

面向社交媒体搜索的实体关系建模研究综述

王大玲 于 戈 冯 时 张一飞 鲍玉斌

(东北大学计算机科学与工程学院 沈阳 110819)

(东北大学医学影像计算教育部重点实验室 沈阳 110819)

摘 要 社交媒体是一种新型的用户交流平台,其中包含丰富的用户生成资源以及通过对资源的操作而形成的用户社群. 社交媒体搜索是关于这些用户、资源及其关系的搜索,构建社交媒体用户和资源关系模型是支持社交媒体搜索的一种有效途径. 目前社交媒体搜索的研究已取得了大量的成果,文中基于这些研究成果,给出一个社交媒体搜索系统框架,阐述资源与用户关系建模在其中的作用,将用户和资源均视为“实体”,将用户与用户、用户与资源及资源与资源间的关系均视为实体间“关系”,将社交媒体搜索归类为“实体搜索”及“关系搜索”. 基于实体关系模型结构及实体关系的计算方法,分类综述了“实体搜索”及“关系搜索”中的实体关系建模工作的研究现状,分析了社交媒体实体关系建模技术面临的问题和挑战,并展望了未来的研究趋势.

关键词 社交媒体建模; 社交媒体搜索; 实体关系模型; 实体搜索; 关系搜索; 社交网络

中图法分类号 TP393 DOI号 10.11897/SP.J.1016.2016.00657

Research on Modeling Entities and Their Relations for Social Media Search

WANG Da-Ling YU Ge FENG Shi ZHANG Yi-Fei BAO Yu-Bin

(School of Computer Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819)

(Key Laboratory of Medical Image Computing of Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110819)

Abstract Social media is a kind of new platform for user communication. It contains rich user generated resources and user communities formed by operating the resources. Searching the users, resources, and their relations is the major goal of social media search, which can be realized by modeling the relations among users and resources in social media. There have been a lot of research results achieved on the field of current social media search. This paper gives a social media search system framework based on these results, and describes the effect of modeling users, resources, and their relations in the framework. Moreover, both users and resources are regarded as entities in this paper, the relations among users, among resources, and between users and resources are all regarded as relations among entities, and social media search studies are categorized into entity search and relation search. For the two kinds of search, based on the structure of entity relation model and the relation measure among entities, a comprehensive survey of the relative work in this research domain is given respectively. The paper also analyzes the problems and challenges on the modeling techniques and finally proposes further research directions.

Keywords social media modeling; social media search; entity relation model; entity search; relation search; social networks

收稿日期:2015-03-25;在线出版日期:2015-10-19. 本课题得到国家自然科学基金(61370074,61402091)资助. 王大玲,女,1962年生,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为数据挖掘、信息检索. E-mail: wangdaling@cse.neu.edu.cn. 于 戈,男,1962年生,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为数据科学、先进数据库. 冯 时,男,1981年生,博士,讲师,主要研究方向为情感分析、观点挖掘. 张一飞,女,1977年生,博士,讲师,主要研究方向为机器学习与多媒体数据挖掘. 鲍玉斌,男,1968年生,博士,教授,主要研究领域为图数据搜索与挖掘.

1 社交媒体搜索与建模

随着 Web 2.0 时代的到来,网络用户已经不仅是被动的信息消费者,而且也是主动的信息生产者和建设者. Web2.0 技术的发展使用户可以在线交流、协作、发布、分享、传播信息,于是一种新的技术平台——社交媒体应运而生.

1.1 社交媒体中的用户与资源

社交媒体(social media)是一种基于 Web 和移动互联网的应用平台,它允许构建、访问和交换各种用户生成内容^[1](包括文本、图像、视频、音频等). 与传统媒体相比,社交媒体的新特点体现在:(1)用户由被动的“读者”变成了主动的“写者”和“建设者”,用户不仅可以从社交媒体中获得资源,也可以向社交媒体提供资源和相关的标注;(2)社交媒体资源内容本身更加多模态化,不仅包括文本、图像、视频、音频等多种媒体的信息表现形式,而且具有丰富的用户标签信息;(3)用户与社交媒体资源的关系更加复杂,不仅表现为用户对资源操作的双重性(读、写),而且表现为资源之间的内容相似或相关、用户之间的直接关系或因对资源操作而形成的间接关系.

基于此,社交媒体实际上可以视为一个由用户与资源(即各种用户生成内容)构成的巨大的复杂关系网络. 这里的“用户”即社交媒体资源的发布者和使用者,包括构建、上传、转载、共享、浏览、关注等一切对社交媒体资源进行过操作的用户.“资源”即用户在社会媒体中发布的原始信息单元及其组合或某个部分. 原始信息单元如一篇博文、一条微博、一幅图片、一段视频、一首乐曲等,称之为单一资源. 单

资源中的某个部分称为子资源,如微博中的图片、视频中的音乐以及图片或视频中的标签等. 单一资源的有序组合称为复合资源,如不同用户上传的关于同一景点的多幅图片及若干文本. 通过对单一、复合资源的分析和挖掘,可望得到综合资源,例如,对于某个景点,对用户上传的图片、撰写的博文、发布的微博等进行深入挖掘可获得“旅游综合资源”;针对某个学术问题,对相关社群用户的讨论、发表的文章、乃至该社群本身的挖掘可获得“学术综合资源”.

1.2 社交媒体搜索框架

根据上述社交媒体资源和用户的定义及关系分析可知,社交媒体搜索即是在社交媒体这个用户与资源构成的巨大的复杂关系网络中所实施的关于用户、资源、子资源、资源组合、用户间关系、资源间关系以及用户与资源间关系的搜索.

考虑社交媒体搜索中用户的需求,一方面是用用户(群)和(单一、综合)资源搜索. 对于一个资源,可以搜索与该资源内容相似的资源、表达相同情感的资源、具有相关话题的资源、对该资源进行过某种操作的用户...;对于一个用户,可以搜索与该用户关系密切的用户、与该用户兴趣相似的用户、被该用户操作过的资源... 另一方面是搜索用户之间、资源之间以及用户与资源之间的各种关系. 如果将前面的“用户”和“资源”均视为“实体”,将用户与用户的联系、用户对资源的操作、资源与资源的相似或相关性均视为“关系”,则前者为基于“实体”和“关系”的“实体搜索”,后者为基于“实体”的“关系搜索”.

基于上述社交媒体用户和资源实体及其关系的描述以及当前社交媒体搜索领域的研究成果,本文概括社交媒体搜索系统的总体框架如图 1 所示.

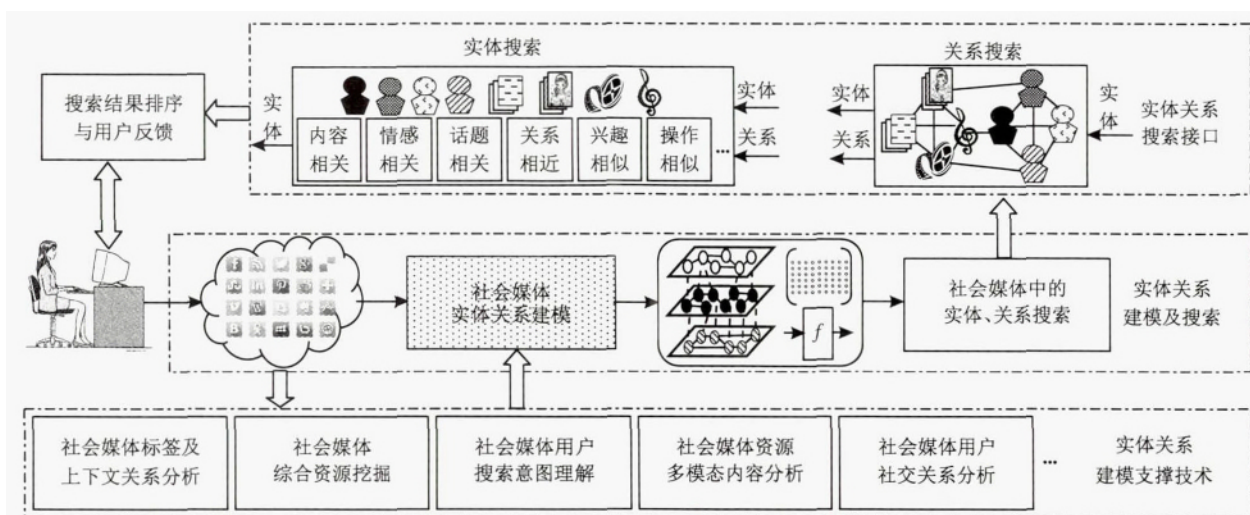


图 1 社交媒体搜索系统总体框图

1.3 面向社交媒体搜索的实体关系建模概览

图 1 中的“社交媒体实体关系建模”是将社交媒体中的资源实体和用户实体以某种结构组织起来,描述这些实体以及他们之间的关系.社交媒体搜索中,搜索需求是多样的,面向这些搜索所构建的实体关系模型的组织结构和描述形式也是不同的,其建模过程大多是针对某(些)种具体的搜索需求或特定的社交媒体而进行的.基于前述搜索示例的描述,为了组织社交媒体中用户实体和不同粒度、不同模态的资源实体,表征他们之间的关系,“社交媒体实体关系建模”将涉及社交媒体标签与上下文关系分析(支持资源实体之间关系建模及资源与用户实体之

间关系建模)、社交媒体综合资源挖掘(支持综合资源实体建模)、社交媒体用户搜索意图理解(支持用户实体与资源实体之间关系建模)、社交媒体资源多模态内容分析(支持资源实体间关系建模)、社交媒体用户社交关系分析(支持用户实体之间关系建模)等.

如上所述,为支持社交媒体搜索而构建的资源与用户关系模型即为实体关系模型.为描述社交媒体搜索中与输入和输出相关的用户、资源和子资源实体及其关系,进而综述相关工作,本文首先基于相关文献,对社交媒体搜索中的实体搜索建模工作给出一个概览(如表 1 所示).

表 1 面向社交媒体搜索的实体关系建模方法概览

行	模型 表达形式	模型的 输入实体	模型的 输出实体	建模过程涉及的 更多实体	建模过程涉及的 主要关系	实体关系 主要推演方法	本文给出的 主要文献
1	多层次图	资源:博文,推文,照片,标签等 用户:上述各种资源的操作者	用户,文本,视频,图像	用户特征,用户标签,用户兴趣,资源特征	用户操作,资源相似或相关性,用户间偏好相似性,...	媒体上下文确定,特征抽取,相似性度量,用户兴趣分析,图上随机游走	WWW 2013 ^[2] , JICES 2013 ^[3]
2	异构信息网络	资源:论文 用户:论文作者	论文,引文,作者,合作者	论文中的术语、话题、关键字、引用、论文发表地点、时间	元路径相似性,术语或话题相似性,发表、引用数量,论文对话题或术语的包含,作者合作	特征相似性计算,元路径聚类,图上随机游走,相关性反馈	PVLDB 2011 ^[4] , KAIS 2013 ^[5] , JCDL 2014 ^[6] , CIKM 2014 ^[7] , KDD 2014 ^[8] , SIGMOD 2014 ^[9]
3	张量空间模型	用户:微博发布、转发、关注、回复、评论者	用户,微博	微博术语、标签、时间	用户操作,微博发表时间,用户之间的关系	微博术语抽取,内容分析	ISI2013 ^[10]
4	超图	资源:图像、音乐	图像,心情	图像特征、标签、音乐特征、标签、心情	音乐表达的心情,图像之间的相关性	媒体上下文确定,特征抽取,情感分析,相似性度量	IZUSC 2014 ^[11] , MM 2011 ^[12-13] , TIP 2013 ^[14]
5	普通图	资源:微博、新闻、评论、话题、图像	情感,新闻,图像	用户位置,微博、新闻、评论特征,情感、标签	微博表达的情感,新闻、评论相似性,基于文本和用户兴趣的图像关系	特征抽取,话题抽取,情感分析,矩阵变换,图上随机游走	SIGMOD 2014 ^[15] , SIGMOD 2010 ^[16] , HICSS 2012 ^[17] , MM 2013 ^[18] , CIKM 2014 ^[19]
6	普通图	用户:项目点击者,微博发布、转发、关注、回复、评论者	项目,位置,微博	资源特征,项目标签,话题	用户对资源的偏好,用户、标签、项目的使用与标注	位置确定,图上随机游走,矩阵变换,路径传播	IPM 2010 ^[20] , WSDM 2014 ^[21] , WWW 2013 ^[22] , SIGIR 2014 ^[23]
7	普通图	用户:帖子发布、转发、关注、回复、评论者, Friendbook 使用者	用户	用户活动,文本特征,地理位置	话题相关,活动相似,影响力,用户对资源的操作,用户位置、兴趣、偏好相似	基于产生式模型的资源表示,矩阵分解,影响力扩散建模,文本内容分析	ICWE 2014 ^[24] , TMC 2015 ^[25]
8	普通图	资源:话题,帖子	专家,意见领袖,作者	文本特征,关键词	网络节点权威性,用户对资源的操作	话题抽取,权威网络构建,传播概率计算	SoMeRA@SIGIR 2014 ^[26] , JOI 2014 ^[27] , CCL 2013 ^[28] , 计算机学报 2013 ^[29]
9	向量空间模型	资源:音乐	心情	标签,特征,情感	音乐表达的心情	特征抽取,情感分析,奇异值分解,概率潜在语义分析	TKDE 2014 ^[30]
10	向量空间模型	用户:浏览者	书籍	术语,书籍特征	用户对书籍的偏好	特征抽取,内容分析	CIKM 2014 ^[31]
11	倒排索引	资源:草图	图像	图像特征	图像与草图的相似性	图像边缘特征提取、哈希编码	MM 2013 ^[32]

续 表

行	模型 表达形式	模型的 输入实体	模型的 输出实体	建模过程涉及的 更多实体	建模过程涉及的 主要关系	实体关系 主要推演方法	本文给出的 主要文献
12	关系 表达函数 或过程	资源:图像,文本, 声音,视频,事件	图像, 标签, 声音, 视频, 情感, 商品, 事件 要素	图像特征,社会标 签,文本特征,音频 特征,视频特征、情 感,新闻中的事件、 地点、时间、人物	资源的上下文及语 义相关性,视频表 达的情感,用户对 资源的操作,用户 关系	资源特征提取,不 同模态资源的统一 空间映射,深度学 习,流形学习,情感 分析,相关性反馈	MM 2013 ^[33-35] , MM 2014 ^[36-38] , CVPR 2015 ^[39] , HCI 2013 ^[40] , 软件学报 2013 ^[41-42] , PVLDB 2014 ^[43] , AAAI 2014 ^[44-45]
13	关系 表达函数 或过程	用户:资源上传、 使用、分享者	视频, 图像, 商品, 文档	用户属性,图像、视 频特征,文档属性	用户视频、图像、商 品、文档的偏好,用 户关系	资源特征抽取,交 互关系获取,回归, profile 构建	MM 2014 ^[46] , ISSN 2013 ^[47] , DSS 2013 ^[48] , SIGIR 2014 ^[49]
14	关系 表达函数 或过程	用户:评论发布、 回复者,问题或 答案提交者	用户, 社群	评论,社群、问题、 答案	社群间关系,用户 与社群关系,用户 间信任关系	基于评论的用户兴 趣相似度,基于产生 式模型的语义关系 推演	WSDM 2012 ^[50] , SIGIR 2014 ^[51] , DASFAA 2014 ^[52]
15	实体关系 综合挖掘 算法	包含实体、关系 的一些问题	计划、 流程、 建议、 答案等	资源特征,用户 特征	各种实体间的显 式、隐式相似与相 关性,实体、用户间 的潜在关系	各种数据分析与挖 掘方法的结合	MM 2011 ^[53] , SIGIR 2014 ^[54] , MM 2013 ^[55-56]

表 1 中,就模型表达形式而言,1~4 行是较复杂的数据结构,5~11 行是较简单的数据结构,12~14 行并无显式的数据结构,其实体关系隐含在关系表达函数或推演过程中,15 行则是综合资源搜索过程中的相关实体及关系的综合分析与挖掘过程.从搜索的输入和输出实体可见,除 1~3 行的输入和输出均同时包括了两大类实体外,其余的输入和输出均只包含一类实体.具体地,4~5、9、11~12 行的输入和输出均为资源实体,6、10、13 行的输入为用户、输出为资源实体,7、14 行的输入和输出均为用户实体,8 行输入为资源、输出为用户实体.建模过程中除涉及输入、输出实体外,还包括从这些实体中抽取或划分出的显式或隐式特征、话题、标签等,输入和输出的实体本身也可能是子资源或实体特征.建模的最终目标是描述输入实体与输出实体之间的关系,而这些关系的获得则需要输入和输出实体本身以及与其相关的不同粒度的实体、它们之间已知的或需要推演的显式或隐式关系,推演方法包括直接的关系度量(如内容相似性、媒体上下文相关性等)和深入的分析过程(如随机游走、统一空间映射、深度学习等).

表 1 给出的只是相关工作的概括和总结,具体地,由于本文所述的实体关系建模旨在支持社交媒体搜索,而搜索输入的“关系”常常需要在建模时定义其具体的度量方法(如“兴趣相似”可以基于用户之间的关系或用户对资源的操作关系来度量).这种关系度量所涉及的实体常常需要在输入的实体基础上进一步抽取特征和发现其他相关实体,因此搜索

的输入和输出在很大程度上决定了实体的表达及实体间关系的度量方法.

1.4 面向社交媒体搜索的实体关系描述

基于 1.3 节的分析,本文首先以实体(集合)和关系(集合)为输入、分别以两类实体(集合)为输出,对图 1 中的“实体搜索”进行分类(即下面的搜索类型(1)~(3)),再分别以两类实体集合为输入、以它们本身及其之间的关系集合为输出,对“关系搜索”进行分类(下面的搜索类型(4)~(6)),给出面向社交媒体搜索的实体关系的形式化描述,再对“综合资源搜索”予以说明.

令 $SM=(E_{sm}, W_{sm})$ 为社交媒体中实体及其关系构成的集合. SM 中的 $E_{sm}=(U_{sm}, R_{sm})$, 其中 U_{sm} 为用户实体集合, $R_{sm}=(R_T, R_I, R_V, R_A)$ 为资源实体集合, R_T, R_I, R_V, R_A 分别为文本、图像、视频、音频资源以及它们的子资源; SM 中的 W_{sm} 为实体间关系的集合. 社交媒体搜索实际上是根据搜索需求 $S_{sm}=(E_s, W_s)$ (由用户直接输入或系统根据其输入推导出), 在 SM 中发现满足 S_{sm} 的集合 $O_{sm}=(E_o \subset E_{sm}, W_o \subset W_{sm})$, 其中, $E_s=(U_s, R_s)$, $E_o=(U_o, R_o)$ (R, U 分别代表资源和用户集合).

具体地,基于搜索需求 S_{sm} 和输出结果 O_{sm} 的关系,社交媒体搜索可以包括如下形式:

(1) $S_{sm}=(E_s, W_s), O_{sm}=(R_o, \{\})$: 对于输入的所有实体 $e \in E_s$ 和所有关系 $w \in W_s$, 搜索与 e 有关系 w 的资源集合 R_o . 其中 e 可以是资源 r , 如搜索“与文献 r 相似的文献”、“适合图片 r 的背景音乐”、“与视频 r 具有同样点击率的新闻报导”等; e 也可

以是用户 u , 如搜索“用户 u 上传的图片”、“用户 u 转发的视频”等. 该搜索的输出为资源实体集合;

(2) $S_{sm} = (E_s, W_s), O_{sm} = (U_o, \{\})$: 对于输入的所有实体 $e \in E_s$ 和所有关系 $w \in W_s$, 搜索与 e 有关系 w 的用户集合 U_o . 其中 e 可以是资源 r , 如搜索“转发过微博 r 的用户”、“参与过话题 r 讨论的用户”等; e 也可以是用户 u , 如搜索“与用户 u 关系密切的人”、“与用户 u 观点相似的人”、“与用户 u 同样喜欢某商品的人”等. 该搜索的输出为用户集合;

(3) $S_{sm} = (E_s, W_s), O_{sm} = (E_o, \{\})$: 该类搜索是前述类型(1)、(2)的组合. 其中 $e \in E_s$ 可以同时包括 u 和 r , 如搜索“与用户 u 关系密切并发布过资源 r 的用户”; 输出结果 E_o 也可以同时包括 U_o 和 R_o , 但这种搜索可以分解成分别对 U_o 、 R_o 的搜索, 如搜索“转发过资源 r 并且与用户 u 最近联系过的用户以及这些用户分享过的资源”可以分解为“转发过资源 r 并且与用户 u 最近联系过的用户”(结果为 U_o) 和“所有用户 $u \in U_o$ 分享过的资源”;

(4) $S_{sm} = (U_s, \{\}), O_{sm} = (U_o \subseteq U_s, W_o)$: 对于输入的所有用户 $u \in U_s$, 搜索这些 u 之间所有的关系构成的集合 W_o . 例如, 搜索 $U_s = \{u_1, u_2, u_3\}$ 之间的关系, 结果可以是“ u_1 与 u_2 是合作者, u_2 引用过 u_3 的文献”等. 该搜索的输出为用户之间的关系集合;

(5) $S_{sm} = (R_s, \{\}), O_{sm} = (R_o \subseteq R_s, W_o)$: 对于输入的所有资源 $r \in R_s$, 搜索这些 r 之间所有的关系构成的集合 W_o . 例如, 搜索 $R_s = \{r_1, r_2, r_3\}$ 之间的关系, 结果可以是“书籍 r_1 与文章 r_2 为同一作者所著, 文章 r_2 发表在会议 r_3 ”等. 该搜索的输出为资源之间的关系集合;

(6) $S_{sm} = (E_s, \{\}), O_{sm} = (E_o \subseteq E_s, W_o)$: 该类搜索是搜索类型(4)、(5)的组合. 例如, 搜索 $E_s = \{u_1, r_1, r_2\}$ 之间的关系, 结果可以是诸如“用户 u_1 上传了图片 r_1 , 图片 r_1 是新闻报导 r_2 的现场图片”等.

其中, (1)~(3) 即图 1 所述的“实体搜索”, (4)~(6) 即图 1 所述的“关系搜索”. 此外, 还有一种特殊类型的搜索, 即前面所述的“综合资源搜索”, 这种搜索并非前面(1)~(6)中的某一种, 其 S_{sm} 可以简单或复杂, 而 O_{sm} 未必严格满足 $E_o \subseteq E_{sm}$ 和 $W_o \subseteq W_{sm}$, O_{sm} 是对相关资源综合分析并重构的结果, 这里将其视为搜索类型(7).

显然, 搜索类型(3)包含(1)、(2), 搜索类型(6)包含(4)、(5). 这里之所以将其单独定义, 一方面因为就建模而言, 度量用户实体之间、资源实体之间以及这两类实体之间的关系时, 所采用的关系推演有

所不同; 另一方面, 目前该领域的研究工作中, 大多还是(1)、(2)类型的搜索.

对于(1)、(2)类型的搜索, 当 S_{sm} 中的 $e \in E_s$ 仅为一个以标签表示的 u 或 r 时, 则 S_{sm} 退化为传统的关键词搜索; 当 $e \in E_s$ 为一个单一的非文本形式的 r (如一幅图片、一段视频、一首音频) 时, 则 S_{sm} 即为传统的基于内容的资源搜索.

进而, 当 S_{sm} 或 O_{sm} 涉及 R_T 、 R_I 、 R_V 、 R_A 中的两种或两种以上时, 这样的搜索是多模态搜索^[57]; 当 E_s 与 E_o 包含不同模态资源时, 这样的搜索是跨模态搜索^[58].

面向上述搜索构建实体关系模型时, 如果 E_s 或 E_o 同时涉及 U_{sm} 和 R_{sm} 时, 就需要对这两类实体及其关系建模, 这样的模型是异构的^[59]. 对于上述多模态或跨模态搜索, 则需要对不同模态的资源建模. 特别是, 有些搜索中, 虽然 E_s 与 E_o 是同类型实体、同模态资源, 但搜索过程中的关系度量将涉及异构实体或多模态资源, 如前述的“与用户 u 观点相似的人”, 虽然 E_s 及 E_o 均为用户, 但表达用户观点的是资源, 这种资源可能还涉及不同的模态, 这样的搜索需要对用户及不同模态资源及其关系进行建模, 其模型也是异构和多模态的.

1.5 社交媒体实体关系建模的意义

通过上面的描述可见, 面向社交媒体搜索的资源与用户关系模型 SM 的构建问题可以表示为: 通过合理地组织相关的实体 E_{sm} 并确定其关系 W_{sm} , 从而实现在 S_{sm} 搜索需求下, 返回满足搜索需求的、高质量和高效的 O_{sm} 结果.

由于社交媒体中包括用户实体及不同模态资源实体, 用户实体对资源实体的各种操作构成两类实体之间的多种关系, 而资源实体之间又具有相似、显式和隐式相关等各种关系, 用户实体之间亦存在各种关系, 因此社交媒体搜索较传统的 Web 搜索具有许多新的特点. 目前的社会媒体搜索中, 无论是专门开发, 还是借助于现成的搜索系统, 实际上均存在这样一个直接或间接的、显式或隐式的建模过程. 一方面, 对于前述类型(3)、(6)那样涉及用户、不同模态资源及其复杂关系的搜索, 实体关系模型应该是一个异构的、多模态的复杂关系网络, 图模型是表征这种关系的一种有效的数据结构. 在这样的图模型中, E_{sm} 被建模成图中的节点, W_{sm} 被建模成边. 在此情况下, “实体搜索”可以视为搜索满足与某些给定节点和边相关的节点, “关系搜索”可以视为搜索连接某些给定节点的边; 另一方面, 类型(1)、(2)那样的

搜索涉及的实体相对单一或者基于特定的关系,这类搜索的实体关系模型本身可能比较简单,甚至无显式的模型结构,建模的过程更多地体现在实体之间关系的度量方面。

面向社交媒体搜索的实体关系建模问题在社交媒体搜索中具有重要的作用,它在社交媒体实体与搜索者(本身可能也是社交媒体用户)之间架设了一座桥梁。目前关于社交媒体搜索相关的一些综述类文献中^[60-62],均将建模视为搜索的一个重要环节。此外,文献[63]从所用数据、应用领域、模型表达及构建方法几方面综述了社交媒体网站的用户模型构建方法,讨论了各方法的优劣势。文献[64]基于社交媒体中用户对项目的点击行为、话题与项目之间关系对用户的动态兴趣进行建模并将所建立的模型应用于推荐系统。

目前社交媒体搜索方面已有大量研究工作,其中包含了实体关系建模这一重要步骤。本文将这一步骤从相关工作中抽取出来,结合前面描述的社会媒体模型及社交媒体搜索分类,综述面向搜索的社会媒体实体及其关系建模技术的研究现状,进而分析面向社交媒体搜索的建模技术面临的问题和挑战,最后提出进一步的研究方向。

2 社交媒体实体关系建模研究现状

根据表 1,本节首先将模型分成复杂图模型和简单模型,对于简单模型,再针对其所支持的两种类型实体和关系的搜索进行分类,以此为主线分别综述社交媒体实体关系建模研究现状。

2.1 基于简单结构的社交媒体实体关系建模

这里所述的“简单结构”即表 1 中的 4~15 行,模型的表示包括超图、普通图、向量空间模型、倒排索引以及非显式结构的模型。所支持的搜索为专门的用户实体搜索或资源实体搜索,即前述搜索类型(1)和(2)。其中的“超图”虽然本身为复杂的图结构,但因当前相关工作中所支持的搜索主要为资源搜索,故在此讨论。

根据表 1,本节所述的模型所支持的是基于给定关系的用户实体或资源实体搜索,因此模型结构本身大多并不复杂,但相关的实体之间关系的计算却各具特色。

具体地,搜索类型(1),即资源实体搜索还包括“输入{资源,关系}、输出{资源}”和“输入{用户,关系}、输出{资源}”2 种具体类型,而搜索类型(2)包

括“输入{资源,关系}、输出{用户}”和“输入{用户,关系}、输出{用户}”2 种具体搜索类型。就实体间关系的度量而言,上述 4 种搜索类型可归纳为“资源-资源”、“用户-用户”和“用户-资源”3 类关系,下面分别对上述实体间关系的计算方法进行论述。

2.1.1 “资源-资源”关系建模

此种关系模型支持“输入{资源,关系}、输出{资源}”类的搜索,建模的主要目的是输入的资源与输出资源之间关系的计算,涉及表 1 中第 4、5、9、11、12 行的内容。

文献[33]针对跨模态检索需求,对于两类媒体数据 A 和 B (例如 A 为图像、 B 为文本),基于“在同一资源中共现”这样的媒体上下文线索获得 $X = \{X_i\}$ 向量,其中 $X_i = (A_i, B_i)$,将 A_i 和 B_i 分别以 HOG 和 TF/IDF 特征表达,通过两个映射 $f_A: R^A \rightarrow I^A$ 和 $f_B: R^B \rightarrow I^B$ 将 A 、 B 从初始媒体空间 R^A 和 R^B 映射到中间媒体空间(称为平行场嵌入空间) I^A 和 I^B ,并应用流形对齐算法实现映射 $f_I: I^A \rightarrow I^B$,以此构建不同模态资源之间的相似性关系模型(如图 2)。

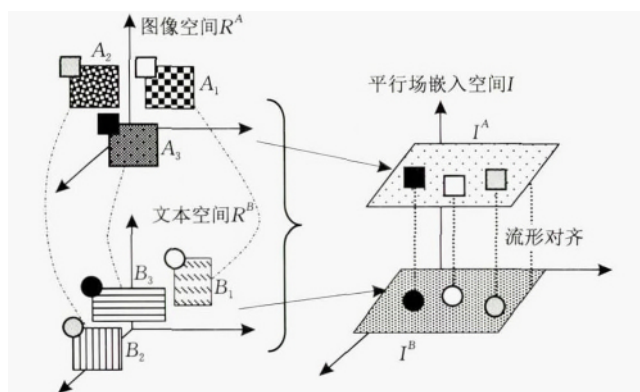


图 2 文献[33]提出的度量跨模态资源的建模方法

在此基础上,对于搜索需求 $Q_A \in R^A$,通过 f_B^{-1} 、 f_I 和 $f_A(Q_A)$ 几种映射,便可在 R^B 空间发现相似的 B 类资源(最近邻查询)。同理,对于搜索需求 $Q_B \in R^B$,通过 f_A^{-1} 、 f_I^{-1} 和 $f_B(Q_B)$ 映射,可在 R^A 空间发现相似的 A 类资源,从而实现跨模态资源搜索。

对于跨模态的资源搜索以及搜索过程中的跨模态数据分析,目前较多采用如文献[33]那样应用媒体上下文线索将不同类型媒体空间的资源特征映射到一个公共空间、在公共空间中度量它们相似或相关性的方法,但具体映射和度量的方法则不尽相同。文献[34]在包括图像、文本等不同模态数据的训练集中,考虑每种模态内的相似性和跨不同模态之间的相关性,提出一种跨模态哈希方法来学习一种哈希函数,度量文本与图像之间的关系。

根据搜索输入的“关系”，不同模态资源间的关系度量还有其它方法：文献[39]研究如何在照片中发现重要人物，为此建模照片与（照片中的）人物的关系，其“重要”的度量是基于用户标注和照片中人物特征（包括人在照片中的位置以及人脸的比例、清晰程度、姿势及与他人的咬合程度等）综合分析的结果；文献[36]基于图像特征和声音特征的统计相关性，度量图像与声音之间的关系；文献[40]基于视频情感分析方法，度量视频与情感之间的关系；文献[41]将事件中的“动作”定义为“事件项”，将动作的“时间、地点、对象”及其组合定义为“约束项”，度量“约束项”与“事件项”之间的关系；文献[42]基于矩阵分解方法，建模学术文献之间的引用关系；文献[16]综合图像特征相似性、图像中的文本特征相似性以及图像进行的操作的用户兴趣相似性，建模图

像之间的关系；文献[15]建模推文、情感特征、用户三者之间关系，基于情感分析技术获得推文表达的情感；文献[17]基于新闻贴内容相似性和评论内容相似性，度量话题与新闻的关系。

为明确地表达不同模态资源的关系，目前一种常用的结构是超图，即一条边可连接多个节点，称为“超边”。文献[11]构建图像集合的概率超图模型（如图3(a)），其一条超边中连接多个相关的图像；文献[12]采用超图建模社交媒体中的图像与其上下文之间的关系（如图3(b)），其超边将相关的标签、用户、图像连接起来；文献[13]基于图像标注和视觉内容分别生成词袋和视觉特征袋，采用超图建模图像之间的关系（如图3(c)），其超边包括基于视觉内容的超边 e_{visual} 和基于标签的超边 e_{text} ；文献[14]用超图表示图像之间的特征相似性和标签相似性。

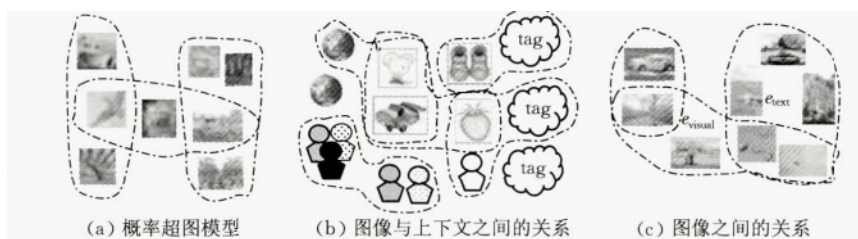


图3 文献[11-13]中的超图模型

近年来，深度学习技术也被应用于建模不同模态资源之间的关系方面：文献[37, 43]采用一种“auto-encoder”多层网络，运用深度学习技术首先对不同模态的特征进行训练，得到各模态特征在公共空间的表达形式，之后对不同模态特征在公共空间的表达进一步训练，实现不同模态资源的相关性度量（如图4所示）；文献[35]在图像的相似性计算过程中应用标签等文本信息，在建模时同样采用了深度学习技术，将不同模态的特征通过训练得到多模态相似性函数；文献[38]引入深度学习框架来学习图像的不同特征表达，为图像不同层次的特征进行建模。

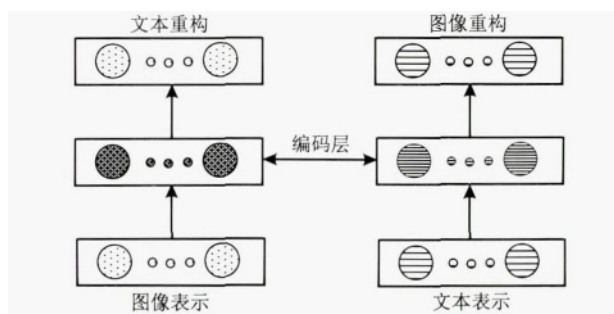


图4 文献[37]应用 auto-encoder 实现的跨模态资源表示

此外，文献[32]在基于草图的图像检索中，引入“类向量斜面特征对”，将复杂的匹配描述为“类向量斜面特征对”的交叉点乘，基于该描述开发一种压缩形状编码，通过投影该斜面特征到一个线性子空间来表达每个图像/草图；文献[30]基于奇异值分解和概率潜在语义分析技术建模音乐标签与所表达心情之间的关系。

还有一些需要首先从资源中通过高层语义分析或特征抽取技术获得更小粒度或隐含的资源（如特征、话题、情感等）再建模资源关系的，如文献[44-45]基于拉普拉斯变换建模图像特征与标签的关系，文献[18]基于图上的随机游走过程完善标签、图像及图像特征三者间关系，文献[19]则进行话题层次建模。

“资源-资源”间关系的建模方法中，即便是同模态资源之间的搜索，其关系度量时仍会引入其他模态的资源甚至用户关系。如文献[11-14, 35]虽然只是图像搜索，但借助于社交媒体中的标签（文本信息）及使用标签的用户关系，结合传统的视觉特征建模图像之间的关系，获得了比传统的基于内容的图像搜索更好的搜索结果。另一方面，在跨

模态资源搜索研究中,如文献[33,35,37-38,43],通过引入流形学习和深度学习技术建模文本与图像间关系,更有效地发现了不同模态资源之间的潜在语义关系。

这里将资源 R_1 、 R_2 之间关系的建模方法、即 R_1 与 R_2 间的相似或相关性度量方法归纳于表 2 中。

表 2 资源 R_1 与 R_2 之间关系度量方法

度量方法	实例描述	准备工作	应用场合
标签相似性	R_1 的标签与 R_2 的标签是否相同、相似	标签识别	有明确的资源标签
内容相似性	R_1 的内容与 R_2 的内容是否相同、相似	特征抽取	同模态资源
媒体上下文或语义相关性	R_1 与 R_2 是否在同一文档中“共现”, R_1 的子资源与 R_2 、 R_2 的子资源与 R_1 、或 R_1 的子资源与 R_2 的子资源是否相同、相似	子资源及特征提取	不同模态资源
情感或话题相似性	R_1 与 R_2 所表达的情感或关注的话题是否相同、相似	话题抽取 情感分析	相同或不同模态资源
统一空间的相似性	R_1 、 R_2 映射到一个统一的空间重新描述并度量其是否相同、相似	设计合理的映射和度量机制	不同模态资源
与其他资源的相关性	R_1 、 R_2 是否均与资源 R_3 相关, R_1 、 R_2 是否分别与相关的资源 R_3 、 R_4 相关	其他资源的相关性分析	相同或不同模态资源
用户操作的相关性	R_1 、 R_2 是否为同一用户发布,分别发布 R_1 、 R_2 的两用户是否相关	资源与用户关系分析	相同或不同模态资源

2.1.2 “用户-用户”关系建模

此种关系模型支持“输入{用户,关系}、输出{用户}”类的搜索,建模的主要目的是输入的用户与输出的用户之间关系的计算,涉及表 1 中第 7 和 14 行的内容。

总体上,用户之间的关系包括直接的用户关系(如单纯的社交网络中的好友关系、社群关系,社交媒体中用户相互之间的关注、粉丝等)和间接的用户关系(通过对资源的操作形成的共同话题、相似兴趣或偏好、相同情感或观点等,社交网络中“朋友的朋友”等)。

文献[50]基于上述两种关系来建模社交媒体用户之间的相似性,以 3 种不同类型的社交媒体资源 Wikipedia、Stack Overflow 和 Epinions 为例,通过用户对这些资源内容的评价以及对用户评价结果的评价,度量用户之间的相似性(如图 5 所示)。

具体地,对于两个社交媒体用户 A 和 B ,将他们在 Wikipedia 中对用户地位提升的打分、在 Stack Overflow 中对问题或答案的打分以及在 Epinions 中对商品评价的打分,综合构成 A 、 B 的打分向量

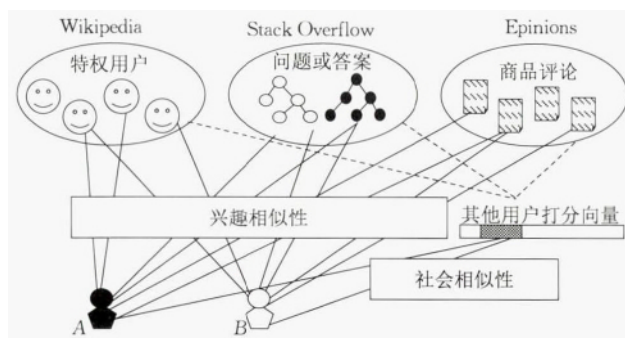


图 5 文献[50]提出的社交媒体用户相似性度量方法

v_A 和 v_B , 根据 v_A 和 v_B 的相似性计算两者的兴趣相似性。进而,根据 A 、 B 对其他用户评分向量的评价计算 A 、 B 的社会相似性。最后 A 、 B 之间的相似性是他们兴趣相似性和社会相似性的综合。前者类似于本文前述的用户间接关系(通过对资源的操作发生的关系),后者类似于直接关系(用户之间发生的关系)。基于这样的模型,当搜索输入的实体是其中的一个用户时,便可基于兴趣相似度和社会相似性搜索其相关的用户(群)。

类似地,文献[51]基于直接关系(如 Douban 和 Foursquare 朋友关系网)和间接关系(如 Epinions 网中的用户评价)度量用户之间的信任关系,确定是否互为兴趣相似的朋友;文献[52]基于用户-用户、社群-社群以及用户-社群交互关系度量用户与社群之间的总体关系,这里基于的主要还是直接关系;文献[24]研究将推特的“转发”、“提及”这样的操作与跟帖关系相结合用在推特搜索中的效果,基于跟帖关系构建用户偏好图,结合推特活动和跟帖关系构建用户-推特偏好图,这里的用户关系是通过对资源的操作获得的,是间接关系。

上述研究中,虽然有些是基于用户与资源的关系来度量用户间关系,但涉及的主要还是用户对资源的操作,而非资源的内容,因此,这种操作可以视为传统推荐系统中的“协同过滤”在多种资源上的扩展。在涉及内容分析方面,文献[25]应用 LDA 模型抽取 Friendbook 中的话题,基于词与话题的对应关系、话题与生活模式的对应关系,引入矩阵分解和线性反馈机制,建模用户间的生活模式相似性。

“用户-用户”间关系的建模方法中,用户之间的关系包括“好友”、“关注”、“粉丝”等直接交互关系,还包括“兴趣相似”、“偏好相同”等需要进行定义的关系。基于社会媒体的特点,上述文献结合了用户之间直接交互关系和对资源操作所引起的间接关系建模用户间关系,可以从多方面表达和度量用户

的兴趣、偏好,因而更有效地发现用户之间的潜在关系。

这里将用户 U_1 、 U_2 之间关系的建模方法、即 U_1 与 U_2 的相似或相关性度量方法归纳于表 3 中。

表 3 用户 U_1 与 U_2 之间关系度量方法

度量方法	实例描述	度量结果	应用场合
网络社交关系	U_1 与 U_2 在社交网络中是否互为好友、粉丝、关注等,是否存在交互	用户间直接的网络社会关系	以交友为主的社交网络
与其他用户的关系	U_1 的好友 U_3 与 U_2 的好友 U_4 是否相关	用户间潜在的网络社会关系	以交友为主的社交网络
话题社群关系	U_1 与 U_2 是否经常在一个话题社群	用户间话题、兴趣相似性	包含话题社群的社会媒体
对资源的操作关系	U_1 (U_2) 发布的资源是否被 U_2 (U_1) 进行了转发、评论、分享等操作	用户间兴趣、偏好相似性	以用户生成内容为主的社会媒体
所操作的资源之间的关系	U_1 与 U_2 发布、转发、分享、评论的资源是否相似或相关	用户间兴趣、偏好相似性	以用户生成内容为主的社会媒体

2.1.3 “用户-资源”关系建模

此类关系包括“输入{用户,关系}、输出{资源}”和“输入{资源,关系}、输出{用户}”类型搜索。对于此类搜索,建模的主要目的是输入的用户(资源)与输出资源(用户)之间关系的度量,涉及表 1 中第 6、8、10、13 行的内容。

文献[46]研究如何为用户推荐其感兴趣的视频,这里可将“用户”视为 S_{sm} 中的 u ,将“感兴趣”视为 S_{sm} 中的 w ,将被推荐的“视频”视为 O_{sm} 中的 R_o ,为此构建表达用户与视频关系的模型。建模时涉及用户的社会属性、视频的内容属性、用户与视频交互、用户与用户关系、视频与视频相似性等。考虑用户与视频的交互,如果一个视频被一定数量的用户观看,则观看该视频的这些用户的社会属性将加入到该视频的社会属性,同时被观看的视频的内容属性将加入到用户的内容属性,最后用户、视频均使用内容属性和社会属性予以表达。该文提出了一种“正则化双重因素回归”方法实现这一过程,基于用户的社会属性表征视频,基于视频的内容属性表征用户,最后在一个公共空间来表征用户和视频矩阵,并通过矩阵分解来解决矩阵表达的稀疏问题,图 6 是这一建模过程的一个示例。该示例的表达结果意味着图中漂亮宝贝的视频更适合 80 后女性观看,或者说 80 后女性用户更喜欢看关于漂亮宝贝的视频,因此该模型可用于搜索和推荐特定用户感兴趣的视频。

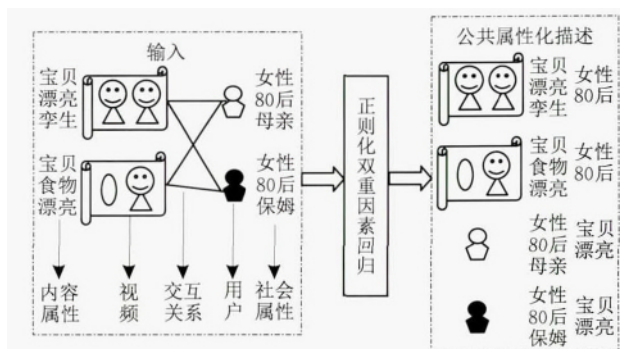


图 6 文献[46]给出的用户与视频属性描述的一个示例

面向此类搜索的实体关系建模工作还有:文献[20]应用矩阵变换和图上随机游走方法,基于用户、标签、项目之间的使用和标注关系,进一步推演用户对项目的兴趣度;文献[21]应用矩阵分解和路径传播机制,基于电影、标签、导演、演员之间的关系,进一步推演用户对上述实体的偏好;文献[47]通过抽取照片中的隐含话题,并融合标签信息和社会网络结构,计算“用户-话题”和“话题-标签”概率分布,建模用户对话题的潜在兴趣;文献[22]将位置、话题和用户特点相结合,构建位置与话题相结合的层次模型,推断用户的个性化偏好;文献[31]基于对书籍的内容分析及用户手工标注的偏好值,建模用户对书籍的偏好关系。

此外,这类建模工作还可以同用户的社会关系相结合,如文献[48]通过用户对商品的评价,建模用户偏好相似性,通过商品推荐成功率来表达用户间的推荐信任度,并结合用户社会关系模型,进一步完善用户对商品的偏好关系。建模过程考虑更多因素的如文献[49]基于社群文档内容和社群成员联合构建用户 profile,其中基于成员的 profile 考虑社群成员关系,基于内容的 profile 考虑社群标题、汇总和内容标签,并计算内容相似性,最终建模社群成员与文档的偏好关系;文献[23]基于微博的话题相似度、用户与微博关系及用户搜索行为确定微博与用户关系,通过矩阵分解和线性反馈机制进一步确定用户对话题的兴趣。

上述工作对应的搜索主要为输入用户、输出资源之间的关系。对于输入资源、输出用户类的搜索建模,文献[26]构建基于特定话题的权威网络,发现与该话题相关的专家,这里的资源为“话题”,模型是参与该话题的所有用户交互关系网络图,“专家”(这里将其视为“关系”,即“权威程度”)的度量基于图中节点的“度”。还有一些搜索,输入是某网站某个时期或某个话题的数据,输出是特定的用户,这种情

况下,需要抽取数据中的用户及其对数据的操作,据此构建用户与资源关系模型.例如,文献[27]基于Katz-Bonacich中心性定义用户的网络声望,在学术网络中发现最具影响力的作者;文献[28]基于用户针对回复和评论发帖的内容,度量用户的专业能力和表现值,在推特中发现意见领袖;文献[29]通过在相同兴趣空间上定义单个关键词的传播概率影响力,构建影响力扩散概率模型,基于用户所发帖子的内容分析,建模用户的影响力,以发现意见领袖.

面向“输入{用户,关系}、输出{资源}”搜索类型的“用户-资源”关系建模方法中,“关系”往往是“喜欢”、“偏好”、“感兴趣”等,而这些关系一方面直接表现在用户对资源的“使用”、“标注”、“观看”、“转发”等行为方面,另一方面间接地受到用户之间关系以及资源之间关系的影响.因此,这类用户与资源之间关系的度量常常需要融合资源与其他资源的关系(如文献[46]的视频相似性,文献[20-21]的标签相似性,文献[22-23,47]的话题相似性,文献[49]的文档相似性)和用户与其他用户之间的关系(如文献[49])进一步完善用户与资源的关系.面向“输入{资源,关系}、输出{用户}”搜索类型的“用户-资源”关系建模方法中,输入的资源与输出的用户之间的关系往往体现在用户在资源中的地位,如“影响力”、“重要性”、“意见领袖”等,而这些关系又与用户对资源的操作以及资源的内容相关.上述文献中,文献[26-27]通过网络结构分析,度量用户的权威性;文献[28-29]通过内容分析,度量用户在话题中的作用,体现出了各自的特点.

这里将用户 U 、资源 R 之间关系的建模方法、即 U 与 R 的相似或相关性度量方法归纳于表4中.

表4 用户 U 与资源 R 之间关系度量方法

度量方法	实例描述	度量结果	应用场合
U 对 R 的操作	R 是否被 U 发布、转发、分享、评论、推荐等	用户对资源当前的兴趣偏好	以用户生成内容为主的社会媒体
其他用户对 R 的操作	R 是否被与 U 具有相同兴趣偏好的用户 U 发布、转发、分享等	用户对资源潜在的兴趣偏好	多种社会媒体综合
其他资源与 R 的关系	U 发布、转发、分享、评论过的资源(集合) R^s 与 R 是否相似或相关	用户对资源潜在的兴趣偏好	以用户生成内容为主的社会媒体

2.2 基于复杂图结构的社会媒体实体关系建模

这里将论述的是能够同时支持用户和多模态实体多种形式搜索的复杂图结构,即表1中的1~3

行,对应前面的搜索类型(3).

这类搜索应该是当前较复杂的“实体搜索”类型,所构建的模型需要表达用户与资源之间的多种关系、不同模态资源之间的相似性、显式或隐式相关性,这些关系的确定也将采用多种度量机制.

文献[2]提及了一个喜欢拍照的用户所需的3种搜索,包括搜索与其具有相同(摄影)爱好的朋友、搜索某幅图片的拍摄地点、搜索海边日出场面的图片.这3种搜索需求可以视为“基于用户搜索相似的用户”、“基于内容搜索相关的标签”、“基于标签搜索相关的内容”.为此,文献[2]将标签、图像、用户均视为实体,构建了一个如图7(a)所示的集成 N (图中 $N=3$)层图,图中的节点为实体,相同类型的实体在同一层,实体间关系表示成加权的“层内边”(如图中实线边),不同类型实体之间的关系表示成加权的“层间边”(如图中虚线边).初始的层内边权重基于实体本身的关系(如用户间的直接交互或对资源的操作、图像之间视觉特征相似性、标签之间的编辑距离等)确定,初始的层间边权重则基于两种类型实体之间的语义关系和媒体上下文线索确定(分别采用提供标签用户的倒数、图像标签的倒数、用户分享图像的倒数来确定“标签-用户”、“图片-标签”、“用户-图片”实体间的权重).对于同层图中两实体 a 、 b 边的权重 w_{ab} 以及 b 与另一层实体 c 的边权重 π_{bc} ,采用 N 重传播方式并进行多次迭代.

具体地,每次迭代均进行 N 重传播,式(1)给出了第 t 次迭代的 N 重传播描述,这种迭代将重复到收敛为止,若干次 N 重传播后的结果将进一步改进各层实体之间的层内关系权重.

$$w_1^{ab(t)} = \theta_1 \sum_{ij} \pi_{1 \sim N}^{ai} w_N^{ij(t-1)} \pi_{1 \sim N}^{bj} + (1 - \theta_1) w_1^{ab(0)},$$

$$w_k^{ab(t)} = \theta_k \sum_{ij} \pi_{k \sim k-1}^{ai} w_{k-1}^{ij(t)} \pi_{k \sim k-1}^{bj} + (1 - \theta_k) w_k^{ab(0)},$$

$$k = 2 \sim N \quad (1)$$

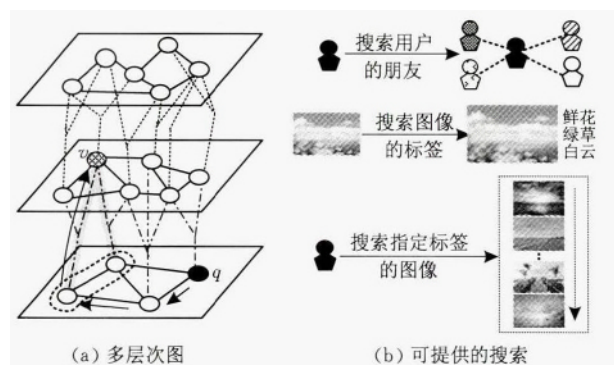


图7 文献[2]提出的社会媒体模型及实现的搜索

基于图 7(a), 若输入查询向量 $q = [v_1^0, v_2^0, \dots, v_N^0]$ 及相关的向量 $u = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N]$ (各层实体的重要程度), 通过诸如图中箭头指向的实体链接获得 k 种类型实体的排序成绩 $r_k = [r_k^1, r_k^2, \dots, r_k^k]^T$, 搜索结果为 $r_k^* = \arg \max r_k$. 通过图 7(a) 所示的模型, 可以实现图 7(b) 中的各类搜索.

在实际系统中, 诸如谷歌 Google's Knowledge Graph^[3] 以及多家搜索引擎的知识图谱, 也属上述面向多类、多关系实体搜索的模型.

对于专门的学术网站 (如 DBLP), 把“论文”、“论文中的术语”、“发表论文的期刊或会议”视为资源和子资源, 把论文的“作者”视为用户, 把“撰写”、“发表”、“引用”等视为用户对资源的操作, 同时作者之间除“合作”或“引用论文”的间接关系外, 他们之间还有诸如“同一单位”、“师生”这样的直接关系. 由这些实体和关系构成的网络图虽然不同于前面那种多模态实体、多层次关系的复杂图, 但其节点包含了两种类型的不同粒度实体及关系. 因此, 这类研究中将这种实体关系图称为异构信息网络^[59].

对于此类模型, 重要的问题是如何根据已知条件确定实体间的显式关系并进一步推演出实体间的隐式关系. 文献[4]针对这样的网络进行建模, 图中的节点为“论文”、“术语”、“作者”、“发表处”等资源, 边则表示“撰写”、“发表”、“引用”等关系 (如图 8(a) 所示), 边上的权重采用基于元路径 (如图 8(b)、(c)) 的相似性度量予以确定.

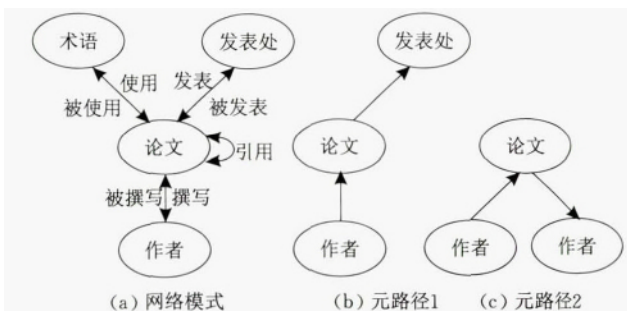


图 8 文献[4]提出的异构信息网络模型及元路径

在此基础上, 通过基于元路径的聚类^[4]、随机游走^[5]等方法, 利用图 8(a) 中边表示的关系, 搜索作者、论文、发表处、术语等实体, 进一步获得上述实体间的显式关系, 并推导出潜在的作者合作关系和论文引用关系, 实现学术资源搜索^[5]、引文推荐^[6-8]等社交媒体搜索的相关应用. 进而, 文献[9]构建链接社交媒体实体的异构信息网络概率模型, 通过 EM 算法估计参数并确定边的权重获得各种实体间关系

的概率, 实现作者、文章、出处、年度、术语的单一或组合搜索.

此外, 文献[10]以用户、推文、推文标签和发表时间为实体, 以发表、标注、关注、好友、回复、引用、评论等为初始关系, 构建张量空间模型, 通过对推文及其标签的内容分析进一步获得用户、话题和时间的关系.

这类搜索涉及“资源-资源”、“用户-用户”以及“用户-资源”多种关系的度量, 因而采用复杂的图结构来表达用户、不同模态的实体之间的各种关系, 以支持“输入{用户, 资源, 关系}、输出{用户, 资源}”类的组合搜索, 但模型的存储及搜索效率是需要进一步研究的问题.

2.3 面向综合资源搜索的社交媒体建模

与 2.1 节和 2.2 节的资源实体搜索相比, 综合资源搜索的一个共同的特点就是搜索结果非单一资源的简单组合, 搜索过程更非简单的相似性匹配, 而需要对用户、资源进行深入的分析与挖掘.

在 2.1 节和 2.2 节, 搜索结果 O_{sm} 的 R_o 大多与 R_{sm} 具有 $R_o \subset R_{sm}$ (R_o 、 R_{sm} 可以是不同粒度的) 对应关系. 而综合资源, 如前面列举的“旅游综合资源”、“学习综合资源”等, 其搜索结果未必完全满足 $R_o \subset R_{sm}$ 关系, 甚至未必仅为资源, 还可能包括用户, 这类资源是在现有社交媒体资源、用户及其关系的基础上, 通过分析和挖掘获得的潜在资源、潜在用户及其新的关系组合. 因此, 面向综合资源搜索的建模包含复杂的分析和挖掘过程.

旅游计划的搜索和推荐是目前该领域研究较多的话题, 文献[53]针对“如何给一个特定的用户推荐旅行路线”以及“如何向一个已经在特定位置的用户推荐下一步应该去哪里”的需求, 提出一个对社交媒体中的图片、操作用户的属性等进行综合分析和挖掘的方法及满足上述需求的推荐框架, 该框架中的建模过程如图 9 所示.

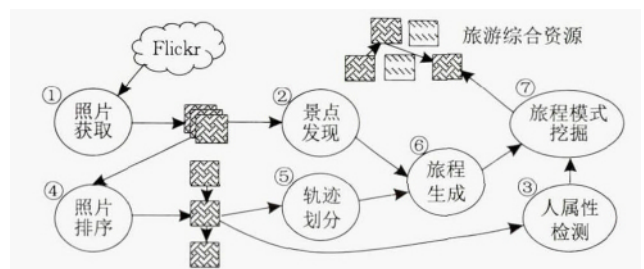


图 9 文献[53]提出面向旅游推荐的综合资源建模过程

根据图 9, 首先从 Flickr 等图片网站在线获取景点照片 (1), 基于 mean-shift 方法根据这些照片

的地理位置聚类生成每个城市的重要景点(②);然后对照片中的人进行属性检测,其中用户属性包括性别、年龄和面貌,面貌属性通过抽取面部区域、定位重要部分(如五官)、应用这些重要部分的视觉特征构造一个基于面部特征的分类训练集、再应用SVM分类并选择和加权重要特征集而获得(③);对这些照片按照时间排序,并抽取路径序列(④),对路径序列轨迹划分(⑤),并映射成旅程(⑥);在此基础上,结合检测到的人属性进行旅程模式挖掘(⑦).综合资源模型可表述为:对于具有属性 A 的用户 u ,结合 u 所在地点 i 到下一个地点 j 的路径 L_{i-j} 发生频度 F ,通过信息熵 $H(L_{i-j}|F)$ 和 $H(L_{i-j}|A, F)$ 的计算得到互信息 $I(L_{i-j}; A|F) = H(L_{i-j}|F) - H(L_{i-j}|A, F)$,以 $I(L_{i-j}; A|F)$ 预测 u 的下一个旅行地点.

与前面的建模过程相比,该模型的构建过程一方面涉及对用户和不同模态资源的多种分析方法,另一方面涉及作为结果的资源,特别是这类资源的关系更多是隐含的,而且是在分析过程中抽取和重构的.此外,文献[54]通过提取用户在推特中提及的感兴趣地点以及该地点的时间感知(如该用户已经去过该地点或者将要去该地点)和地理特征,为用户提供基于位置的个性化服务.

除旅游综合资源建模外,还有一些工作亦可归于此类.例如:文献[55]从“美丽专家”数据库中抽取图像特征(脸型、衣服颜色和纹理等)、“美丽”的五官特征(如眼睛、鼻子、嘴唇的形状)、“美丽”的化妆特征(如具体化妆部位、眼影、唇膏等),进行综合分析和挖掘,以此构建化妆模型,基于用户输入的素颜面部图片,为其提供化妆推荐;文献[56]获取小提琴、中提琴和大提琴的音频特征,通过统计分析,构建一个能够合成同类型各个乐器(如多把不同的小提琴)的系统模型,对于给定的乐谱,该模型返回弦乐四重奏音频,并以视频来展示各乐器演奏该乐谱的动画.

对于不同的搜索需求,“综合资源”很难如前面的实体关系模型那样给出一个明确定义或形式化描述,建模的过程和结果也难以设计出一个统一的模式.但是,通过分析可能的用户需求,对社会媒体中相关的资源进行挖掘得到显式和隐式的知识,并进行重组和整合,为用户提供搜索和推荐服务.这样的搜索总体上均可被视为综合资源搜索,其过程涉及用户、多模态资源和子资源的提取及实体间关系分析,面向这类搜索的建模是显式和隐式知识的挖掘、

重构和整合.

2.4 面向“关系”搜索的社会媒体建模

2.1节和2.2节涉及的搜索均为实体搜索,搜索结果 O_{sm} 为输入 E_{sm} 的子集,可以包括资源的子集、用户的子集或者两者均有.本节所涉及的“关系”搜索输入为用户子集、资源子集或用户与资源共同构成的子集,返回结果 O_{sm} 为输入的实体及其关系,分别对应前面的搜索类型(4)、(5)和(6).

虽然本节所涉及的搜索需求与2.1节和2.2节不同,但面向这类搜索的模型同样是描述实体及其关系的.因此在模型结构上,无论2.1节介绍的简单模型结构、还是2.2节介绍的复杂图结构和异构信息网络结构,均可满足这样的搜索,因此不再重述.这种情况下,关键问题是如何进行有效的搜索,这方面的研究工作主要聚焦在异构图上的子图搜索策略^[65-68],有时甚至需要在社交媒体模型基础上再建模.例如,文献[65]在网络图的基础上为相关搜索构建视图,文献[66]为图中的边构建倒排索引,文献[67]在异构图中抽取最佳回答树,文献[68]应用元路径选择指导搜索.

同时,针对具体的搜索需求,模型所表达的同样也是相关实体之间的关系,因此2.1节和2.2节所述的模型结构同样适用于关系搜索.不过,由于实体搜索与关系搜索的侧重有所不同,因此其模型的构建过程也有所差异.例如下面两例:

① 搜索与文献 r_1 内容相似的文献;

② 搜索文献 r_1 与文献 r_2 的关系.

这里的搜索①是实体搜索,对应前述搜索类型(1),而搜索②是关系搜索,对应前述搜索类型(5).针对搜索①进行建模时, r_1 与其他资源的关系仅仅考虑“内容相似”的度量即可.而对于搜索②, r_1 与 r_2 的关系可能是“内容相似”、“发表在同一刊物”、“同一作者所著”、“ r_1 引用 r_2 ”、“ r_2 抄袭 r_1 ”等,甚至可能同时包含上述两种及两种以上的关系,因此对于 r_1 与 r_2 之间关系的建模要考虑更多的因素.如果以图结构来描述该模型,则两个节点之间在逻辑上可以存在多条表达不同类型关系的边.例如,针对同构实体间关系,文献[69]建模两个实体之间的语义关系、词汇句法关系、上下文句子关系、上下文结构关系以及上下文社群关系;文献[70]从结构数据和非结构数据中抽取实体,分别建模实体关系;文献[71]基于用户之间、帖子之间、用户与帖子相互之间的关系,构建用户之间情感相似、不相似及对立关系.针对异构实体间关系,文献[72]建模用户偏好、上下文和内

容之间的关系;文献[73]建模标签、人、文档之间的关系;文献[74]设计多种映射,建模作者、论文、会议地点之间的关系。这些工作在建模方法和关系度量方面与2.1节和2.2节中的方法无异,不同的是,这些工作更强调实体之间的多种关系。

本文在图1中将社交媒体搜索分为“实体搜索”和“关系搜索”两类,前者的相关工作为2.1节和2.2节所述,后者相关工作为本节所述。表5给出这两类搜索在建模方面的对比。

表5 社交媒体“实体搜索”与“关系搜索”对比

	实体搜索	关系搜索
输入	实体 $E_s \subseteq E_{sm}$ 、关系 $W_s \subseteq W_{sm}$	实体 $E_s \subseteq E_{sm}$
输出	实体 $E_o \subseteq E_{sm}$	实体 $E_o \subseteq E_s$ 、关系 $W_o \subseteq W_{sm}$
模型功能	描述与实体 E_s 满足关系 W_s 的实体 E_o	描述实体 E_s 之间的多种关系集合 W_o
建模策略	发现并组织与 E_s 有关系 W_s 的所有实体	发现并构建 E_s 之间的所有关系
建模目标	实体的高召回率与准确率	关系的高召回率与准确率

3 社交媒体建模技术面临的挑战

从上述社交媒体搜索中实体关系建模的相关工作可见,无论是基于实体和关系来搜索实体、还是基于实体集合去搜索关系,也无论实体关系模型的表达形式如何,其建模过程均涉及两个主要问题,即实体抽取和实体间关系度量。进而,在实体关系模型应用于搜索时,模型的维护也是一个需要解决的问题。因此,面向社交媒体搜索的实体关系建模技术面临如下主要挑战:

(1) 社交媒体数据的理解问题

社交媒体区别于传统媒体的一个主要特征是其“社会性”^[60],即用户的广泛参与。社交媒体中的资源是用户生成的,由于用户的素质修养、受教育程度、表达方式的差异,由不同用户生成的相同内容可能代表不同的意义,由同一用户生成的不同内容之间可能存在重要关联,不同用户在表达话题、观点时,实质上相同的观点在形式上也可能完全相悖。这些事实给社交媒体搜索建模时的实体抽取,特别是实体间关系的定义和计算带来巨大的挑战。

(2) 搜索需求的理解问题

就具体的搜索而言,建模的目的是描述作为需求的输入实体与作为结果的输出实体之间的关系。搜索需求是用户提出的,而用户的搜索需求通常隐含在他们提交的一段文字、一段视频、一幅或多幅图

像、一首或多首音频以及它们的各种组合中。如何从上述形式的搜索需求中抽取、分析、并尽可能准确地表达实体间关系,这是社交媒体搜索较传统 Web 搜索以及仅仅接受文字输入的问答系统的一个新特点。当然,“用户搜索意图理解”本身也是目前搜索技术研究中的一个热点问题,相关工作诸如通过分析用户输入^[75-76]、用户反馈^[77-79]、用户搜索历史^[80-81]予以实现,但如何将方法与实体关系建模结合起来,仍是一个挑战性的问题。

(3) 模型的动态维护问题

无论是支持特定搜索的简单模型、还是面向多实体、多关系组合搜索的复杂模型,实体间关系的度量大多需要较复杂的推演和计算过程。即便是同模态资源之间的关系度量,基于社会媒体的“社会性”特点,也会考虑与这些资源相关的用户特征。由于社交媒体中的用户和资源随时在变化,模型中的实体、实体间的关系如何实时地反映这种变化以提供尽可能准确的搜索结果,对于模型的存储和维护提出了新的挑战。

(4) 综合资源的发现与组织问题

如前所述,社交媒体中的单一资源即为原始信息单元,子资源和复合资源可以通过对单一资源的划分和组合来获得。但是,综合资源并非通过这种简单的方法能够获得,而这又是社交媒体搜索中所需要的,为这样的搜索建模的过程实际上是用户、多模态资源、子资源及其关系分析、挖掘及重构的过程。如何通过对资源的分析与挖掘、结合用户特征和关系获得相关资源并重新组织成综合资源,是一个新的问题与挑战。

4 社交媒体建模技术未来趋势分析

基于前述社交媒体实体关系建模研究现状以及目前该领域面临的挑战,本节提出未来的趋势。

(1) 文本、多媒体处理技术与社会科学理论结合

研究现状表明,应用自然语言处理技术和多媒体处理技术分析社交媒体数据、实现社交媒体中的实体关系建模,目前的工作已取得了许多有益的成果。另一方面,针对社会媒体的“社会性”特点,一些学者提出了与社会科学理论结合的观点。文献[60]综述了引入社会科学理论分析社交媒体中的用户生成内容以及用户关系取得的成果。本文所述的研究工作中,包括结合用户关系来计算资源相关性、结合用户对资源的操作来度量用户关系等方法,也在一

定程度上反映了这一思想. 因此, 将现有的自然语言处理方法、多媒体处理技术与社会科学理论结合, 对于实体关系建模时的实体识别和关系计算、社交媒体搜索时的需求理解以及综合资源的发现与组织, 可望获得更佳的结果.

(2) 先进的数据分析方法与“大数据”处理技术结合

研究现状表明, 将数据挖掘、机器学习、流形学习、深度学习等先进技术应用于社会媒体的实体抽取及关系度量, 特别是异构、不同模态的实体关系度量方面, 目前的研究工作是卓有成效的. 另一方面, 社交媒体中众多的用户、海量的用户生成内容以及他们之间的复杂关系均具有大数据的特征. 当前大数据分析 and 处理技术是一个热点研究问题, 相关学者针对大数据的特点, 提出了大规模并行处理、分布式文件和数据库、可扩展的存储系统等大数据处理方案, 在解决存储、更新、维护、组织与搜索等方面提出了很多有益的解决方案^[61]. 因此, 将数据挖掘、机器学习等先进的数据分析方法与大数据处理技术相结合, 将社交媒体数据处理算法在大数据处理环境下实现, 可望解决社交媒体搜索中实体关系模型的动态维护问题.

(3) 跨领域、跨平台的实体关系组织与重构

社交媒体是一个大数据平台, 其中蕴含着丰富的信息和知识, 发现这些知识并为用户提供搜索服务, 较单一的用户、资源及其关系搜索更有意义, 也更加困难. 面向综合资源搜索的建模需要通过对这些隐含知识的分析、挖掘、整合来实现, 因此通过跨领域、跨平台的实体关系组织与重构, 应用先进的数据分析挖掘技术, 可望形成各种综合资源, 支持社交媒体综合资源的搜索.

5 结 语

社交媒体中的实体关系建模是社交媒体搜索实施过程中的一个重要环节, 本文基于社交媒体搜索相关的研究成果, 对其中的实体关系建模部分进行了汇总, 从模型结构及“资源-资源”、“用户-用户”、“用户-资源”关系度量方面综述了面向社交媒体搜索的实体关系建模工作研究现状, 分析了该领域面临的挑战, 并对进一步的研究方向予以展望.

本文对未来研究趋势的展望是仅就面向社交媒体搜索的建模研究而言的, 如果考虑社交媒体搜索研究本身, 则包含更多的工作. 首先, 就搜索技术研

究而言, 涉及搜索策略和搜索算法的性能、结果质量、排序机制, 特别是如何合理运用社交媒体模型实现实时的、有效的、高性能、高质量的搜索和推荐服务等; 进而, 社交媒体搜索的最终目标是为用户提供搜索服务, 因此, 应用研究应包括如何应用社交媒体搜索的新技术开发各种功能的搜索引擎.

参 考 文 献

- [1] Batrinca B, Treleaven P. Social media analytics: A survey of techniques, tools and platforms. *AI&Society*, 2015, 30(1): 89-116
- [2] Yao T, Liu Y, Ngo C, Mei T. Unified entity search in social media community//*Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web*. Rio de Janeiro, Brazil, 2013: 1457-1466
- [3] Vang K. Ethics of Google's knowledge graph: Some considerations. *Journal of Information, Communication and Ethics in Society*, 2013, 11(4): 245-260
- [4] Sun Y, Han J, Yan X, et al. PathSim: Meta path-based Top-K similarity search in heterogeneous information networks. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 2011, 4(11): 992-1003
- [5] Chiang M, Liou J, Wang J, et al. Exploring heterogeneous information networks and random walk with restart for academic search. *Knowledge and Information Systems*, 2013, 36(1): 59-82
- [6] Liu X, Yu Y, Guo C, et al. Full-text based context-rich heterogeneous network mining approach for citation recommendation//*Proceedings of the 14th IEEE/ACM Joint Conference on Digital Libraries*. London, UK, 2014: 361-370
- [7] Liu X, Yu Y, Guo C, Sun Y. Meta-path-based ranking with pseudo relevance feedback on heterogeneous graph for citation recommendation//*Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. Shanghai, China, 2014: 121-130
- [8] Ren X, Liu J, Yu X, et al. ClusCite: Effective citation recommendation by information network-based clustering//*Proceedings of the 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York, USA, 2014: 821-830
- [9] Shen W, Han J, Wang J. A probabilistic model for linking named entities in web text with heterogeneous information networks//*Proceedings of the 2014 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*. Snowbird, USA, 2014: 1199-1210
- [10] Kao A, Ferng W, Poteet S, et al. TALISON—Tensor analysis of social media data//*Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics*. Seattle, USA, 2013: 137-142

- [11] Xie Y, Yu H, Hu R. Probabilistic hypergraph based hash codes for social image search. *Journal of Zhejiang University: Science C*, 2014, 15(7): 537-550
- [12] Zhuang Y, Liu Y, Wu F, et al. Hypergraph spectral hashing for similarity search of social image//*Proceedings of the 19th International Conference on Multimedia*. Scottsdale, USA, 2011: 1457-1460
- [13] Gao Y, Wang M, Luan H, et al. Tag-based social image search with visual-text joint hypergraph learning//*Proceedings of the 19th International Conference on Multimedia*. Scottsdale, USA, 2011: 1517-1520
- [14] Gao Y, Wang M, Zha Z, et al. Visual-textual joint relevance learning for tag-based social image search. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(1): 363-376
- [15] Zhu L, Galstyan A, Cheng J, Lerman K. Tripartite graph clustering for dynamic sentiment analysis on social media//*Proceedings of the 2014 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*. Snowbird, USA, 2014: 1531-1542
- [16] Cui B, Tung A, Zhang C, Zhao Z. Multiple feature fusion for social media applications//*Proceedings of the 2010 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*. Indianapolis, USA, 2010: 435-446
- [17] Hu C, Zhang C, Wang T, Li Q. An adaptive recommendation system in social media//*Proceedings of the 45th Hawaii International Conference on Systems Science*. Grand Wailea, Maui, Hawaii, USA, 2012: 1759-1767
- [18] Xie L, He X. Picture tags and world knowledge: Learning tag relations from visual semantic sources//*Proceedings of the 21st ACM International Conference on Multimedia*. Barcelona, 2013: 967-976
- [19] Zhu X, Ming Z, Hao Y, et al. Customized organization of social media contents using focused topic hierarchy//*Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. Shanghai, China, 2014: 1509-1518
- [20] Clements M, Vries A, Reinders M. The influence of personalization on tag query length in social media search. *Information Processing and Management*, 2010, 46(4): 403-412
- [21] Yu X, Ren X, Sun Y, et al. Personalized entity recommendation: A heterogeneous information network approach//*Proceedings of the 7th ACM International Conference on Web Search and Data Mining*. New York, USA, 2014: 283-292
- [22] Ahmed A, Hong L, Smola A. Hierarchical geographical modeling of user locations from social media posts//*Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web*. Rio de Janeiro, Brazil, 2013: 25-36
- [23] Vosecky J, Leung K, Ng W. Collaborative personalized Twitter search with topic-language models//*Proceedings of the 37th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. Gold Coast, Australia, 2014: 53-62
- [24] Noro T, Tokuda T. Effectiveness of incorporating follow relation into searching for Twitter users to follow//*Proceedings of the 14th International Conference on Web Engineering*. Toulouse, France, 2014: 420-429
- [25] Wang Z, Liao J, Cao Q, et al. Friendbook: A semantic-based friend recommendation system for social networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2015, 14(3): 538-551
- [26] Yeniterzi R, Callan J. Constructing effective and efficient topic-specific authority networks for expert finding in social media//*Proceedings of the 1st ACM International Workshop on Social Media Retrieval and Analysis*. Gold Coast, Australia, 2014: 45-50
- [27] Li Y, Wu C, Wang X, Luo P. A network-based and multi-parameter model for finding influential authors. *Journal of Informetrics*, 2014, 8(3): 791-799
- [28] Li B, Wong K, Zhou L, et al. Pests hidden in your fans: An effective approach for opinion leader discovery//*Proceedings of the 12th China National Conference on Chinese Computational Linguistics*. Suzhou, China, 2013: 227-237
- [29] Fan Xing-Hua, Zhao Jing, Fang Bin-Xing, Li Yu-Xiao. Influence diffusion probability model and utilizing it to identify network opinion leader. *Chinese Journal of Computers*, 2013, 36(2): 360-367(in Chinese)
(樊兴华, 赵静, 方滨兴, 李欲晓. 影响力扩散概率模型及其用于意见领袖发现研究. *计算机学报*, 2013, 36(2): 360-367)
- [30] Saari P, Eerola T. Semantic computing of moods based on tags in social media of music. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2014, 26(10): 2548-2560
- [31] Zhang B, Yin X, Cui X, et al. Social book search reranking with generalized content-based filtering//*Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. Shanghai, China, 2014: 361-370
- [32] Sun X, Wang C, Xu C, Zhang L. Indexing billions of images for sketch-based retrieval//*Proceedings of the 21st ACM International Conference on Multimedia*. Barcelona, Spain, 2013: 233-242
- [33] Mao X, Lin B, Cai D, et al. Parallel field alignment for cross media retrieval//*Proceedings of the 21st ACM International Conference on Multimedia*. Barcelona, Spain, 2013: 897-906
- [34] Zhu X, Huang Z, Shen H, Zhao X. Linear cross-modal hashing for efficient multimedia search//*Proceedings of the 21st ACM International Conference on Multimedia*. Barcelona, Spain, 2013: 143-152
- [35] Wu P, Hoi S, Xia H, et al. Online multimodal deep similarity learning with application to image retrieval//*Proceedings of the 21st ACM International Conference on Multimedia*. Barcelona, Spain, 2013: 153-162
- [36] Zhang H, Yuan J, Gao X, Chen Z. Boosting cross-media retrieval via visual-auditory feature analysis and relevance feedback//*Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia*. Orlando, USA, 2014: 953-956

- [37] Feng F, Wang X, Li R. Cross-modal retrieval with correspondence autoencoder//Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia. Orlando, USA, 2014: 7-16
- [38] Wan J, Wang D, Hoi S, et al. Deep learning for content-based image retrieval: A comprehensive study//Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia. Orlando, USA, 2014: 157-166
- [39] Mathialagan C, Gallagher A, Batra D. VIP: Finding important people in images//Proceedings of the 28th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA, 2015: 4858-4866
- [40] Yamauchi T, Hayashi Y, Nakano Y. Searching emotional scenes in TV programs based on Twitter emotion analysis//Proceedings of the 5th International Conference on Human-Computer Interaction. Las Vegas, USA, 2013: 432-441
- [41] Zhong Zhao-Man, Li Cun-Hua, Liu Zong-Tian, Dai Hong-Wei. Web news oriented event multi-elements retrieval. Journal of Software, 2013, 24(10): 2366-2378(in Chinese)
(仲兆满, 李存华, 刘宗田, 戴红伟. 面向 Web 新闻的事件多要素检索方法, 软件学报, 2013, 24(10): 2366-2378)
- [42] Qiu Jiang-Tao, Tang Chang-Jie, Li Qing. Framework for domain-oriented academic literatures retrieval. Journal of Software, 2013, 24(4): 798-809(in Chinese)
(邱江涛, 唐常杰, 李庆. 面向领域的学术文献检索框架. 软件学报, 2013, 24(4): 798-809)
- [43] Wang W, Ooi B, Yang X, et al. Effective multi-modal retrieval based on stacked auto-encoders. Proceedings of the VLDB Endowment, 2014, 7(8): 649-660
- [44] Xie W, Peng Y, Xiao J. Cross-view feature learning for scalable social image analysis//Proceedings of the 28th AAAI Conference on Artificial Intelligence. Québec City, Canada, 2014: 201-207
- [45] Lu Z, Wang L, Wen J. Direct semantic analysis for social image classification//Proceedings of the 28th AAAI Conference on Artificial Intelligence. Québec City, Canada, 2014: 1258-1264
- [46] Cui P, Wang Z, Su Z. What videos are similar with you?: Learning a common attributed representation for video recommendation//Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia. Orlando, USA, 2014: 597-606
- [47] Zheng N, Bao H. Flickr group recommendation based on user-generated tags and social relations via topic model//Proceedings of the 10th International Symposium on Neural Networks. Dalian, China, 2013: 514-523
- [48] Li Y, Wu C, Lai C. A social recommender mechanism for e-commerce: Combining similarity, trust, and relationship. Decision Support Systems, 2013, 55(3): 740-752
- [49] Ronen I, Guy I, Kravi E, Barnea M. Recommending social media content to community owners//Proceedings of the 37th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Gold Coast, Australia, 2014: 243-252
- [50] Anderson A, Huttenlocher D, Kleinberg J, Leskovec J. Effects of user similarity in social media//Proceedings of the 5th International Conference on Web Search and Web Data Mining. Seattle, USA, 2012: 703-712
- [51] Ma H. On measuring social friend interest similarities in recommender systems//Proceedings of the 37th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Gold Coast, Australia, 2014: 465-474
- [52] Yu Q, Peng Z, Hong L, et al. Novel community recommendation based on a user-community total relation//Proceedings of the 19th International Conference on Database Systems for Advanced Applications. Bali, Indonesia, 2014: 281-295
- [53] Cheng A, Chen Y, Huang Y, et al. Personalized travel recommendation by mining people attributes from community-contributed photos//Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimedia. Scottsdale, USA, 2011: 83-92
- [54] Li C, Sun A. Fine-grained location extraction from tweets with temporal awareness//Proceedings of the 37th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Gold Coast, Australia, 2014: 43-52
- [55] Liu L, Xu H, Xing J, et al. "Wow! you are so beautiful today!". ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications, 2014, 11(1s): 20:1-20:22
- [56] Percival G, Bailey N, Tzanetakis G. Physical modelling and supervised training of a virtual string quartet//Proceedings of the 21st ACM International Conference on Multimedia. Barcelona, Spain, 2013: 103-112
- [57] Yang J, Zhuang Y, Li Q. Search for multi-modality data in digital libraries//Proceedings of the 2nd IEEE Pacific Rim Conference on Multimedia. Beijing, China, 2001: 482-489
- [58] Liu C, Ooi B, Tung A, Zhang D. Crew: Cross-modal resource searching by exploiting Wikipedia//Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimedia. Firenze, Italy, 2010: 1669-1672
- [59] Sun Y, Han J. Mining Heterogeneous Information Networks: Principles and Methodologies. San Rafael, California, USA: Morgan & Claypool Publishers, 2012
- [60] Tang J, Chang Y, Liu H. Mining social media with social theories: A survey. ACM SIGKDD Explorations, 2013, 15(2): 20-29
- [61] Wu Chun-Qing, Ren Pei-Ge, Wang Xiao-Feng. Survey on semantic-based organization and search technologies for network big data. Chinese Journal of Computers, 2015, 38(1): 1-17(in Chinese)
(吴纯青, 任沛阁, 王小峰. 基于语义的网络大数据组织与搜索. 计算机学报, 2015, 38(1): 1-17)
- [62] Eltaher M, Lee J. Social user mining: Survey on mining different types of social media data. International Journal of Multimedia Data Engineering and Management, 2013, 4(4): 58-70

- [63] Abdel-Hafez A, Xu Y. A survey of user modelling in social media websites. *Computer and Information Science*, 2013, 6(4): 59-71
- [64] Yin H, Cui B, Chen L, et al. Dynamic user modeling in social media systems. *ACM Transactions on Information Systems*, 2015, 33(3): 10:1-10:44
- [65] Fan W, Wang X, Wu Y. Answering graph pattern queries using views//*Proceedings of the IEEE 30th International Conference on Data Engineering*. Chicago, USA, 2014: 184-195
- [66] Curtiss M, Becker I, Bosman T, et al. Unicorn: A system for searching the social graph. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 2013, 6(11): 1150-1161
- [67] Lu B, Yuan Y, Wang G. SRGSIS: A novel framework based on social relationship graph for social image search//*Proceedings of the 21st ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. Maui, USA, 2012: 2615-2618
- [68] Yu X, Sun Y, Norick B, et al. User guided entity similarity search using meta-path selection in heterogeneous information networks//*Proceedings of the 21st ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. Maui, USA, 2012: 2025-2029
- [69] Xu Z, Luo X, Zhang S, et al. Mining temporal explicit and implicit semantic relations between entities using web search engines. *Future Generation Computer Systems*, 2014, 37: 468-477
- [70] Liu X, Chen F, Fang H, Wang M. Exploiting entity relationship for query expansion in enterprise search. *Information Retrieval*, 2014, 17(3): 265-294
- [71] Deng H, Han J, Li H, et al. Exploring and inferring user-user pseudo-friendship for sentiment analysis with heterogeneous networks. *Statistical Analysis and Data Mining*, 2014, 7(4): 308-321
- [72] Knäusl H, Ludwig B. Assessing the relationship between context, user preferences, and content in search behaviour//*Proceedings of the 5th Ph. D. Workshop on Information and Knowledge Management*. Maui, USA, 2012: 67-74
- [73] Yogev S, Roitman H, Carmel D, Zwerdling N. Towards expressive exploratory search over entity-relationship data//*Proceedings of the 21st World Wide Web Conference (Companion Volume)*. Lyon, France, 2012: 83-92
- [74] Sun Y, Aggarwal C, Han J. Relation strength-aware clustering of heterogeneous information networks with incomplete attributes. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 2012, 5(5): 394-405
- [75] Tang X, Liu K, Cui J, et al. IntentSearch: Capturing user intention for one-click internet image search. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1342-1353
- [76] Zhang H, Zha Z, Yang Y, et al. Attribute-augmented semantic hierarchy: Towards bridging semantic gap and intention gap in image retrieval//*Proceedings of the 21st ACM International Conference on Multimedia*. Barcelona, Spain, 2013: 33-42
- [77] Song Y, Shi X, White R, Awadallah A. Context-aware web search abandonment prediction//*Proceedings of the 37th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. Gold Coast, Australia, 2014: 93-102
- [78] Arapakis I, Bai X, Cambazoglu B. Impact of response latency on user behavior in web search//*Proceedings of the 37th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. Gold Coast, Australia, 2014: 103-112
- [79] Jang Y, Mallipeddi R, Lee M. Identification of human implicit visual search intention based on eye movement and pupillary analysis. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 2014, 24(4): 315-344
- [80] Hua X, Yang L, Wang J, et al. Clickage: Towards bridging semantic and intent gaps via mining click logs of search engines//*Proceedings of the 21st ACM International Conference on Multimedia*. Barcelona, Spain, 2013: 243-252
- [81] Park K, Jee H, Lee T, et al. Automatic extraction of user's search intention from web search logs. *Multimedia Tools and Applications*, 2012, 61(1): 145-162



WANG Da-Ling, born in 1962, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. Her research interests include data mining and information retrieval.

YU Ge, born in 1962, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His research interests include data science and

advanced database.

FENG Shi, born in 1981, Ph. D., lecturer. His research interests include sentiment analysis and opinion mining.

ZHANG Yi-Fei, born in 1977, Ph. D., lecturer. Her research interests include machine learning and multimedia data mining.

BAO Yu-Bin, born in 1968, Ph. D., professor. His research interests include graph data search and mining.

Background

With the fast development of Web 2.0 technology, huge amount of data is generated in the social media everyday. How to find the valuable information from the massive social media has become the major concern for both the academic and commercial communities. Searching the users, resources, and their relations is the major goal of social media search. Recently, a lot of papers have been published for modeling the relationships among users and resources in social media, which plays a critical role for social media search. Although many achievements have been made in this area, new problems are continually proposed and new challenges emerge simultaneously.

This paper gives a comprehensive survey on modeling entity (including user and resource) relation for social media

search. The authors define 7 basic types of social media search, and review the model structures and measure methods for entity relation of different search types from important achievements made by researchers on social media mining, search, recommendation, and modeling. The authors also elaborate the new challenges and research directions for social media search.

In recent years, the authors' group has focused on the related researches with social media search, such as Web personalization search and recommendation, sentiment analysis and opinion mining, multi-modality data mining, and social media processing.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (61370074, 61402091).