

基于音乐情感识别的舞台灯光控制方法研究

段中兴^{1,2}, 严洁杰¹

(1. 西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 西安 710055;

2. 西部绿色建筑国家重点实验室, 西安 710055)

摘要: 为了实现音乐情感识别的舞台灯光自动控制, 需对音乐文件进行情感标记; 针对人工情感标记效率低、速度慢的问题, 开展了基于音乐情感识别的舞台灯光控制方法研究, 提出了一种基于支持向量机和粒子群优化的音乐情感特征提取、分类和识别算法; 首先以 231 首 MIDI 音乐文件为例, 对平均音高、平均音强、旋律的方向等 7 种音乐基本特征进行提取并进行标准化处理; 之后组成音乐情感特征向量输入支持向量机 (SVM) 多分类器, 并利用改进的粒子群算法 (PSO) 优化分类器参数, 建立标准音乐分类模型; 最后设计灯光动作模型, 将新的音乐文件通过离散情感模型与灯光动作相匹配, 生成舞台灯光控制方法; 实验结果表明了情感识别模型的有效性, 与传统 SVM 多分类模型相比, 明显提高了音乐情感的识别率, 减少了测试时间, 从而为舞台灯光设计人员提供合理参考。

关键词: 音乐情感分类; 支持向量机; 粒子群优化

Research on Control Method of Stage Lighting Based on Music Emotion Recognition

Duan Zhongxing^{1,2}, Yan Jiejie¹

(1. School of Information & Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China;

2. State Key Laboratory of Green Building in Western China, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: In order to realize the automatic control of stage lighting of music emotion recognition, it is necessary to mark the emotion of music file. Aiming at the problem of low efficiency and slow speed of artificial emotion marking, the stage lighting control method based on music emotion recognition is studied, and a music emotion feature extraction, classification and recognition algorithm based on support vector machine and particle swarm optimization is proposed. Taking 231 MIDI music files as an example, the basic features of music, such as average pitch, average intensity and melody direction, are extracted and standardized. Then and then the multi-classifier of support vector machine (SVM) is formed, and the parameters of classifier are optimized by using improved particle swarm optimization (PSO) algorithm to establish standard music classification model. Finally, the lighting is designed action model, the new music file is matched with the lighting action through the discrete emotion model, and the stage lighting control method is generated. Experimental results show the effectiveness of the emotion recognition model, compared with SVM traditional multi-classification model, obviously improve the recognition rate of music emotion, reduce the test time, so as to provide a reasonable reference for stage lighting designers.

Keywords: music emotion classification; support vector machine; particle swarm optimization

0 引言

舞台灯光是一门艺术, 需根据表演内容和实际需要不断调整, 其大都采用电脑灯控台来设计控制方法, 通过灯光与音乐的结合, 为观众营造一种真实、生动的艺术环境。然而, 舞台灯光系统控制难度大、切换速度快, 灯光控制方法设计更是一个难点。在传统的舞台灯光设计中, 通常需要音乐专家和灯光设计师长时间的配合, 在演出前做更多的准备, 非常耗时。为解决传统舞台灯光表演设计难、效率低等问题, 本文研究了基于音乐情感识别的舞台灯光

控制方法, 通过音乐情感来控制灯光颜色及灯具的转动, 使人将对音乐的听觉感受同灯光变化的视觉感受融为一体, 营造出完美的艺术效果。

舞台灯光控制系统涉及计算机控制技术、数据库技术、舞美艺术等, 是一个多学科交叉的研究领域^[1]。音乐情感是音乐的本质特征^[2], 音乐情感识别是该系统的基础, 与灯光控制方法的设计有着密不可分的关系。在音乐情感识别领域, 如何对情感进行合理的分类是首要的难点, 常用方法包括支持向量机^[3]、神经网络^[4-5]、模糊分类^[6-7]等。文献 [8] 曾采用先提取音乐情感中高层特征、再进行分类的思路, 进行音乐情感识别, 克服了人工分类效率低、速度慢等问题, 因此我们采用这个思路进行我们的工作, 但是在特征选取以及情感分类算法都与文献 [8] 有很大不同。

本文主要由以下几个部分组成: 1) 确定 MIDI 文件的

收稿日期: 2020-03-21; 修回日期: 2020-04-21。

基金项目: 国家自然科学基金(51678470)。

作者简介: 段中兴(1969-), 男, 湖南茶陵人, 教授, 主要从事智能信息处理和智能控制、光环境控制与节能优化方向的研究。

主音轨，提取主要特征数据，建立音乐特征分析模型；2) 对音乐特征数据进行分类，建立音乐情感分类模型；3) 使音乐情感与灯光动作相匹配，生成灯光控制方法。

1 基于径向基函数的支持向量机多分类算法

音乐情感分类器的主要任务是构造一个分类函数或者分类模型将未知情感类别的音乐映射到已知情感类别中。本文选用支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 分类算法，其对于解决小样本、非线性等一些问题的解决有很大优势，具有更好的数据泛化性能，是应用最广泛的音乐情感分类技术之一。

1.1 支持向量机算法

SVM 算法在统计学习理论体系基础之上提出的思维新型机器学习方法，它通过非线性变换将输入样本投影到高维空间中，并在空间中寻找最优或广义最优线性分类的超平面，其柔性边界的表达式为：

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{s.t. } y_i \cdot ((\omega \cdot \varphi(x_i)) + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

在公式 (1) 中， (x_i, y_i) 为训练样本，且 $x_i \in \mathbf{R}^d$ 是输入向量， $y_i \in \{-1, 1\}$ 是输出向量； $\varphi(x_i)$ 为将输入空间特征空间映射到高维特征空间； ω 和 b 分别为 d 维空间的权向量和偏置，决定了超平面的位置； ξ_i 为松弛变量； C 为惩罚参数， C 的大小决定了对离群样本的重视程度， C 越大，越重视。

由于音乐特征数据空间中的分布比较复杂，因此采用基于内核的 SVM (非线性) 来处理音乐识别问题。引入拉格朗日函数后，将寻优问题转化为对偶问题描述如下：

$$\begin{cases} \max W(\alpha) = \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \Phi(x_i) \Phi(x_j) = \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \quad (2)$$

其中： $K(x_i, x_j)$ 为核函数， α_i 为拉格朗日乘子，求解可得 α^*, b^* 。

最终得到判别函数 $f(x)$ 为：

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^*) \quad (3)$$

1.2 模型核函数的选取

在 SVM 算法中，核函数用于实现样本低维到高维空间的转换，对模型的性能有着重要的影响。在本文中，样本数远超过特征维数，故选取基于径向基核函数 (Radial Basis Function, RBF) 的支持向量机训练分类器，相较于线性、多项式、Sigmoid 等常用核函数，RBF 函数具有较宽的收敛域，适应性更广，优化参数较少，是较为理想的映射核函数。RBF 函数公式如下：

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}) \quad (4)$$

式中， σ 为核参数，其定义了单个训练样本的影响大小，值越小影响越大，值越大影响越小。

1.3 多分类算法基本思想

本文选用 Thayer 的二维情感模型^[9-10]，这两个维度分别是能量和压力。为了避免情感用语的歧义并减少系统开发的工作量，对模型进行了改进，用四种离散的情感形容词关联音乐情感与灯光动作。模型将音乐情感划分为四类：“兴奋的、热烈的”，“紧张的、生气的”，“悲伤的、忧郁的”和“放松的、宁静的”。如图 1 所示。

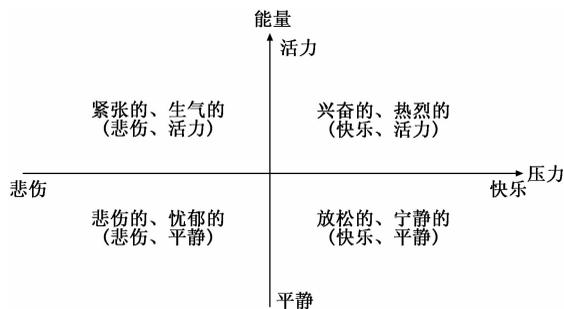


图 1 四类离散情感模型图

SVM 不能直接运用于多类分类。目前解决 SVM 多类分类问题常用两种方法：直接法和间接法^[11]。直接法通过优化 SVM 的目标函数和参数，直接求出能够适用多类问题的分类函数，但其求解难度大、效率低。间接法是将多类问题归结为多个两类问题的思想，通过对多个 SVM 分类器进行组合，以实现多分类的功能。本文运用间接法，构建完全二叉树的 SVM 多类分类模型，根据二维情感，先沿能量轴分为活力、平静两类，再沿压力轴分为悲伤、快乐两类，如图 2 所示。

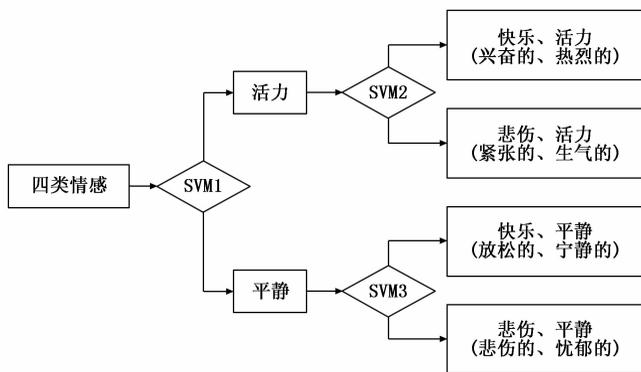


图 2 SVM 多分类器构造示意图

2 粒子群优化算法及其改进

以 RBF 为核函数的 SVM 分类模型中的某些参数难以确定，手动参数调整的准确性不高且不智能。因此，本文选用改进的粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 算法以优化惩罚参数 C 和核参数 σ 来提高模型准确性。

2.1 粒子群算法

粒子群算法 (PSO) 最初是受到鸟群觅食这一简单的社会行为启发，经过简化之后而提出的。该算法将每个个

体看作搜索空间的“粒子”, 每个粒子具有位置和速度属性, 及一个被优化的函数决定的适应度值。算法开始时先从随机解出发, 并在数次迭代中通过跟踪局部极值和个体极值来更新自己的速度和位置, 公式如下:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id} - X_{id}^k) + c_2 r_2 (N_{id} - X_{id}^k) \quad (5)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (6)$$

其中, V_{id}^{k+1} 和 X_{id}^{k+1} 分别表示粒子 i 在第 k 次迭代中第 d 维解空间的速度和位置; P_{id} 表示粒子本身到目前为止所找到的最优解; N_{id} 为该粒子的邻域到目前为止找到的最优解; ω 为惯性权重; c_1, c_2 为学习因子; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的均匀随机数。

2.2 改进的粒子群算法

由式 (5) 可知, 惯性权重对算法性能有着重要的影响。 ω 较大时, 全局搜索能力变强; 而 ω 较小时, 局部搜索能力变强。为了提高 PSO 算法平衡全局和局部搜索的能力, 本文采用自适应权重的惯性权重, 其取值与目标函数和适应度函数有关:

$$\omega = \begin{cases} \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})(F(X_i) - F_{\min})}{F_{\text{avg}} - F_{\min}} + \omega_{\min}, & F(X_i) \leq F_{\text{avg}} \\ \omega_{\max}, & F(X_i) > F_{\text{avg}} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别为最大和最小惯性系数; F 为粒子的适应度函数, F_{avg}, F_{\min} 分别为适应度函数的最小值和平均值。本文在每个二分类器的参数求取时, 将五折交叉验证识别率作为 PSO 每个粒子的适应度函数:

$$F(X_i) = \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{R_k}{R_k + W_k} \right) \times 100\% \quad (8)$$

由于采用五折交叉验证方法, 故优化的样本集数目 m 设置为 5, R_k, W_k 分别为第 k 次分类时样本数据分类正确和错误的数目。

3 改进 PSO 优化的 SVM 分类算法

为进行音乐情感分类, 本文选取平均音高、平均音强、旋律方向等七个音乐特征, 输入基于 RBF 的完全二叉树 SVM 多分类模型训练分类器, 最后用 PSO 算法优化分类模型的惩罚参数 C 和核参数 σ 。具体步骤如下:

1) 初始化粒子群: 设置最大迭代次数 k_{\max} , 设置每个粒子的位置 X_i^k 和速度 V_i^k , 其中, 粒子当前位置表示 $\{C, \sigma\}$ 的当前取值;

2) 计算每个粒子的适应度值 $F(X_i^k)$: 将 PSO 算法中寻优的参数 $\{C, \sigma\}$ 传到 SVM 分类模型中, 根据公式 (3) 构造分类判别函数 $f(x)$, 统计该次分类时样本数据分类正确和错误的数目, 根据公式 (8) 计算 $F(X_i^k)$;

3) 更新个体极值 P_{id} 和群体极值 N_{id} : 用 $F(X_i^k)$ 和个体极值 P_{id} 比较, 如果 $F(X_i^k) > P_{id}$, 则用 $F(X_i^k)$ 替换掉 P_{id} ; 用 $F(X_i^k)$ 和全局极值 N_{id} 比较, 如果 $F(X_i^k) > N_{id}$, 则用 $F(X_i^k)$ 替换掉 N_{id} ;

4) 根据公式 (7) 设置惯性权重 ω ;

5) 判断是否满足终止条件, 若达到最大迭代次数 k_{\max} 或

者所得解已经达到了预期效果 $F(X_i^k) = 100\%$, 就终止迭代。

6) 按照公式 (5) 和 (6) 进行迭代计算, 更新粒子的位置 X_{id}^{k+1} 和速度 V_{id}^{k+1} , 产生新的种群, 返回步骤 2。

7) 得到体最优值 N_{id} 即为模型最佳的参数组合 $\{C, \sigma\}$, 用于构建 SVM 最优模型, 并用测试样本来验证模型分类准确率。

根据上述算法, 本文建立音乐情感分类模型, 算法流程如图 3 所示。

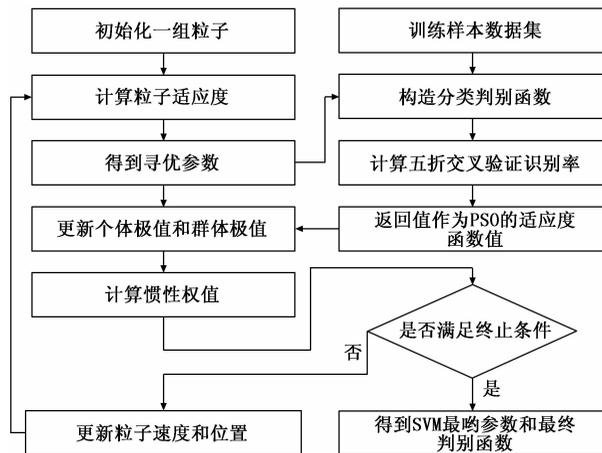


图 3 音乐情感分类算法流程图

4 基于音乐情感识别的舞台灯光控制方案

系统首先依据四类基础情感将 MIDI 音乐的音乐特征 (包括平均音高、平均音强、旋律走向等) 进行提取分析, 建立音乐情感分类模型, 并将灯光动作模型与情感模型相对应, 实现灯光情感与音乐情感同步匹配, 最后将灯光动作信息以数据库存储, 发给电脑灯控制台, 控制舞台灯光的运动方式和颜色变化。

4.1 音乐情感特征分析模型

音乐情感内涵只是通过少数几种占据重要地位的音乐的特征元素塑造和表达的^[12]。影响音乐情感计算的特征主要有调式、音速、节奏、节拍、音高、音强、旋律等。本节主要根据 MIDI 音乐的相关属性, 确定主音轨的平均音高、平均音强、旋律走向等七个特征来进行音乐特征提取, 再对提取的数据进行标准化, 建立音乐特征分析模型。特征提取方法如下:

1) 平均音高 \overline{pitch} : 音高 $pitch$ 指的是声音的高低, 音高特征可从 MIDI 事件中直接提取, 范围为 $0 \sim 127$ 。通过对所有音符的音高求平均值, 即可求出整段乐曲的平均音高, 平均音高在一定程度上能够反应出音乐情感的趋向, 描述如下:

$$\overline{pitch} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n pitch_i \quad (9)$$

2) 平均音强 $\overline{Intensity}$: 音强 $Intensity$ 指的是音乐力度的大小, 音强特征可从 MIDI 事件中直接提取, 范围为 $0 \sim 127$ 。音乐的平均强度可以由所有音符力度的平均值得出。在曲谱中, 音强变化通常可以表现出音乐情感的发展, 描述如下:

$$\overline{Intensity} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Intensity_i \quad (10)$$

3) 音高稳定性 *StaPitch* : 音高的稳定性能够反应出情绪波动的剧烈程度, 它可由每个音符的音高 *pitch* 和平均音高 \overline{pitch} 得出。乐曲的平均音高浮动小即音高较为稳定, 浮动大即音高不稳定, 描述如下:

$$StaPitch = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (pitch_i - \overline{pitch})^2} \quad (11)$$

4) 音强稳定性 *StaIntensity* : 音强稳定性一定程度上可以反映情感的起伏, 它可由每个音符的音强 *Intensity* 和平均音强 $\overline{Intensity}$ 得出。乐曲的平均音强浮动小即音强较为稳定, 浮动大即音强不稳定, 描述如下:

$$StaIntensity = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Intensity_i - \overline{Intensity})^2} \quad (12)$$

5) 速度 *Tempo* : 音乐的速度可以使用音符时长来衡量。单个音符演奏的时长越短, 音乐的速度越快, 反之, 速度越慢, 是影响音乐情感的重要特征之一。本文使用音符时长 *duration* 来衡量。音符演奏的时长越短, 音乐的速度越快, 反之, 速度越慢, 描述如下:

$$Tempo = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n duration \quad (13)$$

n 为主音轨中所有音符的个数。

6) 音符密度 *NoteBar* : 音符的密度是指一个小节中音符数量的多少程度。音符密度较小的乐曲通常节奏较慢, 而音符密度较大的乐曲通常节奏较快, 音符密度也在一定程度上能够反应出乐曲的情感类型, 可用音符个数 *NoteNumber* 和音节数 *BarNumber* 来表示, 描述如下:

$$NoteBar = \frac{NoteNumber}{BarNumber} \quad (14)$$

7) 旋律方向 *DirPitch* : 旋律是音符的序列, 在乐谱上呈现为一条起伏不平的波浪线。不同乐曲的音符波浪线在形状、走势上的差别, 可以从侧面反应出不同音乐之间的不同情感。可由音高差 $\Delta pitch$ 和音符时长 *duration* 来衡量。

$$DirPitch = \sum_{i=1}^{n-1} \frac{\Delta pitch_i}{duration_i} \quad (15)$$

$$\Delta pitch_i = pitch_{i+1} - pitch_i \quad (16)$$

4.2 建立灯光表演动作库

根据文献[13]可知, 在灯光颜色情感的研究中可分为两大类: 暖色光和冷色光, 与音乐能量特征有关。为完成舞台灯光与音乐情感的匹配, 本节从灯光颜色、灯光动作两个方面, 建立灯光动作模型, 并将其与离散情感模型一一对应, 分为四类, 如表 1 所示。

表 1 灯光动作模型

动作方案	特点	情感类型	灯光颜色	灯光动作
1	快乐、活力	兴奋的、热烈的	黄色	快速左右摇摆
2	悲伤、活力	紧张的、生气的	红色	
3	悲伤、平静	悲伤的、忧郁的	蓝色	慢速旋转
4	快乐、平静	放松的、宁静的	绿色	

4.3 基于音乐情感识别的舞台灯光控制方法

为实现音乐情感驱动的舞台灯光控制, 本文建立音乐情感分类系统, 其基本思想如下:

- 1) 提取音乐的情感特征;
- 2) 建立标准音乐情感分类模型;
- 3) 根据灯光颜色和动作变化建立灯光动作模型;
- 4) 通过通用的离散情感模型, 将音乐情感分类结果与舞台灯光动作相匹配, 得到灯光控制方法。

灯光控制原理如图 4 所示。

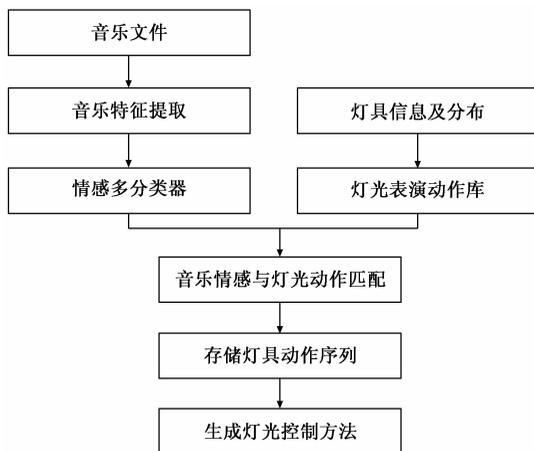


图 4 灯光控制原理图

5 实验结果与分析

实验数据为从 midishow 网站上下载的 231 首不同风格的 MIDI 音乐片段。所有乐曲经过筛选, 长度控制在 1 分钟之内, 这是因为过长的乐曲选段所包含的情感信息可能更多, 不利于实验分类。实验开始前对所有的乐曲按照四类基础情感进行人工标记。为减少个人偏好和打分误差, 邀请音乐专业和非音乐专业学生对这些歌曲进行情感打分, 对一首歌只有超过一半的人都标记为同一类情感时, 才作为实验数据保留下来。本文从 231 首乐曲中, 选出 160 首作为训练集, 每种类型对应训练用的数量均为 40 首。另外 71 首作为测试集, 其中, “兴奋的、热烈的”有 17 首, “紧张的、生气的”有 17 首, “悲伤的、忧郁的”有 19 首, “放松的、宁静的”有 18 首。

5.1 音乐特征分析

实验第一步为对音乐特征进行分析。对音乐特征分析有两个部分: 1) 音乐特征提取技术; 2) 特征数据预处理。本文根据前文所述的计算机音乐特征提取技术, 用轮廓线法提取数百首 MIDI 片段的出主旋律, 在此基础上提取出每个片段的音频特征, 包括平均音高、平均音强、音高稳定性、音强稳定性、速度音符、密度、旋律方向这七个特征; 之后, 为消除指标之间的量纲影响、使各项指标处于同一数量级, 本文选用标准差归一化 (Z-score) 的方法对原始数据的均值和标准差进行标准化, 并保存为 Excel 文件。特征数据标准化后部分结果如表 2 所示。

表 2 音乐特征数据表

序号	平均音高	平均音强	音高稳定性	音强稳定性	速度	音符密度	旋律方向
1	-0.1276	-0.4196	-1.3154	-0.2100	1.5445	-0.8119	0.1807
2	0.0291	-1.1735	-1.1564	0.1432	0.6501	0.8427	0.1786
3	0.6941	-1.0862	-0.6493	-0.0047	-0.1756	1.9844	0.3116
4	1.3516	-0.0244	2.4452	0.2016	0.0123	0.8593	0.2960
5	-0.4484	0.3206	-0.7020	1.8503	-1.4802	0.8427	-0.1642
6	-0.7186	0.3051	-1.2038	2.8919	-1.5398	-0.2494	0.1589
7	1.0802	-0.0770	2.0153	0.5949	-0.7548	-0.7623	0.3336
8	1.4244	0.2773	1.0237	1.1303	1.5083	0.8593	0.2643
...

5.2 分类认知模型

实验第二步为将训练集的 MIDI 文件的特征向量输入音乐情感多分类模型, 后用改进的粒子群算法进行优化。并使用一对一的 SVM 多分类模型^[14]、一对多的 SVM 多分类模型^[15]作为对比实验。为了评估算法的性能, 我们的工作中采用了 5 折交叉验证法, 把数据随机分为 5 个分区, 其中类的表示形式与完整数据集中的属性大致相同。在每次运行期间, 选择 1 个分区进行验证, 而其余部分用于训练。同样, 该过程重复五次, 以便每个分区仅用于训练一次。

表 3 为四种 SVM 多分类器的分类结果对比。

表 3 类别分类结果

分类器 (SVM)	训练时间/s	测试时间/s	训练集分类精度(%)	测试集分类精度(%)
一对一	8.776	0.016	79.14	70.42
一对多	7.732	0.007	74.42	67.61
二叉树	5.951	0.005	78.89	71.83
改进的 PSO 二叉树	29.268	0.004	87.15	81.69

如表 3 所示, PSO 优化的二叉树 SVM 多分类模型相较于其他三种 SVM 多分类模型有明显的优势。

从时间角度来看, 时间与决策分类器的数量、求解分类参数的计算量相关。四种多类分类算法中, PSO 优化的二叉树 SVM 算法由于优化问题求解计算量变大, 其训练时间稍长于二叉树 SVM 算法, 但是由于分类器数量少, 得到分类最优参数后测试时间最短, 所以较优于其它 3 种算法。

从分类精度角度来看, 分类精度与求解决策最优超平面的准确性有关。由于引入 PSO 算法, 通过多次迭代寻找到了惩罚参数 C 和核参数 σ 的最优解, 使模型参数调整的准确性、智能性都有所提高, 所以分类精度明显优于其它 3 种算法。

5.3 PSO 优化算法进行参数寻优试验

SVM 分类模型包含 3 个分类器, 须利用 PSO 算法对 3 组惩罚参数和核参数进行优化。首先设置 PSO 算法的种群规模为 20, 初始化粒子的位置和速度即为 $\{C, \sigma\}$, 最大迭代次数为 100, 设置局部加速度因子系数 c_1 为 1.5, 全局加速度因子的系数 c_2 为 1.7。通过 5 折交叉验证的方法, 5 次

迭代后求取 5 次平均交叉验证识别率, 提高了算法的可靠性, 减小了核函数参数误差。图 5 为优化后的改进 PSO 优化的二叉树支持向量机的粒子群适应度收敛曲线图。

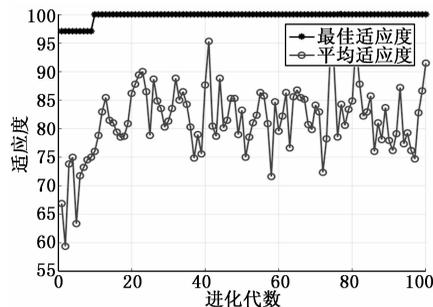


图 5 适应度收敛曲线

如图 5 所示, 随着进化次数的增加, 平均适应度为 75%~90%, 验证了 PSO 的优化性能, 说明了模型的核参数变化对分类模型准确性的影响。该试验通过 PSO 寻优得到的 3 组 $\{C, \sigma\}$ 参数 $\{5.1682, 1.0614\}$, $\{3.2581, 0.6702\}$, $\{6.3011, 1.0372\}$ 。

综上, 本文提出的改进的 PSO 优化的二叉树 SVM 算法具有较明显的时间优势, 较高的分类精度。验证了改进的 PSO 优化的二叉树 SVM 算法分类器的准确性和快速性, 且整体性能稍优于其他 3 种算法。如果分类类别较多时, 使用本文思路构建的多层 SVM 分类模型相较于其他两种结构的分类模型而言, 所需要 SVM 分类器的个数明显减少, 所以的分类时间也会明显缩短, 因此该优化方法适用于类别数较多、分类实时性要求较高的场合。

5.4 灯光控制方案的实现

基于音乐情感识别的灯光控制分为舞台灯光情感匹配模块和舞台灯光控制模块。

在舞台灯光情感匹配模块, 本文使用 Matlab 编写了音乐情感识别程序, 将音乐基本特征作为输入, 情感识别结果作为输出, 结果有 $[1, 1]$ 、 $[-1, 1]$ 、 $[-1, -1]$ 、 $[1, -1]$, 其对应情感为“兴奋的、热烈的”、“紧张的、生气的”、“悲伤的、忧郁的”和“放松的、宁静的”, 根据表 1 可对应相应的灯光控制方案。以《春节序曲》为例, 首先提取乐曲基本特征并做标准化处理, 生成情感特征向量 $x = \{0.7755, 0.0639, 0.9805, 0.7612, 0.3474, 0.8427, 0.6277\}$; 然后将情感特征向量 x 通过情感识别模型得到识别结果, 输出为 $y = [1, 1]$, 对应图 2 可知, 经第一层分类器后输出结果为 $y_1 = 1$, 判定为“快乐”, 经第二层分类器后输出结果为 $y_2 = 1$, 判定为“活力”, 对应情感类型为兴奋的、热烈的; 最后根据表 1 可选择灯光控制方案 4, 即灯光颜色为黄色、灯光动作为左右快速摇摆, 并生成灯光控制方法存入 Excel 表格。

表 4 为部分乐曲灯光控制方案表。

表 4 灯光控制方案表

编号	曲名	识别结果	控制方案	灯光控制方法	时长
1	春节序曲	[1,1]	1	灯光颜色为黄色,灯光动作为左右快速摇摆	00:04:55
2	致爱丽丝	[-1,-1]	3	灯光颜色为蓝色,灯光动作为慢速旋转	00:02:28
3	西班牙斗牛士	[1,1]	1	灯光颜色为黄色,灯光动作为左右快速摇摆	00:04:45
4	我心永恒	[1,-1]	4	灯光颜色为绿色,灯光动作为慢速旋转	00:04:37
5	暴风雨奏鸣曲	[-1,1]	2	灯光颜色为红色,灯光动作为左右快速摇摆	00:05:17
...

在舞台灯光控制模块, 本文将灯光控制方法通过计算机软件模拟照明控制台, 将控制方案转换为 DMX512 信号, 并利用市场上常见的 MCSWEUSB-DMX 舞台灯光控制器, 通过与计算机的 USB 接口相连, 从而实现电脑灯光控制平台与现场舞台灯具的连接。如图 6 所示, 本文利用 Freestyler 和 Easy View 软件作为灯光控制方案演示平台, 模拟舞台使用四个射灯来简单表示灯光动作。

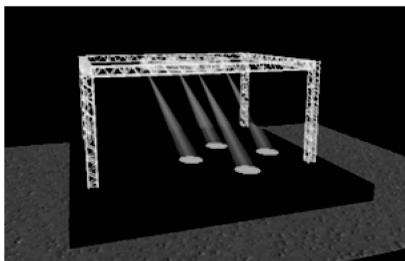


图 6 灯光控制效果图

6 结束语

本文先通过提取 MIDI 音乐的平均音高、平均音强、旋律方向等基本特征, 设计情感模型将音乐分为四类基础情感, 再与灯光动作一一匹配, 建立基于音乐情感识别的舞台灯光控制模型。

在构建情感分类模型时, 根据情感模型的特点构建了一个完全二叉树 SVM 多分类器, 分别沿能量轴和压力轴对音乐情感进行识别, 相较于其他两种对比模型, 该方法有效地减少了分类时间。最后对粒子群算法做出改进, 并将其

(上接第 94 页)

[16] Elkaim G H, Lie F A P, Gebre-Egziabher D. Principles of guidance, navigation, and control of UAVs [J]. Handbook of Unmanned Aerial Vehicles, 2015, 347-380.

[17] Zhang J, Ren Z, Deng C, et al. Adaptive fuzzy global sliding mode control for trajectory tracking of quadrotor UAVs [J]. Nonlinear Dynamics, 2019, 97 (1): 609-627.

[18] Soleymani T, Saghafi F. Fuzzy trajectory tracking control of an autonomous air vehicle [A]. 2010 2nd International Conference on Mechanical and Electronics Engineering [C]. IEEE,

用于分类器的参数寻优过程, 虽然参数寻优算法增长了训练时间, 但是对分类精度有着明显的提升, 并且模型对于测试集的分类时间最短、分类精度最高。在未来研究中, 该方法对于离散情感多分类模型及音乐实时情感识别模型有着重要意义。

参考文献:

[1] 王苡竹, 马礼民, 万冬华. 舞台灯光控制技术发展简史 [J]. 演艺设备与科技, 2005, (12): 53-56.

[2] Yang Yi Hsuan, Chen H H. Music emotion recognition [M]. CRC Press, Inc. 2011.

[3] Hu Y, Zhang J, Jiang W, et al. Chinese Pop Music Emotion Classification Based on FA-SVM [A]. 2018 International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS) [C]. Hangzhou, 2018, 233-237.

[4] Feng Y Z, Zhuang Y T, Pan Y H. Query similar music by correlation degree [A]. Advances in Multimedia Information Processing (IEEE PCM2001) [C]. 2001, 251-258.

[5] 周生帆. 基于神经网络的音乐情感模型研究 [D]. 长春: 长春理工大学, 2010.

[6] Sun E A, Kim Jung. A Generate-And-Sense Approach to Automated Music Composition [J]. Artificial Intelligence Tools, 2005, 14 (1-2), 343-360.

[7] Yang Y H, Liu C C, Chen H H. Music emotion classification: a fuzzy approach [J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2000, 25 (1): 70-93.

[8] 赵伟, 周建辉. 基于模糊 C 均值聚类算法的音乐喷泉智能识别 [J]. 控制工程, 2015, 22 (6): 1057-1062.

[9] Thayer, R E. The Origin of Everyday Moods: Managing Energy, Tension and Stress [M]. Oxford University Press, 1996.

[10] Thayer, R E. The Biopsychology of Mood and Arousal [M]. Oxford: Oxford University Press, 1989.

[11] 宋召青, 陈 垚. 基于支持向量机的多类分类算法综述 [J]. 海军航空工程学院学报, 2015, 30 (5): 442-446.

[12] 刘 涛. 音乐情感认知模型与交互技术研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2006.

[13] Moon C B, Kim H S, Lee D W, et al. Mood lighting system reflecting music mood [J]. Color Research & Application, 2015, 40 (2): 201-212.

[14] 单玉刚, 王 宏, 董 爽. 改进的一对一支持向量机多分类算法 [J]. 计算机工程与设计, 2012, 33 (5): 1837-1841.

[15] 刘雨康, 张正阳, 陈琳琳, 等. 基于 KNN 算法的改进的一对多 SVM 多分类器 [J]. 计算机工程与应用, 2015, 51 (24): 126-131.

[16] Brezoescu A, Espinoza T, Castillo P, et al. Adaptive trajectory following for a fixed-wing UAV in presence of cross wind [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2013, 69 (1-4): 257-271.

[17] Ardupilot. UAV open-source project [EB/OL]. <http://ardupilot.org/dev/index.html>. 2019.

[18] Mengfanru. Figure 8 Space Curve Flight Control Using Fuzzy Control [EB/OL]. https://github.com/mengboy1/ardupilot/tree/arduplane_fuzzy. 2020.