

# 基于 TLDA 和 SVSM 的音乐信息检索模型

周利娟 林鸿飞 闫俊

(大连理工大学计算机科学与技术学院 大连 116023)

**摘要** 随着协同标注功能的普及,用户可以通过标注自己感兴趣的音乐实现个性化的分类管理,因此音乐共享系统中的社会化标签已成为互联网的重要资源。为了提高音乐检索系统的效率,综合考虑了社会化标签的特性及其对音乐检索模型的影响,利用了 TLDA 方法来进行标签聚类以获取更多的语义相关的标签,综合考虑了用户检索行为、歌词、音乐标签和音乐流行度来提高音乐信息检索系统的性能。实验表明,基于 TLDA 和 SVSM 的音乐检索模型相比于基于属性数据的音乐检索模型以及 k-means 标签聚类的模型,尤其是在音乐标签稀疏和非正规的情况下,能够在一定程度上提高音乐检索的性能。

**关键词** 音乐信息检索,音乐向量空间模型,标签聚类,标签推荐,TLDA 模型

**中图分类号** TP319 **文献标识码** A

## Tags Know You Better: A New Approach to Enhancing MIR System

ZHOU Li-juan LIN Hong-fei YAN Jun

(School of Computer Science and Technology, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China)

**Abstract** Music sharing systems with collaboratively tagging function have been important parts on the Internet. They make the system users to annotate and categorize their own interests and thoughts about the resources possible. In the paper, a novel and straightforward way was proposed to search music collections using metadata and descriptions (tags) of tracks, by jointly considering lyrics, tags and popularity of songs to enhance Music Information Retrieval (MIR) system. Furthermore, Tag Latent Dirichlet Allocation (TLDA) model was proposed in the paper to facilitate adjusted VSM by obtaining more semantically related tags. TLDA can better analyze collaboratively generated tags and understand the intent of user queries in a semantic way, acquiring more information than just keyword-matched tracks return list. By comparing the performance of the proposed approach with general tag clustering approach, a result was found that music information retrieval model proposed in the article performs better than conventional metadata-based music retrieval techniques and tags clustering, especially when tags for tracks are extremely sparse and informal.

**Keywords** Music information retrieval, Music vector space model, Tag clustering, Tag recommendation, Tag latent dirichlet allocation model

## 1 引言

当今社会,电子音乐飞速增长,人们对快速有效地检索音乐的需求逐渐变大。近些年,随着研究者的探索,多媒体搜索引擎的使用实现了突破性的增长,但是,索引歌曲的主导方式仍然是通过对基本的歌曲属性数据进行建模完成的。当给定一个查询,没有精确匹配或者近似匹配的记录来匹配它时,谷歌音乐、百度 MP3、Jamendo、Pandora 以及众多其他相关的音乐检索系统便很难找到符合该用户查询的歌曲<sup>[1]</sup>。当系统用户在谷歌音乐检索框中输入“我今天心情很糟,想听悲伤的音乐”时,系统便会根据查询词,匹配数据库中存储的歌曲属性关键词,关于悲伤音乐的歌曲属性关键词并不存在,从而也不会被检索到。当然,其他同类型的搜索引擎也存在类似的问题,但是标签的出现能够在一定程度上解决上述类似问题。

标注行为是指,使用文本来对网页内容进行描述的一个轻量级的过程<sup>[2]</sup>。标签不仅可以帮助人们对资源进行喜好以及看法方面的标注或者分类管理,还可以被看成是一个出发点,通过用户协作参与平衡影响社会联系<sup>[3]</sup>。但是,目前仍然没有一个通用的词典或者公共标准来约束用户的标注行为,因此,用户标注行为的随意性给用户之间的标签分享以及交互带来了一定困难。另外,传统的音乐信息检索算法将标签作为属性数据来匹配用户的查询<sup>[4]</sup>,并没有考虑标签所蕴含的更深层次的语义信息。因此,如果能够从标签中获得用户能够理解的语义信息,将是 MIR (Music Information Retrieval) 领域研究者的一个巨大的突破。

本文中提出了 TLDA (Tag Latent Dirichlet Allocation, 标签潜在狄利克雷分配模型) 方法来改善音乐搜索引擎的数据处理过程。TLDA 基于 LDA 模型<sup>[5]</sup>,也是一种适用于离散数

到稿日期:2013-05-20 返修日期:2013-07-30 本文受国家自然科学基金(60973068,61272370),国家社科基金(08BTQ025),教育部博士点基金(20110041110034),辽宁省自然科学基金(201202031)资助。

周利娟(1987-),女,硕士,主要研究方向为文本挖掘和音乐检索;林鸿飞(1962-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为搜索引擎、文本挖掘、情感计算和自然语言理解,E-mail:hflin@dlut.edu.cn;闫俊(1988-),女,硕士生,主要研究方向为音乐检索。

据(例如,标签语料集合)的产生式概率模型,同时该模型首先将用户的查询映射到更广阔的空间,通过泛化概念达到更好地理解用户意图的目的。

本文第2节描述本文采用的数据集的构建和整理过程;第3节介绍音乐信息检索模型以及相关方法,并将上述方法作为本文的对比实验;第4节中将给出本文实验的详细设计和实现过程以及对实验结果的分析;最后总结讨论本文在MIR方面的工作以及对未来工作的展望。

## 2 相关工作

本文的研究重点在于两方面,一方面研究如何挖掘社会化标签和音乐属性数据的语义信息,另一方面在于音乐的情感分析,通过以上两方面的研究,来探索其在MIR系统中的应用。Levy和Lander提到,基于文本的信息检索技术能够被应用到音乐检索领域中,并且文本信息检索中相关的模型在音乐领域内都有良好的表现<sup>[1]</sup>。Knees等人指出,通过自然语言查询的方式,音乐信息检索也能保持对音乐的良好访问。因此,本文将重点放在提高音乐文本相关属性信息的检索性能的探索上。

社会化标签,可以被广泛地应用在包括社会化标签的音乐分类<sup>[6]</sup>等其他多角度多层次的应用音乐领域中。Begelmann提出了一种改进检索效果的方法,该方法主要利用标签聚类达到作者的目的<sup>[7]</sup>。Karydis等人充分利用标签信息,对相应音乐进行聚类分析<sup>[8]</sup>。基于上述研究成果可以知道,如果标签很好地被整合到一个应用系统中,将对MIR系统的效果产生重要的影响。通过信息检索模型索引,词以及低级特征(属性数据)被广泛应用到图像检索和其他多媒体标注系统中。Levy等人<sup>[9]</sup>首次在音乐检索中使用上述方法完成检索,他们创新性地给出了基于文本的信息检索的经典方法在音乐信息检索领域的应用。实验表明,向量空间以及潜在语义模型同惯用词和音频组成的词典相结合的方法能在很大程度上提高MIR检索性能。

进行音乐信息检索相关研究工作的研究者有很多,但是其中大部分的工作重点放在音乐情感的分类、音频的处理等相关研究,对音乐查询的理解方面的研究工作相对较少。LDA模型是一种潜在语义挖掘模型,它通过将相关属性聚合成非可见的簇团,簇团内部又包含相关属性这种方式来帮助理解属性数据的语义信息。LDA<sup>[5]</sup>模型首次由Blei等人提出,后被广泛应用到自然语言处理的各个相关领域中,例如垃圾网页的检测、分类、去除,以及主题识别等<sup>[12]</sup>。在音乐领域中使用LDA可以获得高的语义一致性的结果,而非关键字匹配列表。Krestel等人已经将LDA模型应用到标签推荐系统中,并验证了该方法相对于规则方法对于检索性能的提高,并且能够得到更为具体的标签。该方法能够扩展资源,在新资源中使用推荐标签能够较好地改进搜索效果<sup>[13]</sup>。Newman<sup>[14]</sup>, Mimno和McCallum<sup>[15]</sup>均使用LDA模型在数以万计的文本中自动产生话题模型,并使用该模型作为基本模型,以实现自动索引和分块网页浏览。

除了对标签提取音乐检索的语义信息之外,本文的另外一个结合点在于抽取音乐的情感属性。2003年,Feng等人提出了用音乐情感来检索流行音乐<sup>[16]</sup>;2005年,Korhonen等人提出用系统识别的方法根据音乐情感对音乐建模<sup>[17]</sup>;2008年,夏云庆等人提出了基于情感单元的情感向量空间模型(S-

VSM)<sup>[18]</sup>,同传统基于词汇的向量空间模型相比(W-VSM),S-VSM模型在文本表示效率、歧义消解、情感功能和数据稀疏性等方面都有W-VSM模型无法比拟的优越性;2009年,马希荣等人通过建立情感音乐模板库来将情感引入音乐信息检索<sup>[22]</sup>;Han等人也在2010年提出基于音乐情感的音乐分类和其在上下文相关的音乐推荐系统中的应用<sup>[19]</sup>。本文在前人研究的基础上综合考虑了音乐的歌词、歌名、歌手风格、用户协同标注标签来实现音乐情感的识别和其在音乐检索查询串理解中的作用以及对音乐检索系统性能的影响。

## 3 音乐信息检索模型

### 3.1 音乐向量空间模型

用户查询的分析的结果显示,在大多数情况下,用户仅仅输入歌手姓名或者是歌曲名称或者是歌曲的其他属性数据,因此有必要通过对用户查询的统计调整属性数据特征的权重,对传统的基于属性数据的向量空间模型进行修改。可以根据用户查询,通过对本地组件包特征再赋权值的方式对数据集中的向量进行重新组合。式(1)是对音乐向量进行的描述:

$$V_{song} = (\alpha_1 w_1, \alpha_2 w_2, \alpha_3 w_3) \quad (1)$$

其中, $w_1$ 表示歌曲名, $w_2$ 代表作者名字的维度, $w_3$ 为专辑,是其他维度的音乐信息,包括歌词等。 $\alpha_1, \alpha_2$ 和 $\alpha_3$ 为修正参数,这里考虑到三者 query 统计中的比重,将三者设定为0.5,0.3和0.2。定义完对音乐的描述后,歌曲查询相似度可以按照式(2)进行计算。

$$\text{sim}(q, s)_{adjusted} = \frac{\sum_{k=1}^n w_{i,k} * (\alpha_j w_{j,k})}{\sqrt{(\sum_{k=1}^n w_{i,k}^2) (\sum_{k=1}^n (\alpha_j w_{j,k})^2)}} \quad (2)$$

### 3.2 流行度音乐信息检索

Li等人发现越是流行的歌曲,越有可能被选择和被标注<sup>[20]</sup>,有必要考虑歌曲的流行度,以提高音乐信息检索的效果,需要考虑如下几个因素:

- (1)正在收听该歌曲的用户数目;
- (2)该歌曲被标注的标签数目,以及这些通用标签的流行度;
- (3)歌手的流行度对歌曲流行度的影响。

为此,本文采用式(3)修正原始根据歌曲的被听次数来定义歌曲的流行度。

$$P(s) = P' + d \sum_{i=1}^M P(\text{tag}_i) + (1-d)P(\text{artist}) \quad (3)$$

其中, $P'$ 表示从last.fm上爬取的歌曲的原始流行度(收听次数), $P(\text{tag}_i)$ 为歌曲 $s$ 标注的标签的流行度, $P(\text{artist}_j)$ 表示歌手的流行度, $d$ 为修正参数,根据经验值取值为0.5。

从表1中可以看到歌曲流行度的变化速率各不相同。尽管“Heatseeker”的原始统计流行度比歌曲“J’Ai Dormi Sous L’Eau”要低很多,但是“Heatseeker”新的流行度要高于“J’Ai Dormi Sous L’Eau”,主要原因是“Heatseeker”被较多的流行的标签所标注,因此更容易被以标签为检索过程的检索系统检索到。而对于歌曲“Here Comes the Sun”,虽然原始流行度很高,但是由于标签的流行度对其流行度贡献较小,因此流行度变化较小。相对非流行的歌曲流行值的增加要明显高于相对流行歌曲的流行度增加值,因此这种算法能平衡歌曲流行度的分布,这就意味着较少被收听的歌曲更有可能被音乐检索系统所推荐。表2则为样例标签的聚类结果,表明标签

对于歌曲流行度的影响。

表1 随机抽取的5首歌曲的流行度变化

歌曲标题	P'	P	增长率
Here Comes the Sun	10309	11526	0.118
Can't Buy Me Love	8420	15642	0.857
J'Ai Dormi Sous L'Eau	142	150	0.056
It's a Long Way to the Top	22	195	7.863
Heatseeker	18	533	28.611

表2 样例标签的聚类结果

"classic"	"dance"
classics	party
classic rock	favorite
classic pop	danceable
favorite	disco
favorite songs	electronic

### 3.3 基于标签理解和检索的 TLDA

TLDA方法(见图1)为标签设置了离散潜在模型并且使得每一首歌曲内容保持一个随机变量,用以显示潜在话题(潜在类别)归属的概率值。模型中的潜在话题定义为一个在有限词典上的单词(标签,这里主要考虑情感标签)的离散分布,它假定在可见以及非可见的歌曲内容中的每个单词由一个随机选择的话题产生,该随机选择的话题通过带有随机选择参数的分布获得。每个文档(歌词)的这个参数会在话题单一平滑分布中被实例化一次。

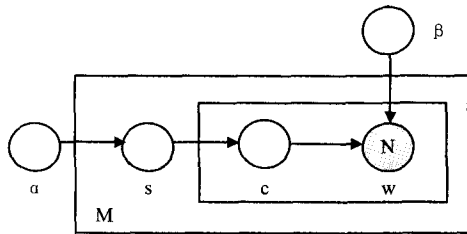


图1 基于标签概念空间的 TLDA 方法

其中随机变量为:

word 用多项式随机变量  $w$  表示;

topic(标签概念)用多项式随机变量  $c$  表示;

track context 用狄雷克雷随机变量  $s$  表示,是歌曲上下文信息。

其中,  $M$  是整个音乐数据集,  $\alpha$  是 Dirichlet 先验参数,它证明了基于 LDA 的标签推荐方法能够从多用户的协作标注中探出一个共享话题结构,然而相关规则注重简单术语扩展。在这里歌曲被描述为属性数据和附带的标签。歌曲文本内容(文档)被表示为潜在话题上的概率分布,每一个概念话题都被表示为标签上的概率分布,同时这些话题对整个文档内都有贡献,因此可以不用真实的标注标签而是利用 TLDA 方法发现的话题来表示。这样可以通过每个潜在话题中的靠前的话题来扩展歌曲相关信息,在某种程度上解决某些歌曲标签稀疏的问题。TLDA 方法是一种在用户标注的标签(话题)中发现语义相关的标签集合的方法。可以按照下列公式进行表示:

$$P(w_i | s) = \sum_{j=1}^{|C|} P(w_i | c_i = j) P(c_i = j | s) \quad (4)$$

其中,  $P(w_i | s)$  为一个给定的歌曲的歌词的第  $i$  项词项的概率,  $c_i$  为潜在话题(概念空间),  $P(w_i | c_i = j)$  为  $c_i$  出现在  $j$  话题中的后验概率,  $P(c_i = j | s)$  为在歌曲相关的文档内的话题  $j$

中选择一个词项的后验概率。潜在概念话题  $T$  的数目须提前给出,同时允许调整潜在话题的特殊性。TLDA 模型使用狄雷克雷先验分布概率以及固定的话题数,从未标注的文档集中估计话题-词项分布  $P(w | c)$  以及文档(歌曲)-概念话题分布  $P(c | s)$ 。

为了从数据集中收集样本,利用 Gibbs 样本化方法来估计话题-词项分布。样本化的过程多次遍历每首歌曲的描述性文本中的每个标签,基于概率值  $P(c_i = j | w_i, s_i, c_{-i})$  为词项样本化一个新的话题  $j$ ,直到 LDA 模型的参数收敛时样本化过程结束。

$$P(c_i = j | w_i, s_i, c_{-i}) \propto \frac{N_{s_i, j} + \alpha}{\sum_c N_{s_i, j} + \alpha C} * \frac{N_{w_i, j} + \beta}{\sum_w N_{w_i, j} + \beta W} \quad (5)$$

其中,  $N_{w_i, j}$  表示所有话题-词项分布条数,  $N_{s_i, j}$  表示歌曲-词条数,表示当前除了  $w_i$  外所有主题-词和歌曲-主题分布,两个项分别对应式(4)中的两个后验概率的值。

在完成上述统计以及计算过程后,通过查看潜在话题收集某些当前标签的扩展标签,如果标签属于同一个话题(标签概念空间),标签之间彼此成为扩展标签。表3所列“groovy”标签的推荐标签为与目标标签语义最相关的标签。这些标签的一个共性是都属于情感标签的类别。模型中的潜在标签概念空间保证了新推荐的标签的准确性。

表3 潜在语义空间和标签“groovy”相似的前9个匹配的结果

检索到的标签	次数统计	概率
groovy	3232	0.464634
happy	2231	0.320132
love	545	0.078203
fun	245	0.035155
harmonies	212	0.03042
dance	34	0.004878
dedicable	21	0.003013
help	18	0.0025
haze	12	0.001721

## 4 实验结果与分析

### 4.1 语料来源

社会化标签具有很多的社会属性,从不同角度反映了人们对音乐的感受,当然也包括歌曲自身的客观属性等。本文中,为了保证实验的可再现,使用了著名音乐社交网站 last.fm 以及博文网站 MusicByDay 的数据语料。首先,收集到一定量的作者和歌曲信息,而后根据已有音乐信息爬取其相关作者和标签信息。

本文中的音乐数据共包括 306630 首歌曲、24844 个专辑和 535784 个标签,其中少部分标签只含有一个单词,其他则为句子或短语。对于一些无明确含义的垃圾标签,如“hskfcv”,将其从语料中去除,最终得到 10302 首歌词和 203310 个标签。

根据标签的种类,我们做了进一步的验证,从而分析了如表4所列的标签属性归类结果。从表4中可以看出,所搜集到的大部分标签都是从表达情感方面出发的,仅有一小部分与歌曲其他属性(歌手等)相关。这说明了,当人们在听音乐时,更愿意将自己的情感感受与大家分享,从而表达对歌曲的认识。不难理解,本文中大部分标签属于情感,而这一现象也为我们后面在标签扩展方法中主要扩展的是情感类标签打下了理论基础。

表4 标签属性分类

标签类型	统计词频	出现概率	样例
emotion	177977	0.3344	“melancholic”, “makes me smile”
time	16845	0.0316	60s, 2007
artist	9486	0.0178	“Lady Gaga, Beatles”
album	1564	0.0029	“Revolver”
genre	163124	0.3065	“acid jazz”, “chillout”
theme	7895	0.0148	“summer”
region	4856	0.0091	“australian”
equip.	4568	0.0085	“acoustic rhythm guitars”
others	145841	0.2740	
total	532165		

图2为last.fm上The Beatles的歌曲“Come Together”的一个截图。正如图2所示,标签被按照字母表的顺序进行排序,权重越大的标签会赋予越大的字体。目前,利用基于标签的音乐检索主要有两种方法:一种方法为基于关键字的检索过程,该方法被普遍用于互联网上的信息检索,使用该方法能够简单地返回与关键字相关的信息,并按照关键字的相似度进行排序;第二种方法是一种被称为标签云<sup>[1]</sup>的可视化的方法,该方法目前被使用在多个社会化标注网站上。如图2所示,用户点击其中一个标签,片刻后,音乐共享系统last.fm将在数据库中返回含有用户点击标签的歌曲。

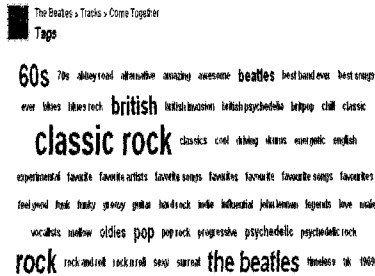


图2 Last.fm上的标签云

图3显示,大部分的标签为单词或者双词、三词标签。为了建立起标签向量空间,同一个歌曲中的标签集构成一个文档。

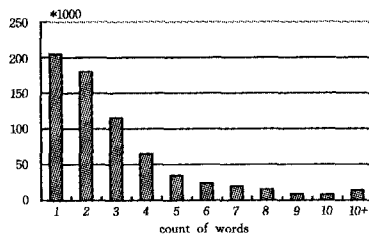


图3 标签长度

尽管我们从互联网上收集了大量的标签,但是存在一个必须面对的现实问题,即标签资源在歌曲空间上的非均匀分布以及标签的稀疏性和非正式性,据统计有85%的歌曲只含有5个以内的标签。

Chen等人得出如下论断:在自由无限制的标注中,语言学相关的问题确实存在<sup>[21]</sup>。Nielsen(2007)发现不同的教育和文化背景会导致标签的不一致性。同样,自由标注系统中的词语之间的同义词和歧义不容忽视<sup>[21]</sup>。

从互联网上收集的标签格式自由,包括自由选择的关键字以及自造短语等。但是数据集的大量标签是不规范的。因此在标签空间中设置了单一单词标签 $T_i$ 作为核心概念 $C_i$ ,这些标签含有的单词都归于同一个概念空间,被当作具有

相同含义的标签进行处理。

表5显示了由一般聚类方法以及TLDA方法检索的结果,同时它们事实上是标签的聚合概率分布。通过TLDA方法推荐的标签来自于同一个潜在主题空间,并且它们是潜在标签概念子空间。

表5 标签聚类结果

实验标签	K-means 聚类	聚类概率	TLDA 结果	TLDA 概率
fun	funny	0.567	happy	0.365
favorites	favorites	0.928	favorites	0.958
emotive	emotion	0.896	emotion	0.968
lauras theme	theme	0.589	pop	0.012
fabulous	alternative	0.324	best	0.689
melancholic	mellow	0.356	sad	0.325
ritmic	party	0.112	party	0.032
chills	chill out	0.918	ballad	0.756
energetic	strong	0.652	electro	0.600
catchy	absorbing	0.567	boogie	0.713
epic	dance	0.562	dance	0.401
nostalgia	MJ	0.423	home	0.756

#### 4.2 标签语义理解中的TLDA的应用

为了避免高维语义空间问题<sup>[1]</sup>,从以下两个方面来考虑影响音乐信息检索系统的因素:一个是基于标签带有主观性的假设,不同的系统用户通常使用不同的单词对相同的音乐片段进行标注,例如:“The Beatles”的“Come Together”,有的用户标记它为“awesome”或者是“amazing”,然而有些用户会将其标注为“chill”;另一个就是标签在表现音乐属性和情感方面具有不容忽视的作用。为了能够通过预测和推荐标签来平衡非均匀分布以获得音乐信息检索系统经验,本文提出了TLDA标签聚类方法来实现对“瘦歌曲”的标签推荐,所谓“瘦歌曲”指的就是被标注次数很少的歌曲。音乐内容相关的(“tambourine”, “mamas and papas”, “60s”, “songs about cities”)和情感表达丰富的(“beautiful thing”, “makes me happy”, “sweet”, “sapy”)标签信息被赋予更高的权重,但是摒弃了含糊不清的词条和短语(“amo este tema”, “ob-la-da”, “4 8 15 16 23 42”, “icmusick”)。如表5所列,模型能够计算每一个属于一个标签概念的标签的概率值,选择概率最高值作为最终的归属选择。

#### 4.3 音乐信息检索中性能的比较

在本节中,为了检验本文提出的音乐检索模型的效果和性能,本文设置了5组实验。

- 1)仅考虑数据集中歌曲属性数据存在性的向量空间模型(本文表示为CM)。
- 2)修改部分属性数据在向量空间中特征权重的向量空间模型(本文表示为AM)。
- 3)加入流行度的音乐信息检索模型(本文表示为POP),即3.2节中所给出的音乐检索模型。
- 4)给予音乐信息检索的标签聚类模型(本文表示为TCL),即加入利用聚类对标签进行扩展的技术。
- 5)基于音乐信息检索的TLDA方法。

实验评价分别采用 $P@5$ 值和 $P, R, F$ 值,如图4和表6所示。实验中的查询词串包括两个部分:一个是实验室成员随机生成的;另一个是从标签库中随机抽取出来的标签。检索结果由人工进行打分,最相似的有5分,以此类推,取1~5区间的分值。

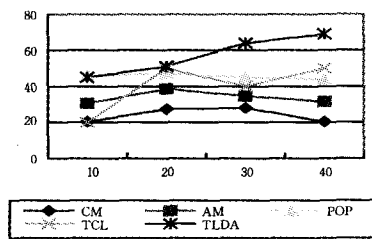


图4 5种方法 P@5 值结果比较

表6 5种方法 P,R,F 值度量

方法	精确率	召回率	F 值
CM	0.235	0.563	0.356
AM	0.568	0.508	0.536
POP	0.716	0.685	0.700
TCL	0.738	0.765	0.751
TLDA	0.756	0.795	0.775

如表6所列, TLDA方法在诸多情况下实验效果显著, TCL在某些情况下也有很好的效果, 用户查询和标签的语义理解使得处理搜索流算法更加准确。在表5中, CM方法的结果是本实验的基准实验, TLDA方法和聚类技术能够提高音乐信息检索系统性能, TLDA方法通过检索标签概念空间(话题空间)扩展查询相关标签, 以便能够很好地理解用户查询。AM方法的性能优于CM方法, 主要原因是考虑了用户查询的统计信息。POP方法同时考虑了标注标签和歌手的流行度, 能够平衡原始收听频率。TCL方法将标签聚类为不同的集合, 并通过推荐更相似的标签扩展查询, 该方法在音乐检索系统中性能优异。但是本文提出的TLDA方法在所有的评测中表现最佳, 因为该方法通过将查询和标签映射到一个语义特征空间改进检索过程, 同时能够发现最具有语义相关性的词条。评测结果验证了我们对于用户查询理解以及以语义方式理解社会化标签的设想。

**结束语** 本文提出了一个新的利用社会化标签来增强音乐信息检索系统的方法。与传统的基于匹配的方法不同的是, 该方法综合考虑了音乐属性数据和标签数据, 通过综合考虑歌词、标签、歌曲流行度来增强音乐信息检索系统的性能。本文首先介绍了调整的向量空间方法和基于流行度的方法。

此外, 为了更好地以语义方式理解用户查询的意图, 提出了TLDA方法来分析并协作产生标签, 且与通用标签聚类方法和其他方法进行了对比实验。实验证明本文方法能够较好地理解层级结构和标签之间的关系, LDA方法推荐标签的扩展的歌曲能够增强在数据集中检索新的歌曲的效果。未来将侧重于研究利用LDA方法去除垃圾标签和检测语义模糊标签的有效性, 同样个性化检索技术也是本文未来的重要研究方向。

### 参考文献

[1] Levy M, Sandler M. Music Information Retrieval Using Social Tags and Audio[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2009, 11(3): 383-395

[2] Beckett D. Semantics Through the Tag [C]// Proceeding of XTech 2006: Building Web 2.0, 2006

[3] Kim H, Breslin J G, Yang S, et al. Social Semantic Cloud of Tag: Semantic Model for Social Tagging[C]// Proceedings of the 2nd KES International Conference on Agent and Multi-agent systems, technologies and applications (ACM). LNCS, vol. 4953: 83-92

[4] Knees P, Pohle T, Schedl M, et al. A Document-centered Approach to a Natural Language Music Search Engine[C]// Proceedings of the IR research, 30th European Conference on Information Retrieval (ECIR). Glasgow, UK, 2008: 627-631

[5] Blei D, Ng A, Jordan M. Latent Dirichlet Allocation[J]. Journal of Machine Learning Research, 2003(3): 993-1022

[6] Fei W, Xin W, Shao B, et al. Tag Integrated Multi-Label Music Style Classification with Hypergraph[C]// International Society for Music Information Retrieval. Kobe, Japan, October 2009: 363-368

[7] Begelman G, Keller P, Smadja F. Automated Tag Clustering, Improving Search and Exploration in the Tag Space[C]// The 15th International World Wide Web Conference. Edinburgh, UK, 2006

[8] Karydis I, Nanopoulos A, Gabriel H, et al. Tag-aware Spectral Clustering of Music Items[C]// International Society for Music Information Retrieval. Kobe, Japan, October 2009: 159-164

[9] Levy M, Sandler M. A Semantic Space for Music Derived from Social Tags[C]// International Society for Music Information Retrieval. Philadelphia, Pennsylvania, USA, September 2007: 14-18

[10] Downie S, Nelson M. Evaluation of a Simple and Effective Music Information Retrieval Method[C]// Special Interest Group on Information Retrieval (ACM). Athens, Greece, 2000: 73-80

[11] Byrd D, Crawford T. Problems of Music Information Retrieval in the Real World[J]. Information Processing & Management, 2002, 38(2): 249-272

[12] Rosen-Zvi M, Chemudugunta C, Griffiths T. Learning author-topic models from text corpora[J]. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 2010, 28(4): 1-4

[13] Krestel R, Fankhouser P, Nejdil W. Latent dirichlet allocation for tag recommendation[C]// ACM Conference on Recommender Systems. New York, USA, October 2009: 61-68

[14] Newman D, Chemudugunta C, Smyth P. Statistical entity-topic models[C]// ACM Special Interest Group on Knowledge Discovery and Data Mining (ACM SIGKDD). Philadelphia, PA, USA: 680-68

[15] Mimno D, McCallum A. Topic Models Conditioned on Arbitrary Features with Dirichlet-multinomial Regression [C]// UAI, 2008. 2008: 411-418

[16] Feng Y, Zhang Y, Pan Y. Popular Music Retrieval by Detecting Music[C]// ACM SIGIR'03. Toronto, Canada, July 2003

[17] Korhonen M D, Clausi D A, Jernigan M E. Modeling Emotional Content of Music Using System Identification[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, Part B, 2006, 36(3): 588-599

[18] 夏云庆, 杨莹, 张鹏洲, 等. 基于情感向量空间模型的歌词情感分析[J]. 中文信息学报, 2010, 1(24): 99-103

[19] Han B-J, Rho S, Jun S, et al. Music Emotion Classification and Context-based Music Recommendation [J]. Multimedia Tools and Applications, 2010, 47(3): 433-460

[20] Li J, Lin H, Zhou L. Emotion Tag Based Music Retrieval Algorithm[C]// Proceedings of the AIRS'10. Taipei, Taiwan, 2010: 599-609

[21] Chen Y, Santamaria R, Butz A, et al. TagClusters: Semantic Aggregation of Collaborative Tags beyond TagClouds[C]// Proceedings of the 10th International Symposium on Smart Graphics. Salamanca, Spain, 2009: 56-67

[22] 马希荣, 梁景莲. 基于情感音乐模板的音乐检索系统研究[J]. 计算机科学, 2009, 36(1): 239-278