

音乐评论的情感挖掘研究

余莉 夏虎 傅彦

(电子科技大学计算机科学与工程学院 成都 610054)

摘要 在当今数字化与网络化时代,图像、音频和视频等多媒体内容已成为互联网信息高速公路上传送数据的重要部分,基于音乐情感的检索技术应运而生。音乐的群众情感则由大量的普通用户通过各种形式表达出来,其中论坛中带有交互性的音乐评论则为典型的音乐情感表达形式。从海量 Web 文本信息中得到音乐的情感等属性并将结果合理地返回给依据情感搜索的用户是一个创新性的解决方案。实践结果证明,音乐论坛主题挖掘系统相对于目前的基于音乐本身的研究具有更大的合理性,对用户的搜索返回具有更强的说服力。

关键词 情感化,文本挖掘,音乐情感,情感计算

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Research on Emotion Mining of Textual Music Review

SHE Li XIA Hu FU Yan

(School of Computer Science and Engineering, UESTC, Chengdu 610054, China)

Abstract Images, audio, video and other multimedia transmitting on the Internet have become an important part of the digital and network era, retrieval technology based on the music emotion rises. The popular emotion of music expresses by the massive ordinary users through various forms. Interactive music reviews in forums are the typical music emotion expression forms. Extracting music attributes from the magnanimous Web and giving the reasonable emotion results to the searcher are innovative solutions. The experimental results show that, relative to the current system based on the music itself, this solution is more reasonable, and the results returned to the user are more convincing.

Keywords Affectivity, Text mining, Music affection, Affection calculate

1 引言

在当今数字化与网络化时代,多媒体数据已成为互联网信息高速公路上传送数据的主要部分。音频、图像和视频等多媒体内容目前在 WWW 中占据 15%^[1],且该数字还在飞速增长。如何从海量的声音信息中获取有用的信息,即声音信息资源的管理和检索显得日益重要。传统的音乐搜索是通过匹配歌曲、歌手名或歌词内容来查询音乐数据库后返回相关结果,本质上只是一种基于关键词的文本搜索,使用者必须记得相关信息才能进行检索,比如 Google 的音乐搜索功能或百度 mp3 搜索等。

另外,国内外在多媒体数据库技术的研究中提出了一种基于内容的检索 CBR (Content-Based Retrieval) 技术^[2]。所谓基于内容的音频检索,是指通过音频特征分析,对不同音频数据赋予不同的语义,使具有相同语义的音频在听觉上保持相似。在用户需要搜索时,根据一段旋律的哼唱就可以获取对应的音乐信息^[3]。然而,乐曲的旋律检索仍然是针对音乐的物理特征进行的,用户不记得音乐旋律时仍然无法继续检索过程。

在音乐的高层语义特征中,情感语义是超越旋律语义的

更高层次特征,因此有必要在检索中充分考虑关于用户的情感需求。现有的比较成熟的音乐情感搜索方法主要是通过分析音频内容,根据音频的多特征组合,对音频信号的感知特征(如响度、亮度、音调等)、物理特征(如过零率、Mel 倒谱系数、线性预测系数等)进行分析,依据用户听觉内容的相似性,给出音乐的情感特征^[4,5]。该方法对于有一定音乐知识的人是比较有效的,它反映了专家对一首歌的情感标注,具有一定的指导性。但是,现实中的用户大多不是专家,他们对一首音乐的情感理解会有不同的看法。同时,情感化的音乐所面对的使用者也并非专家,而是一般用户,这就造成了依据输入的情感特征搜索出来的音乐并非用户所需要的。在此基础上,有必要采用普通用户的情感对音乐进行标注,并结合专家类别来综合推荐。

当前互联网上,用户交流及宣泄情感最常用的就是使用交互方式(常为论坛)。在专业的论坛中,由于音乐的分类准确且详细,这就给用户提供了友好的交互平台,大量的用户评论所反映出来的情感倾向则确定了一首音乐的群众情感。因此,本文提出了一种以音乐评论内容为基础的音乐情感语义的分析处理及检索方案,音乐情感取之于用户,反馈于用户,达到音乐情感和用户紧密相关并且随用户改变的效果。

到稿日期:2008-06-25 本文受 863 国家重点基金项目(07AA01Z440),四川省应用技术与开发项目支撑计划(2008GZ0009)资助。

余莉(1978-),女,博士,讲师,主要研究领域为 Web 文本挖掘, E-mail: sheli@uestc.edu.cn; 夏虎(1981-),男,博士研究生,主要研究领域为 Web 数据集成; 傅彦(1962-),女,教授,博士生导师,主要研究领域为人工智能、数据挖掘。

2 音乐情感分析

计算机音乐情感分析的任务就是自动识别音乐作品中的情感内涵,其首要工作是建立符合音乐情感认知特点的心理模型,比如离散形式的 Hevner 模型^[6,7]和维度形式的 Thayer 模型^[8]等。Hevner 模型采用一个如图 1 (a)所示的环形作为象征心境、情绪或者情感反应的符号,其中的任何一个环节都与它前后相邻的环节在情感逻辑上存在递进的关系,即被认为在理性的情绪变化中可以平滑地过渡到它之前或之后的相邻情感。Thayer 模型采用如图 1 (b)所示的活力(energy)与紧张(tension)两个维度描述情感。活力维度是指从“充满活力(energized)”到“疲劳(fatigue)”不同水平的反应,这一维度与个体生理活性及认知活动的许多方面相联系。紧张维度则指从主观的内部紧张到平静连续体上不同水平的情感反应。

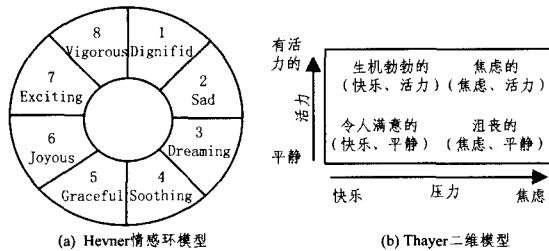


图 1 音乐情感的心理模型

情感模型的选取依赖于具体的应用和情感识别方法。不管采用哪种音乐情感表示模型,现今的音乐情感识别的研究中最终都将音乐聚类到少数几类情感中。音乐情感认知是多媒体内容理解、智能人机交互的重要组成部分,但受限于音乐心理学和音乐理论的发展。目前关于音乐情感建模方法的研究仅仅应用于特定的音乐风格或者情感颗粒较粗的低维情感系统的场合。例如, H. Katayose 等人^[9,10]提出的情感分析系统利用启发式规则针对日本的流行音乐展开研究;刘涛等人^[11,12]针对古楚地区的编钟音乐利用专家知识提炼模糊规则进行情感认知推理的研究;Liu 等人^[13,14]从 MIDI 音乐中提取节奏、音强、音高变化、音符密度和音色,并采用模糊分类器将约翰·斯特劳斯的圆舞曲分为五种情感类型。

基于数据模型的方法运用统计分析或者机器学习理论建立关键变量与其他可测变量的统计或学习模型,具有模型结构统一、建模方法简单、运行维护方便和模型精度高的优点,尤其适用于高维的复杂认知过程。Liu 等人^[15]应用基于 GMM 的层次化分类体系识别音乐情感。文献^[16,17]应用 SVM 方法识别音乐情感。庄越挺等人^[18]利用 BP 神经网络对中国流行音乐进行情感分类。台湾的陈若涵等人^[19]比较了 KNNR, GMM, SVM 3 类分类方法,并解析歌词中的情感词汇辅助进行情感分析。

现有音乐作品分析研究大多是针对古典乐派,然而东方民族音乐在情感上与之存在很大不同。本文的研究主要针对华语音乐,从新的角度进行探讨和分析。

3 音乐情感的语言模型

Hevner 情感言词研究主要针对西方音乐,由于文化背景、思维方式、历史与社会环境等的不同,词表中的音乐情感词汇不一定适合我国的实际情况,因此我们需要通过形容词

辨识实验确定 Hevner 情感环的 8 个情感子类中适合中国人表述习惯的形容词及其应用频度,从而确定不同形容词在针对音乐情感的解释能力以及被试对这些形容词的心理认同程度。

3.1 情感形容词

在音乐情感认知的过程中,众多形容词之间的语义重叠会扰乱关于音乐情感认知的定量表述,从而出现偏差,因此我们需要找到每个情感子类的标志性情感词汇。

针对词表中的 67 个形容词,由音乐专家(作曲家、演奏家、音乐专职教师)从中选出/增补适合描述中国民族音乐并符合中国人习惯的形容词,删除近义词,最后选择 47 个形容词。继而,通过面向音乐领域专家的网络调查和访谈,按照 Hevner 的环结构,要求被调查者选择认为能够代表各子类音乐情感的若干形容词,并提供开放接口,以补充其它能描述音乐情感的形容词。实验中访问了 20 位音乐专家,其中作曲家 3 位、专业演奏家 9 位、音乐专职教师 8 位。情感言词如表 1 所列。

表 1 形容词辨识实验的情感言词列表

子类	情感词汇						基本词集	
1	敬畏	高贵	崇高	神圣	严肃	肃穆	神圣	Dignified
	0.1715	0.1158	0.1435	0.2886	0.1358	0.1447		
2	压抑	哀愁	困惑	黯淡	沉重	悲伤	悲伤	Sad
	0.1145	0.1217	0.1112	0.1443	0.1311	0.2602	0.1171	
3	梦幻	忧伤	多情	柔和	向往	屈从	向往	Dreamy
	0.1504	0.1728	0.1315	0.1452	0.2714	0.1286		
4	平静	从容	抒情	满足	安谧	抚慰	抒情	Soothing
	0.1439	0.1334	0.3048	0.1953	0.1112	0.1113		
5	优雅	幽默	轻盈	活泼	新奇	欢跳	轻盈	Graceful
	0.1627	0.1404	0.2536	0.1701	0.1417	0.1315		
6	明亮	欣喜	快乐				快乐	Joyous
	0.2524	0.2981	0.4495					
7	激动	兴奋	狂欢	热情	不安	激情	胜利	Exciting
	0.1701	0.1155	0.1152	0.2541	0.1186	0.1345	0.0919	
8	强劲	显赫	威严	军威	庞大	生机	生机	Vigorous
	0.1036	0.0876	0.1855	0.1319	0.1251	0.3662		

表 1 所示为用户选择的情感描述形容词及其占该类型子情感的百分比的实验结果,倒数第 2 列为所占比例最高的标志性情感词汇,最后 1 列为 Hevner 总结出来的标志情感词汇。从实验结果可以看出,由于东西方文化差异的客观影响,情感子类的标志形容词会有不同,但大体上是一致的。

3.2 音乐情感

音乐情感构成一种特殊的语言值系统,参照文献^[20],我们有如下定义:

定义 1(语言值模型) 二元组 $\langle LA, R \rangle$ 即表示为语言值模型

$$LA = (L_1, L_2, \dots, L_n) \quad (1)$$

$$R = (r_{ij})_{n \times n}, r_{ij} \in [0, 1], i, j = 1, 2, \dots, n$$

其中, LA 为有限语言值构成的集合,并定义 R 为 LA 上的模糊相似关系, n 表示语言值集合的元素数量, R 中的元素表示两个语言值 L_i 和 L_j 之间的语义重叠程度。显然,模糊关系矩阵 R 是一个对称矩阵,满足如下两个特性: $r_{ij} = r_{ji}$ 和 $r_{ii} = 1$ 。

因此,该模型不需要为语言值 L_i 定义模糊集合及其隶属函数,而是通过模糊关系矩阵定义语言值的相似关系来解释语言值内涵。由于人们关于语言值语义关系的认知都是经过

后天学习形成的,我们不能想当然地给出模糊关系矩阵的表述,而应该通过实验的方式解析出这种认知关系。

根据 3.1 节所述,显然针对音乐情感研究中的基本语言值集合为情感空间 8 个子类的标志情感言词: LAoM = {神圣, 悲伤, 向往, 抒情, 轻盈, 快乐, 热情, 生柳, 简记为: LAoM = {LAoM, $i=1 \cdots 8$ }。语言值表达方式具有对情感不确定性的良好数学表达能力,但是直接利用情感的语言值来表达音乐也是不完全的,有如下两个主要原因。

① 音乐情感的复合特性: 音乐情感天然地具有复合特性,这是由音乐感觉的多样性所引起的人对音乐所发生的复杂情感认知反应,孤立地用语言值或者语言表达式都无法表达这种复合特性;从数学角度看,如果用 $r(\text{Music}, \text{LAoM})$ 表示音乐与 LA 语言值集合中的第 i 个元素的相似程度,并有 $r(\text{Music}, \text{快乐}), r(\text{Music}, \text{悲伤}) > 0.5$,孤立地用语言值或者语言表达式也无法准确表达这种内在的情感环约束。

② 音乐情感的主观性和环状约束特性: 如前所述,不同人对于音乐的情感内涵把握是不同的,但这种不同却遵从 Hevner 情感环约束。具有极度快乐情感的音乐一般来说很少同时具有悲伤情感内涵。也就是说,假定有 $r(\text{Music}, \text{快乐}) > 1$,则 $r(\text{Music}, \text{悲伤}) > 0$,孤立地用语言值或者语言表达式也无法准确表达这种内在的情感环约束。

本文以模糊相似关系作为其内在约束,采用如下 8 维向量的形式定义音乐的情感内涵,并相应定义音乐情感向量的相似性计算法则。

3.3 音乐情感向量

根据音乐情感语言值的定义,通过拓展语义相似性的概念,我们可以很容易给出如下音乐情感向量的定义。

定义 2(音乐情感向量) 对某一首具有独立情感语义的音乐 Music,其情感内涵用定义在 Hevner 情感环上的八维向量 E 表示元素值。 $r = r(\text{Music}, \text{LAoM})$ 表现为音乐与每个子情感语言值的语义相似关系,用 0 到 1 之间的数值表示其相似程度,我们将该向量称为音乐情感向量 E :

$$E = (r(\text{Music}, \text{LAoM}_1), \dots, r(\text{Music}, \text{LAoM}_2), \dots, r(\text{Music}, \text{LAoM}_8)), i=1, \dots, 8 \quad (2)$$

其中,数值最大的子情感定义为音乐的主导情感 E_{dom} :

$$E_{\text{dom}} = \max(e_i), i=1, \dots, 8 \quad (3)$$

$\max(\cdot)$ 表示取最大值所对应的 LAoM。例如,某首音乐 M 的情感经过某种推理过程可以表达为 (0.2, 0.6, 0.9, 0.4, 0.3, 0.1, 0.0, 0.1), 则其主导情感是“向往”,而且其情感语义相似程度值是 0.9。同时,该音乐包含有“悲伤”的情感内涵,只是其程度较低,为 0.6,可以称之为次情感。因此我们可以将音乐 M 的情感内涵表述为“非常向往,同时有些悲

伤”。这与音乐情感的复合特性完全吻合。当然,有的音乐会存在多个主导情感和次情感。音乐情感的主次分布特性其实质就是构成基于音乐心理学的逻辑归约,我们称之为音乐情感的 Hevner 相似性约束,模糊关系矩阵 R 即为该约束矩阵。

定义 3(情感基向量) 模糊关系矩阵 R 上的行向量,记为 r ,其中 $i \in [1, 8]$ 。

由于情感向量是定义在情感语义相似矩阵上的,因此模糊关系矩阵 R 上的每个行向量就构成为情感基向量 r 。显然有 8 个情感基向量,我们按照每个基向量的主导情感进行表达。比如 R 上的第 2 行向量,也就称之为 E_{Doleful} (悲伤基)。

前面的讨论都是针对具有独立情感语义的音乐或者乐段的。实际上,根据音乐情感的运动性分析可知,一首完整的乐曲经常会出现情感内涵转换和过渡的情况。如果一首乐曲按照其情感语义特征可以分 n 个乐段,则情感链可以有如下定义。

定义 4(音乐情感链) 音乐情感链是情感在音乐序列的时间轴上的运动状态,可表示为

$$\text{EmoChain} = (E_1, E_2, \dots, E_i, \dots, E_n) \quad (4)$$

3.4 音乐情感语义相似性的实验研究

建立语言值语义关系的方法很多,我们可以很容易使所建立的推理模型与经典的二值逻辑相符,但所建立的模型不一定能够符合人脑的语言认知模式^[21]。在音乐情感语言值计算模型的形式化表述中,一个基本出发点是:人进行语言推理的基础是语言值之间的语义相似关系。人们经过后天学习形成了对语言值语义关系的认知。可以通过实验的方式解析出这种认知关系,有两种实验方法:一种称为直接测试法,通过统计被试对语言值语义相似度的打分来获得语言值的语义相似关系;另一种称为间接测试法,要求被试对音乐的某一方面特性给出语言值描述,然后通过分析该特性的相似性来获得语言值的语义相似关系。

本文音乐情感语义相似性的实验研究采用直接测试的方式。为了避免先验知识对于实验的影响,问卷将 8 类音乐情感词汇乱序排列。通过面向在校音乐专业大学生的网络问卷调查,实验中要求被试假想某首具有参考词汇所表述的情感音乐,针对该首音乐同时在表达另外的对比词汇情感时的相似程度进行打分,采用 0 至 3 表示从“不相似”到“相同”的程度差异。实验得到有效样本 154 个。样本数据按照式(5):

$$\widehat{r}_{ij} = (r_{ij} - \min_{i,j \in [1,8]}(r_{ij})) / (\max_{i,j \in [1,8]}(r_{ij}) - \min_{i,j \in [1,8]}(r_{ij})) \quad (5)$$

变换到区间 [0, 1] 得到关于音乐情感语义相似性度量的情感相似矩阵:

	神圣	悲伤	向往	抒情	轻盈	快乐	热情	生机	
R =	1.0000	0.4483	0.3621	0.3218	0.0860	0.2011	0.3966	0.6954	神圣
	0.4483	1.0000	0.7816	0.6207	0.1034	0.0402	0.1724	0.1897	悲伤
	0.3621	0.7816	1.0000	0.8391	0.2184	0.0805	0.0690	0.0920	向往
	0.3218	0.6207	0.8391	1.0000	0.2931	0.1552	0.0000	0.1034	抒情
	0.0862	0.1034	0.2184	0.2931	1.0000	0.8851	0.6034	0.3563	轻盈
	0.2011	0.0402	0.0805	0.1552	0.8851	1.0000	0.7356	0.5345	快乐
	0.3966	0.1724	0.0690	0.0000	0.6034	0.7356	1.0000	0.7586	热情
	0.6954	0.1897	0.0920	0.1034	0.3563	0.5345	0.7586	1.0000	生机

根据 Hevner 情感环理论,音乐情感语言值集中的 8 个情感子类形成一个环结构,其中任何一个环节都与它前后相邻的环节在情感逻辑上存在递进的关系,即被认为在理性的情绪变化中可以平滑地过渡到它之前或之后的相邻情感。而根据我们的定义,有(神圣,悲伤)>(神圣,向往),显然这是符合 Hevner 情感环的心理特性的。

4 改进型情感分类

4.1 相似度计算

计算情感特征词和基本语言集中 8 大子类(神圣、悲伤、向往、抒情、轻盈、快乐、热情、生机)的相似度。词与词的相似度是一个很抽象的过程,在本算法中用到了情感词库。表 1 中基本语言值集有 8 大子类和对应的同义词,分别为一级主词和二级主词,如情感类“神圣”为一级主词,对应的有 6 个同义词,以“高贵”为例,为二级主词。

在情感词库中近 6000 个词,存储结构为:(三级主词 语义编码 词性)。以二级主词“高贵”为例,具有多个同义词(粗体字部分),在情感词库中的结构如下:

(高贵 Ee4201010 A 1 高贵 Ee4201010 A 0. 1158 神圣 高贵 不俗 Ee4201020 A 高洁 Ee4301020 A 端庄 Ee4201020 A 超凡脱俗 Ee4201010 IE 高尚 Ee4201010 A 雅俗 Ee4201020 N 涅而不缁 Ee4201010 I 高风亮节 Ee4201010 N 纯正 Ee4201020 A 亮节高风 Ee4201010 IE 正直 Ee4201020 A 出尘脱俗 Ee4201010 IE)

我们使用了词的语义编码、词性、词形来求解词与词的相似度,首先定义了几个数学符号: $S=(s_1, s_2, s_3, s_4, s_5, s_6, s_7, s_8)$:情感特征词与一级主词的相似度矩阵; Sim :情感特征词与二级主词的相似度矩阵; W :二级主词权重。情感词与某一子类(一级主词)的相似度求解具体过程为:

1)找到一级主词。

2)找到一级主词对应的二级主词,求解与二级主词的相似度,具体方法如下:

首先情感词库中查找到情感词要比较的二级主词。如果存在该情感词,根据语义编码、词性、词形,求解出与要比较的二级主词下所有三级主词的相似度,取最大的作为与二级主词的相似度;如果不存在该情感词,仅根据词性和词形来判断。

3)当所有二级主词求解完后,与一级主词的相似度如式(6):

$$S_i = \sum_{k=1}^m (sim_k \times w_k) \quad (6)$$

4)依次求解出与 8 大子类的相似度,用 $S=(s_1, s_2, s_3, s_4, s_5, s_6, s_7, s_8)$ 表示。

4.2 情感特征词归类和个数统计

情感特征词与某个子类的相似度越大,表明越接近该情感特征,就可把该情感特征词归为相似度最大的情感特征。比如情感词“高兴”与 8 大子类的相似度分别为 $S=(0.078, 0.190, 0.098, 0.097, 0.0918, 0.578, 0.055, 0.039)$ 。显而易见,“高兴”与快乐情感的相似度最大,为 0.578,故属于快乐情感这一类。依照相似度可将文本所有的情感特征词归类。

归类后,分别统计出 8 大子类中情感词的个数 $count =$

$\{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7, c_8\}$ 。如果情感子类 i 中情感词个数 c_i 为 0,考虑到情感词与 8 大类中每一类都有关联,故将 $c_i = 0.5$,这个也是符合现实的。

4.3 获得主题情感向量

根据式(7)来计算某一主题的情感向量:

$$E = c_i \sum_{j=1}^n (S_j \times e_j) / N \quad (7)$$

其中, S_j :第 i 个情感特征词与 8 大情感子类的相似度矩阵; e_j :第 i 类情感特征词情感基向量,为情感相似矩阵某一列向量; c_i :第 i 个情感特征词所属情感类的情感关键词个数; N :文本中情感关键词的总数。通过主题的情感特征词信息,运用数学知识,结合实际,我们给出了式(7),很好地解决了原有算法的不足点。该方法不是纯粹使用模糊数学上的 and, or, not 将多个词连接,而是将多个情感特征词与每个感情子类的相似度加起来,并除以 N 取平均值。这样避免了很多情感分量都为 1,而且减少了误差。

为了解决情感向量中分量接近,不利于区分这一问题,我们将相似度情感相似矩阵 S 与对应情感类的情感基 e_i 相乘,以增大情感分量的比重,然后乘以统计出来的情感类个数 c_i 。这样一来就更好地区分了主题情感,从而使主题情感更加明显。通过实验证明,这种方法更好地反映了主题的情感,与实际情况基本吻合,达到了预期的效果。

5 实验结果分析

在实验中,选取一组音乐评论,人工判断其感情色彩是抒情、悲伤还是高兴、轻松等。再取系统的判断结果,以人工获取的关键词为准,得出测试结果。

对比测试结果如表 2、表 3 所列。

表 2 Hevner 情感环情感分类测试结果

帖子 ID	情感词召回率	情感词精确率
31388	42.86%	75.00%
36457	7.69%	50.00%
120543	55.56%	55.56%
120663	25.00%	42.86%
136628	27.27%	30.00%
30162	61.11%	28.95%
30274	100.00%	23.08%
30536	76.92%	29.41%
31450	100.00%	40.00%
32938	40.00%	40.00%
平均值	53.64%	41.49%

表 3 改进型情感分类测试结果

帖子 ID	情感词召回率	情感词精确率
31388	63.47%	87.22%
36457	56.77%	75.00%
120543	73.33%	77.32%
120663	56.74%	76.55%
136628	45.11%	78.08%
30162	85.55%	56.87%
30274	95.12%	45.12%
30536	87.34%	59.44%
31450	100.00%	71.28%
32938	72.59%	79.44%
平均值	73.60%	70.63%

评分规则为:各测试子项(情感词和情景词)的召回率、精确率的平均值取和、简单求平均值、乘以(100+20)。其中,20用于抵消由于人工获取关键词产生的误差。由表2看来,得分为:(53.64%+32.75%+41.49%+44.5%)/4*(100+20)=52分,因此原有情感词和情景词的准确率尚未达到商用标准。

而由表3的对比测试结果可以看出,改进型情感分类比原始情感分类结果在召回率以及精确率上都有了显著提高,满足商用要求,一定程度上实现了以文字为基础的情感化检索要求。

参 考 文 献

- [1] The Bulldog Group Research Report[OL]. <http://www.bulldog.com>
- [2] Wood E, et al. Content based classification, search, and retrieval of audio[J]. IEEE Multimedia, 1996
- [3] 王小凤,周明全,耿国华,等. 一个使用歌谱信息进行哼唱检索的系统[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007: 941-946
- [4] Park Kyu-Sik, Yoon Won-Jung, et al. A robust content-based music retrieval and browsing[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2005
- [5] Zhu Yongwei, Kankanalli, Mohan S. Melody alignment and similarity metric for content-based music retrieval[C]// Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2003
- [6] Hevner K. Expression in music: a discussion of experimental studies and theories[J]. Psychological Review, 1935, 42: 186-204
- [7] Hevner K. Experimental studies of the elements of expression in music[J]. American Journal of Psychology, 1936, 48: 246-268
- [8] Thayer R. The biopsychology of mood and arousal[M]. Oxford University Press, 1989
- [9] Katayose H, Imai M, Inokuchi S. Sentiment extraction in music. Rome, Italy; IEEE, Piscataway, NJ, USA, 1988
- [10] Katayose H, et al. Expression extraction in virtuoso music performances. Atlantic City, NJ, USA; IEEE, Piscataway, 1990
- [11] Liu T, Sun S, Pan Y. Emotional recognition for chime bell music. The Hague, Netherlands; Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., New York, NY 10016-5997, United States, 2004
- [12] Liu T, et al. Music's Affective Computing Model based on Fuzzy logic[C]// WCICA2006. 2006
- [13] Liu D, Zhang N, Zhu H. Form and mood recognition of Johann Strauss's waltz centos[J]. Chinese Journal of Electronics, 2003, 12(4): 587-593
- [14] Liu D, Zhang N, Zhu H. CAD system of music animation based on form and mood recognition[J]. Moshi Shibie yu Rengong Zhineng/Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2003, 16(3): 283
- [15] Liu D, Zhang N, Zhu H. Automatic Mood Detection from Acoustic Music Data[C]// Proceedings of 4rd International Conference on Music Information Retrieval, ISMIR 2003. 2003
- [16] Wang M, Zhang N, Zhu H. User-adaptive music emotion recognition. Beijing, China; Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., New York, NY 10016-5997, United States, 2004
- [17] Li T, Ogihara M. Content-based music similarity search and emotion detection. Montreal, Que, Canada; Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Piscataway, NJ 08855-1331, United States, 2004
- [18] Feng Y Z, Zhuang Y T, Pan Y H. Query similar music correlation degree[C]// Advances in Multimedia Information Processing—Pcm 2001, Proceedings. 2001, 2195: 885-890
- [19] 陈若涵. 以音乐内容为基础的情绪分析及辨识[C]// 2006 International Workshop on Computer Music and Audio Technology. 台湾, 2006
- [20] Tang Yongchuan. Linguistic modeling based on semantic similarity relation among linguistic labels. Fuzzy Sets and Systems, 2006
- [21] Lawry J. A framework for linguistic modelling. Artificial Intelligence, 2004
- (上接第 117 页)
- [2] Simmons G J. The prisoners' problem and the subliminal channel[C]// Chaum D, ed. Advances in Cryptology: Proceedings of CRYPTO'88. New York; Plenum Press, 1984: 51-67
- [3] Gligor V. A guide to understanding covert channel analysis of trusted systems[M]. NCSC-TG-030. National Computer Security Center. Version 1, Nov. 1993
- [4] Wolf M. Covert channels in LAN protocols[C]// Lecture Notes in Computer Science. New York, 1989: 91-101
- [5] Handel T G, Sandford M T. Hiding data in the OSI network model[C]// Proceedings of Information Hiding, first international workshop. Cambridge, UK, Berlin, Springer-Verlag, 1996: 23-38
- [6] Rowland C H. Covert channels in the TCP / IP protocol suite [EB/OL]. URL: <http://www.psonic.com/papers/covert/covert.tcp.txt>. 1996-11-14
- [7] Giffin J, Greenstadt R, Litwack P, et al. Covert messaging in TCP[M]// Dingleline R, Syverson P, eds. Privacy Enhancing Technologies. Lecture Notes in Computer Science. Volume 2482, Springer-Verlag, 2002: 194-208
- [8] Abad C. IP Checksum Covert channels and selected Hash Collision[EB/OL]. <http://www.gravitino.net/~aempirei/papers/pccc.pdf>, 2001
- [9] Ahsan K, Kundur D. Practical Data Hiding in TCP / IP [C] // Workshop Multimedia and Security at ACM Multimedia'02. December 2002
- [10] Project Loki[EB/OL]. ICMP Tunneling. <http://www.phrack.org/show.php?p=49&a=6>
- [11] Project Ncovert[EB/OL]. <http://sourceforge.net/projects/ncovert/>