 $Context_T$ 的匹配度,计算公式如式(10)所示。

$$TRel(e, e_r) = 1 - \frac{Distance(Context_T, e_r, t)}{\text{Max}(e_r, t, e, t) - \text{Min}(e_r, t, e, t)} \quad (10)$$

其中, $Distance$ 是计算时间距离的函数; Max 和 Min 分别是查询实体的时间信息、查询的时间上下文两者的最大值和最小值。

推荐实体的时态相关度是上述两部分的线性组合,即

$$Rel_{general}(e, e_r) = \lambda TPopular(e_r) + (1-\lambda) TRel(e, e_r) \quad (11)$$

其中, λ 和 $1-\lambda$ 分别是各个部分的权重系数。实验中 λ 设置为0.5。

3.4 两阶段实体推荐算法

推荐实体的最终相关度(记作 REL)分值是通用相关度和时态相关度的线性组合。推荐实体的排序按照相关度分值进行降序排列,如式(12)所示。

$$REL(e, e_r) = \sigma Rel_{general} + (1-\sigma) Rel_{temporal} \quad (12)$$

其中, $Rel_{general}, Rel_{temporal}$ 都规范化在 $[0, 1]$ 范围内; σ 和 $1-\sigma$ 是各部分权重系数。实验中 σ 设置为0.5。

T-ERe 提出两阶段的时间感知的跨类型实体推荐算法(见算法 1)。首先根据实体类相关度确定查询实体 e 的相关实体类候选集合 $E_r T = \{et_1, et_2, \dots, et_n\}$, 即相关度得分 Top- n 的实体类型作为所推荐实体 e_r 的候选类型(实验中 n 设置为 3), 并按相关度高低排序(第 1-2 行); 然后, 对每一种实体类 et_i 进行搜索并根据推荐实体的通用相关度和时态相关度分值将 Top- k (实验中 k 设为 10) 个实体推荐给用户(第 3-9 行)。

算法 1 Two-phases time-aware cross-type entity recommendation algorithm

Input: 查询实体 e , 查询时间点 t

Output: 推荐实体集 E_r

Process:

//阶段 1

1. compute $REL(et(e), et(e_r))$;

2. $E_r T \leftarrow$ sorted candidate entity types $\{et_1, et_2, \dots, et_n\}$ according to relevance score;

//阶段 2

3. foreach entity type et_i in $E_r T$ do

4. compute $Rel_{general}(e, e_r)$;

5. compute $Rel_{temporal}(e, e_r)$;

6. compute $REL(e, e_r)$;

7. $E_r \leftarrow$ sorted recommended entities according to relevance scores;

8. end for

9. return E_r

4 实验与评价

以学术文献领域的数据集 DBLP、电影领域的数据集 IMDB 作为实验数据, 数据集的统计情况如表 1 所列。使用 top-10 平均排序倒数(MRR)作为评价量度, 如式(13)所示。其中, $|E|$ 表示测试实体集大小; e_r 表示真实(ground truth)实体; $rank(e_r)$ 表示 e_r 在 Top-10 推荐结果下的排序。如果 e_r 不在 Top-10 推荐结果中, 那么 $rank(e_r)$ 的值为 0。MRR 的值越大, 说明推荐效果越好。

表 1 数据集的统计信息

Data Set	# entities	# Associations	Time span
DBLP	2345	4456	1989-2012
IMDB	1356	6577	1990-2013

$$MRR = \frac{1}{|E|} \sum_{i=1}^{|E|} \frac{1}{rank(e_r)} \quad (13)$$

T-ERe 的性能: 实验比较 T-ERe, Baseline1, Baseline2 方法的性能, 结果如表 2 所列。

表 2 推荐性能比较实验结果

Data Set	Method	MRR
DBLP	T-ERe	0.45
	Baseline1	0.31
	Baseline2	0.32
IMDB	T-ERe	0.46
	Baseline1	0.36
	Baseline2	0.37

从表 2 中可以看出, 在两个数据集上 T-ERe 都明显好于其他两种 Baseline 方法, 因为 T-ERe 既考虑了跨类型推荐又考虑了实体时态相关度。

1) Baseline1: 推荐实体的相关度不考虑实体的时态相关度, 即 $REL(e, e_r) = Rel_{general}$ 。

2) Baseline2: 非跨类型实体推荐, 即只推荐与查询实体同类型的实体。

T-ERe 的可伸缩性: 数据集的大小从 10MB 变化到 60MB 的 T-ERe 的执行时间, 实验结果如图 3 所示。从图 3 中可以看出, 在两个数据集上, 随着数据量的增大, 执行时间都以 sub-linear 的方式增加, 这说明 T-ERe 具有较好的可伸缩性。

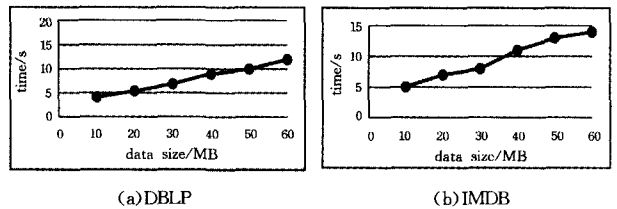


图 3 T-ERe 的可伸缩性

结束语 针对异构信息空间中具有时间信息、相互关联的异构实体, 本文提出时间感知的跨类型实体推荐框架 T-ERe 以提供给用户多样化的、时间上最相关的实体推荐结果。在真实数据集上的实验结果表明了 T-ERe 的可行性和有效性。

参考文献

- [1] ADOMAVICIUS G, TUZHILIN A. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions[J]. IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, 2005, 17(6): 734-749.
- [2] WANG L C, MENG X W, ZHANG Y J. Context-Aware Recommender Systems[J]. Journal of Software, 2012, 23(1): 1-20. (in Chinese)
- [3] 王立才, 孟祥武, 张玉洁. 上下文感知推荐系统[J]. 软件学报, 2012, 23(1): 1-20.
- [4] BURKE R. Hybrid Web Recommender Systems[M]// The Adaptive Web. Springer, Berlin, Heidelberg, 2007: 377-408.
- [5] GORLA J, LATHI N, ROBERSTON S. Probabilistic Group Recommendation via Information Matching[C]// Proc. of WWW. 2013.
- [6] RAKESH V, WANG C L, CHANDAN K. Reddy. Probabilistic Group Recommendation Model for Crowdfunding Domains[C]// Proc. of WSDM. 2016.
- [7] YANG X, STECK H, LIU Y. Circle-based recommendation in online social networks[C]// Proc. of KDD. 2012.
- [8] KHODAEI A, ALONSO O. Temporally-aware signals for social search[C]// SIRIR 2012 Workshop on Time-aware Information Access. 2012.
- [9] CHEKULA S K, KAPANIPATHI P, DORAN D. Entity Recommendations Using Hierarchical Knowledge Bases[C]// Extended Semantic Web Conference 2015. 2015.
- [10] MILIARAKI I, BLANCO R, LALMAS M. From Selena Gomez to Marlon Brando: understanding explorative Entity search[C]// Proc. of WWW. 2015.

实例表明,在计算多粒度决策粗糙集的粒度约简时,利用损失函数得到概率阈值,将近似分布质量的变化作为粒度重要度的度量,分别得到了乐观/悲观多粒度决策粗糙集意义下的粒度约简集,最终求得的粒度约简与原始多粒度空间具有同样的决策能力。在本实例中每个站点的评估互相独立的情况下,乐观多粒度意义下,站点2、站点3和站点5的评估构成了最终的粒度约简,而站点1和站点4的评估可以忽略。悲观多粒度意义下,站点1和站点2的评估或者站点2和站点4的评估构成了最终的粒度约简。

结束语 本文在泛化的多粒度决策粗糙集模型的基础上进一步分析了多个粒度空间在乐观和悲观的融合策略下的概率融合关系,推导出基于最大条件概率和最小条件概率的粗糙集近似表示,并且基于此构建了乐观多粒度决策粗糙集模型和悲观多粒度决策粗糙集模型。基于该模型提出了基于 α -下近似分布的粒度约简算法,并通过实例验证了算法的有效性。针对多粒度决策粗糙集的粒度选择问题的研究为多粒度粗糙集方法在解决实际的风险决策问题时提供了新的思路和方法。在多粒度决策粗糙集中的粒选择以及进一步的决策分析都将是以后研究工作的重点。

参考文献

- [1] PAWLAK Z. Rough Set[J]. International Journal of Computer and Information Science, 1982, 11: 341-356.
- [2] PAWLAK Z, Skowron A. Rudiments of rough sets[J]. Information Sciences, 2007, 177: 3-27.
- [3] 梁吉业,李德玉. 信息系统中的不确定性与知识获取[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 42-67.
- [4] ZIARKO W. Variable precision rough set model[J]. Journal of Computer System Sciences, 1993, 46(1): 39-59.
- [5] SLEZAK D, ZIARKO W. The investigation of the Bayesian rough set model[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2005, 40: 81-91.
- [6] YAO Y Y, WONG S K M. A decision theoretic framework for approximating concepts[J]. International Journal of Man-machine Studies, 1992, 37: 793-809.
- [7] YAO Y Y. Three-way decision with probabilistic rough sets[J]. Information Sciences, 2010, 180: 341-353.
- [8] LIN T Y. Granular computing on binary relations II: Rough set representations and belief functions [M] // Rough Sets and Knowledge Discovery. 1998, 122-140.
- [9] YAO Y Y, SHE Y H. Rough set models in multigranulation spaces[J]. Information Sciences, 2016, 327: 40-56.
- [10] QIAN Y H, LIANG J Y, YAO Y Y, et al. MGRS: a multi-granulation rough set[J]. Information Sciences, 2010, 180: 949-970.
- [11] QIAN Y H, LI S Y, LIANG J Y, et al. Pessimistic rough set based decisions: A multigranulation fusion strategy[J]. Information Sciences, 2014, 264(20): 196-210.
- [12] QIAN Y H, ZHANG H, SANG Y L, et al. Multigranulation decision-theoretic rough sets [J]. International Journal Approximate Reason, 2014, 55: 225-237.
- [13] SANG Y L, QIAN Y H. A Granular Space Reduction Approach to Pessimistic Multi-Granulation Rough Sets[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25(3): 361-366. (in Chinese)
- 桑妍丽,钱宇华. 一种悲观多粒度粗糙集中的粒度约简算法[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(3): 361-366.
- [14] ZHANG M, TANG Z M, XU W Y, et al. Variable Multi-granulation Rough Set Model[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25(4): 709-720. (in Chinese)
- 张明,唐振民,徐维艳,等. 可变多粒度粗糙集模型[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(4): 709-720.
- [15] MENG H L, MA Y Y, XU J C. Granularity Reduction of Variable Precision Pessimistic Multi-granulation Rough Set Based on Granularity Entropy of Lower Approximate Distribution [J]. Computer Science, 2016, 43(2): 83-86. (in Chinese)
- 孟慧丽,马媛媛,徐久成. 基于下近似分布粒度熵的变精度悲观多粒度粗糙集粒度约简[J]. 计算机科学, 2016, 43(2): 83-86.
- [16] YANG X B, QI Y, YU H L, et al. Updating multigranulation rough approximations with increasing of granular structures [J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 64: 59-69
- [17] ZHAI Y J, ZHANG H. Reduction of Variable Precision Multi-granulation Rough Sets[J]. Journal of Jinling Institute of Technology, 2013, 29(4): 1-8. (in Chinese)
- 翟永建,张宏. 变精度多粒度粗糙集的约简研究[J]. 金陵科技学院学报, 2013, 29(4): 1-8.
- [18] ZHANG W X, MI J S, WU W Z. Knowledge Reductions in Inconsistent Information Systems[J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(1): 12-18. (in Chinese)
- 张文修,米据生,吴伟志. 不协调目标信息系统的知识约简[J]. 计算机学报, 2003, 26(1): 12-18.

(上接第192页)

- [10] MILCHEVSKI D. Entity recommendation based on Wikipedia [D]. University of Saarland, Germany, 2013.
- [11] BLANCO R, CAMBAZOGLU B B, MIKA P, et al. Entity Recommendations in Web Search[C] // Proc. of ISWC. 2013: 33-48.
- [12] YU X, REN X, SUN Y Z, et al. Personalized Entity recommendation: a heterogeneous information network approach [C] // Proc. of WSDM. 2014.
- [13] MILCHEVSKI D, BERBERICH K. X-REC: Cross-category entity recommendation[C] // Proc. of IiiX. 2014.
- [14] ALTHOFF K, DONG X L, MURPHY K. TimeMachine: Timeline generation for Knowledge-base entities[C] // Proc. of KDD. 2015.
- [15] BORDINO I, MEJOVA Y, LALMAS M. Penguins in Sweaters, or Serendipitous Entity Search on user-generated Content[C] // Proc. of CIKM. 2013.
- [16] METZGER S, SCHENKEL R, SYDOW M. QBEEs: query by entity examples[C] // Proc. of CIKM. 2013.
- [17] YU X, MA H, HSU B J, et al. On Building Entity Recommender Systems Using User Click Log and Freebase Knowledge[C] // Proc. of WSDM. 2014.
- [18] BI P, MA H, HSU B J. Learning to Recommend Related Entities to Search Users[C] // Proc. of WSDM. 2015.