文章编号:1007-757X(2020)09-0117-03

多特征融合和机器学习算法的电子音乐分类模型

易伶

(商洛学院 艺术学院,陕西 商洛 726000)

摘 要:电子音乐分类有利于电子音乐的在线检索,当前电子音乐分类模型难以准确识别各种类型的电子音乐,使得当前电子音乐分类模型分类效果差,为了提高电子音乐分类正确率,提出了多特征融合和机器学习算法的电子音乐分类模型。首先采集电子音乐信号,并从电子音乐信号中提取分类的多种特征,然后采用机器学习算法描述电子音乐信号类型和特征之间的联系,建立电子音乐分类器,最后采用模型对多种电子音乐进行分类仿真实验,结果表明,相对于当前其它电子音乐分类模型,该模型减少了电子音乐分类器构建的时间,加快了电子音乐分类速度,能够高精度识别各种类型的电子音乐,电子音乐分类正确率明显提高,验证了该电子音乐分类模型的优越性。

关键词: 电子音乐; 机器学习算法; 分类特征; 分类器设计; 训练时间

中图分类号: TP 391 文献标志码: A

Classification Model of Electronic Music Based on Multi Feature Fusion and Machine Learning Algorithm

YI Line

(Art College, Shangluo University, Shangluo 726000, China)

Abstract: Classification of electronic music is conducive to online retrieval of electronic music. The current classification model of electronic music is difficult to accurately identify various types of electronic music, which makes the classification effect of current classification model of electronic music poor. In order to improve the accuracy of classification of electronic music, a classification model of electronic music based on multi feature fusion and machine learning algorithm is proposed. Firstly, the electronic music signals are collected, and the classification features are extracted from the electronic music signals. Then, the machine learning algorithm is used to describe the relationship between the types and features of the electronic music signals, and the electronic music classifier is established. Finally, the simulation experiment of this paper model is used to classify the electronic music signals. The results show that compared with other current electronic music classification models, this model reduces the time of constructing the electronic music classifier, speeds up the classification speed of electronic music, and can recognize all kinds of electronic music with high precision. The accuracy of electronic music classification is obviously improved, which verifies the superiority of this model.

Key words: electronic music; machine learning algorithm; classification features; classifier design; training time

0 引言

随着信息技术、语音处理技术、电子设备等技术不断成熟,人们通过计算机可以合成一定类型的音乐,出现了所谓电子音乐。电子音乐的创作具有一定的创新性与随意性,电子音乐家能够使用键盘模拟各种音效甚至做出现实乐器无法完成的效果,丰富了人们的音乐世界[1]。在实际应用过程中,面对如此多的电子音乐,人们如何选择自己喜好的电子音乐就面临一定的困难,即如何快速检索出自己需要的电子音乐,电子音乐分类是电子音乐检索的关键技术之一,因此设计能够准确识别各种电子音乐分类模型具有十分重要的意义,成为当前电子音乐处理领域的一个热点方向[2-4]。

电子音乐分类最初通过专家进行,由于专家喜好的电子音乐不一样,对电子音乐分类的标准应存在一定的差异,同

时由于引入了人的主观意念,使得电子音乐分类结果存在一定的盲目性与主观性,使得电子音乐分类结果不太可靠,有时与实际情况相差很大^[5]。随后出现了一些电子音乐自动分类模型,最为常见的为隐马尔可夫模型的电子音乐自动分类模型、神经网络的电子音乐自动分类模型,其中隐马尔可夫模型属于一种线性的分类技术,其认为电子音乐类型和特征集合之间是一种简单的线性联系,但是实际情况并非如此,电子音乐类型和特征集合之间同时还存在非线性联系,隐马尔可夫模型的局限性很明显,得到的电子音乐分类结果不稳定^[6-8]。神经网络属于非线性分类技术,其电子音乐类型和特征集合之间的关系可以进行有效拟合,但是神经网络存在几个明显的缺陷,如电子音乐分类效果极差;同时神经网络结构比较复杂,使得电子音乐分类模型的收敛效率低,使

作者简介:易伶(1981-),女,硕士,讲师,研究方向:声乐教学与演唱。

得电子音乐分类时间过长[9-11]。

为了提高电子音乐分类效果,提出了多特征融合和机器学习算法的电子音乐分类模型,并与其它电子音乐分类模型仿真实验结果表明,本文模型的电子音乐分类器构建时间少,电子音乐分类速度快,可以获得高精度的电子音乐分类结果,具有比较明显的优越性。

1 多特征融合和机器学习算法的电子音乐 分类模型

1.1 提取电子音乐分类特征

电子音乐类型主要通过其特征来进行识别,因此在实际建模过程中,将电子音乐分类问题看作是一种模式识别问题进行研究,因此特征提取十分关键,直接决定了电子音乐分类的正确率的高低。当前电子音乐特征通常采用单一特征进行建模与分析,而单一特征提取的信息量有限,无法全面描述电子音乐的类型,因此本文采用提取多种特征进行电子音乐分类。首先采集电子音乐信号,由于电子音乐信号是连续的,这样需要对电子音乐信号进行分帧处理,同时为了更好的提取电子音乐分类特征,需要对电子音乐信号进行加重处理,如式(1)。

$$y(z) = 1 - \mu z^{-1} \tag{1}$$

式中, μ为加重系数。

对电子音乐信号进行加重处理后,实现分帧操作,设帧 长为N,T,为电子音乐信号的采样频率系数,如式(2)。

$$\Delta f = \frac{1}{NT_s} \tag{2}$$

通过时间窗将一帧的电子音乐信号进行分段处理,那么可以得到分段处理电子音乐信号如式(3)。

$$s'(n) = s(n)w(n) \tag{3}$$

式中,s(n)表示分段前的电子音乐信号,w 为时间窗大小。电子音乐信号短时平均能量计算公式如式(4)。

$$E_n = \sum_{m=-\infty}^{\infty} [x(n)w(n-m)]^2 = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x^2(m)h(n-m) = x^2(m) * h(n)$$
 (4)

这样可以得到一类电子音乐分类特征,然后提取电子音乐信号频率倒谱系数,将其作为电子音乐分类的第2类特征。具体思想为:首先采用傅里叶变换从电子音乐信号中提取频谱能量系数,然后对频谱能量系数进行卷积操作和离散余弦变换,得到频率倒谱系数,将其作为电子音乐信号分类特征。

1.2 机器学习算法

当前机器学习算法有两类,一类是人工神经网络,另一类为支持向量机,它们建立模型的原理不一样,神经网络基于经验风险最大化原则,而支持向量机基于结构风险最小化原则,神经网络的学习效果要明显低于支持向量机,为此本文选择支持向量机建立电子音乐分类器,以提高电子音乐分类效果为目标,下面对支持向量机进行具体描述。

支持向量机的核心思想为构造一个超平面作为决策平面,将两类不同的样本分开,从而得到分类器的形式如式(5)。

$$g(\mathbf{x}_i) = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b = 0 \tag{5}$$

式中, w 为权系数向量, b 为分类阈值。

当样本满足条件 $|g(x_i)|=1$ 时,表示 $y_i=1$,不然 $y_i=-1$,即: $y_i[w\cdot x_i+b]-1\geqslant 0$, $y_i\in[-1,1]$ 。 样本的分类间隔为 $2/\|w\|$,要使分类效果更优,那么尽可能使 $2/\|w\|$ 最大化,这样可以将式(5)转化为简单的对偶问题,如式(6)。

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^{N} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j}^{N} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$$
 (6)

其中的约束条件如式(7)。

$$\sum_{i=1}^{N} y_i \alpha_i = 0, C \geqslant \alpha_i \geqslant 0$$
 (7)

式中, $K(\mathbf{x}_i,\mathbf{x}_i) = \phi(\mathbf{x}_i)^{\mathrm{T}}, \phi(\mathbf{x}_i)$ 是核函数。

当前求解出 α_i 后,支持向量机的判别函数如式(8)。

$$f(x) = \operatorname{sgn}\left[\sum_{\alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b_0}\right] \tag{8}$$

选择的核函数如式(9)。

$$K(x_i, x_i) = \exp[-(x_i - x_i)^2/(\delta^2)]$$
 (9)

由于电子音乐是一种多分类问题,因此采用建立多种电子音乐的分类器,如图 1 所示。

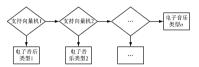


图 1 电子音乐分类器结构

1.3 本文模型的工作原理

多特征融合和机器学习算法的电子音乐分类模型的工作原理为:先采集电子音乐信号,并从电子音乐信号中提取分类的多种特征,然后采用机器学习算法描述电子音乐信号类型和特征之间的联系,建立电子音乐分类器,如图 2 所示。



图 2 本文模型的电子音乐分类原理

2 仿真测试

2.1 测试平台

为了测试多特征融合和机器学习算法的电子音乐分类效果,选择不同类型的电子音乐作为实验对象,共采集到 10 类电子音乐,每一种电子音乐的样本数量如表 1 所示。

表 1 10 类电子音乐的样本分布情况

电子音乐类型的编号	电子音乐名称	样本数量
1	乡村音乐	300
2	爵士乐	100
3	节奏布鲁斯	100
4	流行美声	200
5	HIP-HOP 音乐	50
6	民谣	300
7	摇滚乐	100
8	电影音乐	20
9	世界音乐	200
10	福音歌曲	100

为了分析多特征融合和机器学习算法的电子音乐分类

的优越性,选择隐马尔可夫模型(HMM)和单一特征的 BP 神经网络(BPNN)进行对比测试,它们采用相同的测试平台,测试平台参数如表 2 所示。

表 2 电子音乐分类仿真实验的测试平台

平台参数	具体设计	
CPU 类型	4 核 2.80 GHz	
内存大小	DDR 3 000 32 GB	
编程语言	Matlab 2018	
操作系统	Win10	
声卡	创新 Sound Blaster Z	

2.2 电子音乐的分类正确率比较

分别采用本文模型、HMM、BPNN 对表 1 中的 10 类电子音乐进行训练、学习,建立相应的 10 类电子音乐分类器,然后计算它们对 10 类电子音乐的分类正确率,如图 3 所示。

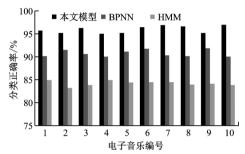


图 3 3 种电子音乐分类模型的正确率对比

从图 3 可以看出:

- (1) HMM 的 10 类电子音乐的分类正确率均很低,都没有超过 90%,远远低于电子音乐的分类实际应用要求,这主要是由于 HMM 属于一种线性电子音乐分类模型,而电子音乐类型与特征之间同时存在线性和非线性联系,这样无法准确建立最优的电子音乐分类模型,使得电子音乐分类成功率低,电子音乐分类错误率高。
- (2) BPNN 的 10 类电子音乐的分类正确率均要高于 HMM,都超过 90%,可以满足电子音乐的分类实际应用要 求,这主要是由于 BPNN 属于一种非线性电子音乐分类模型,可以同时描述电子音乐类型与特征之间的线性和非线性 联系,建立了更优的电子音乐分类模型,但是由于其采用单一分类特征,使得电子音乐分类成功率有待进一步改善。
- (3) 本文模型的 10 类电子音乐的分类正确率均超过 95%,远远高于 HMM、BPNN 的电子音乐分类正确率,这主要是由于本文模型不仅克服了 HMM 只能进行线性分类的缺陷,同时引入了多特征描述电子音乐类型,克服了单一特征的电子音乐分类的局限性,对比结果体现了本文电子音乐分类模型的优越性。

2.3 电子音乐的分类赶时间比较

统计 3 种分类模型的 10 种不同的电子音乐的平均分类时间,时间的单位为秒,统计结果如图 4 所示。

对图 4 的电子音乐的平均分类时间进行分析可以知道:相对于 HMM、BPNN 的电子音乐分类模型,本文电子音乐分类模型的时间明显减少,加快了电子音乐分类的速度,这样使得电子音乐分类速度得到了明显的提升。

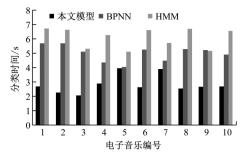


图 4 3 种电子音乐分类模型的类时间比较

3 总结

音乐分类是提高电子音乐检索的重要技术之一,针对当前电子音乐分类正确率低,速度慢等弊端,以提高电子音乐分类整体性能为目标,提出了多特征融合和机器学习算法的电子音乐分类模型,并与其它电子音乐分类模型进行对比测试,结果表明,本文电子音乐分类模型的分类速度不仅得到了提高,而且电子音乐分类正确率得到了明显提升,获得了整体性能更优的电子音乐分类结果,具有十分广泛的应用前景。

参考文献

- [1] 毛庆武. 电子音乐与交互式电子音乐研究现状[J]. 当 代音乐,2017(22):96-97.
- [2] 张天,张天骐,葛宛营,等.基于 2DFT 变换的伴奏音 乐分离方法[J].信号处理,2019,35(10):1708-1713.
- [3] 赵志成,方力先. 基于混沌理论的音乐信号非线性特征研究[J]. 振动与冲击,2019,38(3):39-43.
- [4] 黎鹏,陈宁.基于降噪自动编码器特征学习的音乐自动标注算法[J].华东理工大学学报(自然科学版), 2017,43(2):241-247.
- [5] 杜威,林浒,孙建伟,等. 一种基于分层结构的音乐自动分类方法[J]. 小型微型计算机系统,2018,39(5): 888-892.
- [6] 孙慧芳,龙华,邵玉斌,等.基于过零率及频谱的语音音乐分类算法[J].云南大学学报(自然科学版), 2019,41(5):925-931.
- [7] 肖晓红,张懿,刘冬生,等. 基于隐马尔可夫模型的音乐分类[J]. 计算机工程与应用,2017,53(16): 138-143.
- [8] 刘彪,黄蓉蓉,林和,等.基于卷积神经网络的盲文音 乐识别研究[J].智能系统学报,2019,14(1):186-193.
- [9] 胡昭华,余媛媛. 深度卷积神经网络在音乐风格识别中的应用[J]. 小型微型计算机系统,2018,39(9):
- [10] 孙辉,许洁萍,刘彬彬. 基于多核学习支持向量机的 音乐流派分类[J]. 计算机应用,2015,35(6): 1753-1756.
- [11] 吴淦洲. 基于特征提取与神经网络的音乐分类方法 [J]. 数学的实践与认识, 2014, 44(5): 94-100.

(收稿日期: 2019.12.09)