

参赛队号 # 2928
第六届“认证杯”数学中国

数学建模网络挑战赛
承 诺 书

我们仔细阅读了第六届“认证杯”数学中国数学建模网络挑战赛的竞赛规则。

我们完全明白，在竞赛开始后参赛队员不能以任何方式（包括电话、电子邮件、网上咨询等）与队外的任何人（包括指导教师）研究、讨论与赛题有关的问题。

我们知道，抄袭别人的成果是违反竞赛规则的，如果引用别人的成果或其他公开的资料（包括网上查到的资料），必须按照规定的参考文献的表述方式在正文引用处和参考文献中明确列出。

我们郑重承诺，严格遵守竞赛规则，以保证竞赛的公正、公平性。如有违反竞赛规则的行为，我们将受到严肃处理。

我们允许数学中国网站(www.madio.net)公布论文，以供网友之间学习交流，数学中国网站以非商业目的的论文交流不需要提前取得我们的同意。

我们的参赛队号为：2928

参赛队员（签名）：

队员 1：李青青

队员 2：杨捷

队员 3：

参赛队教练员（签名）：

参赛队伍组别：本科组

参赛队号 # 2928

第六届“认证杯”数学中国

数学建模网络挑战赛 编号专用页

参赛队伍的参赛队号：（请各个参赛队提前填写好）：

竞赛统一编号（由竞赛组委会送至评委团前编号）：

竞赛评阅编号（由竞赛评委团评阅前进行编号）：

参赛队号 # 2928

2013 年第六届“认证杯”数学中国 数学建模网络挑战赛第二阶段

题 目 根据曲谱对流行音乐年代分类的探究关 键 词 BP神经网络 模糊综合分析 聚类分析 GEP算法

摘 要

本文从音乐收听者的角度出发,根据曾经走红歌曲的曲谱建立起音乐和其所处年代的对应关系,即按曲谱对音乐时代进行合理分类。在了解了基本乐理知识的基础上,选取 6 个特征值构成音乐的特征空间,通过多组可行方案比选,建模综合分析、改进、优化,得到了感性和量化相结合的方案,最终探索出了最优音乐年代分类方法。

首先,通过比较,我们选取 MIDI 音乐文件格式,查询资料,得出各音乐文件的 6 个特征值。

其次,到底怎样得到音乐所处的时代,在感性范畴内,这是一个模糊的问题。因此经过分析,以模糊数学为基础,得到了以下三个模型:

模型一:是基于BP神经网络的音乐年代分类。主要是根据320首所选音乐,每个年代取40首作为样本,提取出音乐曲谱的六个特征,作为神经网络的输入元,把四个年代作为输出元,通过BP算法的迭代处理,得到了每首歌曲所处的年代,包括单一年代和多重年代的百分比。

模型二:采用模糊C均值聚类方法对流行音乐样本进行了聚类分析,和模型一条件相同,都包括四个年代,而且得到了与模型一相同的结论。并用MATLAB软件将随机采集到的25个音乐样本聚类得出这25首音乐所属的年代。

模型三:是一种基于基因表达式编程(GEP)算法的音乐年代识别的模型,通过该模型,用 GEP 基因编程算法得到参数 X, Y, Z 的表达式,量化音乐年代,得到更多更准确的年代值。接着对 BP 神经网络算法和 GEP 算法进行对比,结果表明 GEP 算法的误差更小,衡量的更精确。所以用这种方法更精确地分析音乐所处时代。

参赛队号: 2928所选题目: B 题

参赛密码 <u> </u> (由组委会填写)
--

参赛队号 # 2928

Abstract

In this paper, starting from the point of view of the music listener, According to a popular song song set up, the relation between music and its s namely reasonable classification according to the melody of music era. On the basis of understanding the basic music knowledge, select six characteristic value to form the feature space music, through multiple sets of feasible scheme comparison, modeling integration analysis, improvement and optimization, the combination of perceptual and quantitative solution, finally to explore the optimal music s classification method.

First of all, we select a MIDI music file format through the comparison, we obtain the music file of characteristic value of 6 by query data,

Secondly, exactly how to classify is a vague question within the perceptual category., therefore we got a two model on the basis of fuzzy mathematics after analysis .

I . Pop music times types Based on the fuzzy comprehensive analysis. We mainly used the fuzzy comprehensive analysis method and analytic hierarchy process (ahp). we determine the times type of pop music by Thayer times mental models. And times type classification will rank numerical value. And then using the normal distribution function, we established the membership functions of hierarchy. And we get the evaluation index and grade of the fuzzy relation matrix based on this function. After the weight of each evaluation index and fuzzy relation matrix in fuzzy operator handling get comprehensive evaluation matrix, finally we get the qualitative analysis of the popular music using the principle of maximum membership degree. 0.4175 is for the maximum. It means the pop songs times type belongs to the Exuberance.

II . Using fuzzy c-means clustering method for clustering analysis of samples of popular music, and model conditions are the same, both times types into Exuberance (4 points), Contentment (3 points), Anxious (2 points), Depression (1) four levels. And collected in MATLAB software cluster that this 25 of 25 samples of music music times categories to which it belongs.

III. Music times recognition method which based on PAD (Pleasure arousal dominance) model and gene expression programming (GEP) algorithm. It's a model optimization. we get algorithm parameters P, A, D expression, quantitative times and get more times types by PAD model, by GEP genetic programming. Then we use the BP neural network algorithm to get another set of times data describe the same situation. And compared with GEP algorithm. Results show that the error is smaller, the GEP algorithm measures more accurately. So in this way we can get the more precise analysis of times, and then classify the times to the music, in other words, music are classified accordingly.

Key words: Fuzzy comprehensive analysis; GEP algorithm; The BP neural network; Clustering analysis

参赛队号 # 2928

目 录

一、问题重述.....	1
二、问题分析.....	1
三、符号说明.....	1
四、模型假设.....	2
五、模型准备.....	2
六、模型的建立与求解.....	2
6.1 模型一：基于BP神经网络对音乐按时代分类.....	2
6.1.1 音乐的特征空间.....	2
6.1.2 基于神经网络的分类.....	3
6.1.2.1 神经网络介绍.....	3
6.1.2.2 BP神经网络分类.....	5
6.1.2.3 试验.....	5
6.2 模型二：基于聚类分析的流行音乐的情感类型：.....	9
6.2.1 模型建立.....	9
6.2.2 模型求解.....	10
6.3 模型三：基于GEP算法分析流行音乐的所处时代.....	10
6.3.1 模型概述.....	10
6.3.2 基于GEP的情感识别方法.....	11
6.3.2.1 基因表达式编程算法GEP.....	11
6.3.2.2 GEP 算法中的遗传算子.....	12
6.3.2.3 适应度函数.....	12
6.3.2.4 基于GEP的音乐年代 识别算法.....	13
6.3.3 模型建立与求解.....	14
6.3.3.1 模型结果分析.....	16
七、模型评价.....	16
7.1 模型优点.....	16
7.2 模型不足.....	16
参考文献.....	17
附录.....	18
浅谈中国流行音乐的发展要素.....	19

参赛队号 # 2928

一、问题重述

近几十年，流行音乐的风格经历了非常复杂的变化，每个时代都有其代表风格并且走红，我们可以建立模型，通过对曾经走红歌曲的曲谱推断其所处时代。

二、问题分析

根据题目我们知道每个时代都有其代表风格和走红歌曲。现阶段主要研究停留在感性分析，并没有一个定性分类。因此我们通过选取曾经走红歌曲的曲谱作为样本，建立模型，充分挖掘数据信息，整理资料，推断其所处时代，得到了感性和量化相结合的方案。

首先经过分析，不同时代有其独特的音乐风格，所以音乐风格在一定程度上对应于时代。流行音乐可以分为说唱、R&B 等类型，这些都是依据欧美几百年流行音乐史为分类方法，但是中国的流行音乐在上世纪 70-80 年代才迅速发展。而且由于不同文化差异，可能中西方盛行的音乐风格也不同，所以本文我们只探讨中国流行音乐的发展。但是怎样才能得到一个既符合中国流行音乐发展又能被大众所承认的流行音乐风格呢？我们通过资料查询，得到从 70 年代至今，中国流行音乐从模仿西化到现在的“中国风”盛行，从音乐题材反应社会发展到现在贴近大众生活情感，从单一音乐风格到现在多元国际风格等方面不断变化。而音乐风格和曲谱也有非常密切的联系，从曲谱的角度对流行音乐进行分类更加自然合理。所以我们的模型就以流行音乐风格为媒介，根据曲谱推断音乐所处的时代。

其次到底怎样进行分类，在感性范畴内，这是一个模糊的问题。因此经过分析，我们把MIDI音乐文件作为研究对象，并且得到六个音乐特征：节拍、变化音的个数、最大音程、音乐密度、速度、大和弦小节的比例。我们通过BP神经网络模型，依据音乐特征，得到音乐所处的时代分类并检验。模型二：采用模糊C均值聚类方法对流行音乐样本进行了聚类分析，和模型一条件相同，所得结论也相同，并用MATLAB软件将采集到的25个音乐样本聚类得出这25首音乐所属的时代。

最后进行模型优化。由于流行风格的多样性、复杂性和长期性，难以对一种音乐风格的具体年代进行定性描述，对此我们又提出了一种基于基因表达式编程（GEP）算法的音乐年代识别的模型，通过该模型，用 GEP 基因编程算法得到参数 X, Y, Z 的表达式，量化音乐年代，得到更多更准确的年代值。接着对 BP 神经网络算法和 GEP 算法进行对比，结果表明 GEP 算法的误差更小，衡量的更精确。所以用这种方法更精确地分析音乐所处时代。

三、符号说明

符号	符号说明
D	节拍
B	变化音的个数
N_{ch}	最大音程
In	音符密度
V	速度
R	大和弦小节的比例

参赛队号 # 2928

四、模型假设

1. 假设音乐风格只受文中提出的 6 个特征值的影响。
2. 假设音乐风格与时代对应。

五、模型准备

收集音乐样本是我们工作的前提, 本文将采用MIDI格式的当代流行音乐作为样本。收集到的样本不能直接用于程序当中, 必须经过一系列预处理, 主要包括两方面: MIDI主旋律音轨的提取; 音乐特征的确定与抽取。

1. MIDI音乐主音轨的提取:

音乐文件格式主要有3类: 音频文件、模块文件和MIDI文件。与其他两种音乐格式相比, MIDI文件具有文件小、可编辑性强、处理速度快以及文件通用性好的特点。大部分的MIDI都是多音轨文件, 包括主旋律所在的音轨以及其他伴奏旋律所在的音轨。事实上, 我们的工作只分析主旋律中的特征, 而忽略伴奏信息, 所以在MIDI各个轨道中提取出主旋律所在的主音轨是MIDI音乐情感分析的前提。首先通过格式转换的相关程序, 将MIDI格式的文件转换成文本文件进行保存, 然后使用分类算法提取其中的主音轨。具体分类算法如下: 首先根据信息熵理论定义音轨特征的熵值, 然后由MIDI文件的音轨信息熵和其他重要特征组成特征向量, 构建随机森林分类器抽取MIDI文件主旋律所在的音轨。经查询资料该模型有较高的准确率, 能有效地提取MIDI文件主旋律音轨。由这种音轨特征向量分别构成的随机森林分类器, 抽取主旋律的正确率可以达93.53%。

2. 音乐特征的确定与抽取: 详见下文指标的层次划分中的6个特征值。

六、模型的建立与求解

6.1 模型一: 基于BP神经网络对音乐按时代分类

6.1.1 音乐的特征空间

本文选取以下6个的特征值构成音乐的特征空间, 这6个特征值从完成预处理的MIDI文件当中抽取:

- 1) 节拍: 是音乐中有规律地强拍和弱拍的反复, 节拍是音乐的骨架, 同速度特征一样, 节拍特征值也可以直接从MIDI文件中读取, 用B表示;
- 2) 变化音的个数: 所谓的变化音就是把固定的音升高或者降低, 在MIDI文件中有相应的变音记号来表示, 变化音会对乐曲造成冲突不和谐的感觉, 对乐曲的情感变化有一定影响作用, 在文中用 N_{ch} 表示;
- 3) 最大音程: 表示在整首乐曲中, 音高最高的音符与音高最低的音符之间的音程差, 用 PI 来表示音高pitch, 于是最大音程可表示为 $In = PI_{high} - PI_{low}$;
- 4) 音符密度: 即平均每小节包含的音符数, $D = \frac{N_{PI}}{N_{bar}}$, 其中规范后的所有样本在每个

参赛队号 # 2928

小节的结尾处都有标记，而MIDI 转换之后的文本文件中除首行以外其他每一行都代表一个音符，于是很容易统计音符数以及小节数；

5) 速度：每个MIDI 文件都会记录着一首曲子的速度，因此这一特征直接从MIDI 文件中读取即可，用 V 来表示，单位为每秒钟的音符数($Note/s$) ；

6) 大和弦小节的比例：大小三和弦在音乐中对情感有着非常重要的影响作用，一般都认为大三和弦色彩明亮，而小三和弦情感色彩相对暗淡；我们将与大三和弦关系紧密的小节称为大和弦小节，反之则为小和弦小节，计算每一首乐曲中所有小节的大小和弦小节的比例，用 R 表示. 于是，对于任意一首乐曲（篇幅控制在一定长度之内的作品），都可以找到一个6 维的向量来表示其特征，其中 $F=[D,B,N_{ch},In,V,R]$ 。

由于音乐信号具有短时稳定性，即在一段短时间间隔里音频信号才可以保持相对稳定一致的特征。因此，在传统的音频处理和语音处理研究领域，更多的是考虑音频信号的短时特征。通常，用来提取短时特征的这些短时间音频间隔称为帧(Frame)，一般一帧的长度在 10~40ms 之间。为了区别于视频中的帧的概念，在本文中用“音乐帧”(Music Frame)来表示提取短时音乐特征的小段声音。在音乐帧上提取的短时音频特征，称之为音乐帧特征(Music FrameFeatures)。

音频帧的特征：在前面我们已经提到，音频帧特征是在音乐帧上得到的。在这里，我们假定音乐帧的长度为 L 秒，音乐信号的采样率为 f_s Hz，那么一个音乐帧的采样点数为 $M=L \times f_s$ 。常用的音乐帧特征大致可以分成两类：时域特征(Time Domam Features) 频域特征(Spectral Domain Features)。

6.1.2 基于神经网络的分类

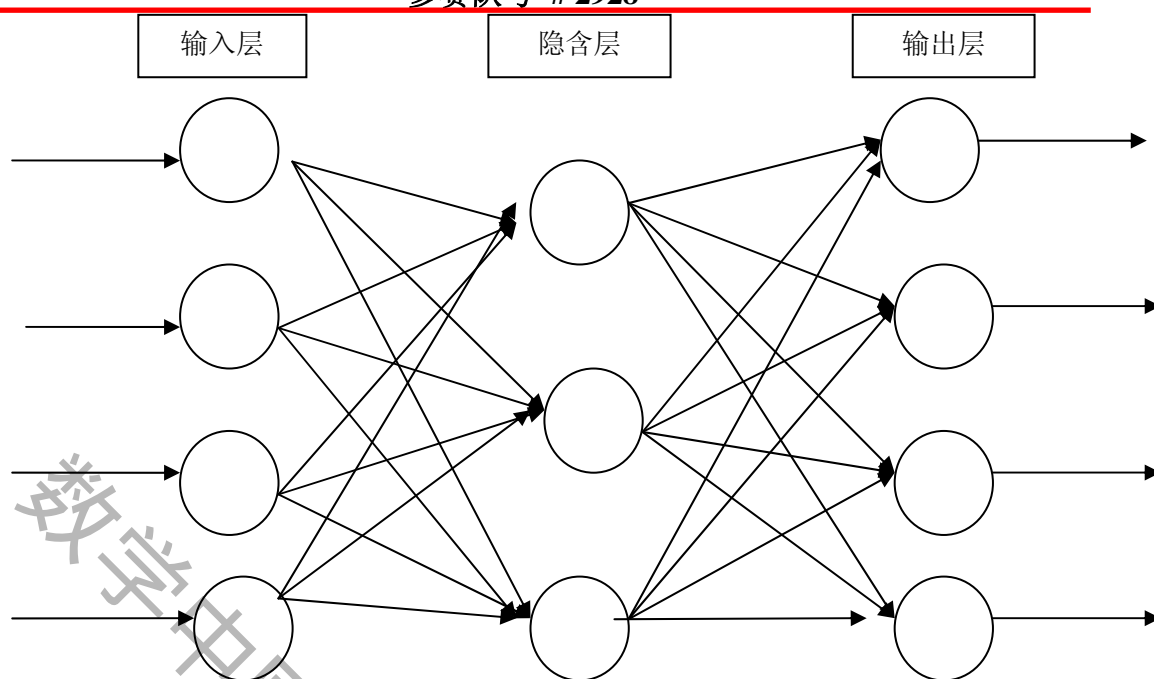
6.1.2.1神经网络介绍

BP神经网络(Back Propagation Neutral Network)通常是指基于误差反向传播算法(BP算法)的多层前向神经网络，采用有监督的训练方式。BP算法已成为目前应用最为广泛的神经网络学习算法，绝大部分的神经网络模型是采用BP算法或它的变化形式；它也是前向神经网络的核心部分，体现了神经网络的精华部分。由于它可以实现输入和输出的任意非线性映射，这使得它在诸如函数逼近、模式识别、数据压缩等领域有广泛的应用。BP神经网络模型分为输入层、隐含层和输出层，层与层之间采用全互连方式，层内神经元之间无连接，其模型结构如图6-1所示。

BP算法通过迭代地处理一组训练样本，将各样本的网络预测与实际已知类标号比较来进行学习。对于各样本反向修改其权值，使得网络预测与实际类之间的误差平方最小。BP算法按照最优训练准则反复迭代，确定并不断调整神经网络结构，通过迭代修改，当权值收敛时学习过程终止。

其网络模型的实现过程是有两部分组成：信息的正向传递和误差的反向传播。在正向传播过程中，输入信息从输入经隐含层逐层计算传向输出层，每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层没有得到期望的输入，则计算输出层的误差变化值，然后转向反向传播，通过网络将误差信号沿原来的连接通路反传回来修改各层神经元的权值直至达到期望目标。

参赛队号 # 2928



6-1 神经网络的网络模型

如图6-1，假设输入层输入元为 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ ，隐含层神经元为 $Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_n)$ ，以及输出元神经元为 $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ ， W 为输入层与隐含层的权值向量， β 为隐含层与输出层的连接权值向量。这样可以得出：

$$Y = F \times X \quad ①$$

$$F = F_1 \times F_2 \quad ②$$

$$Z_j = F_1 X = f\left(\sum_{i=1}^n X_i W^{ij} + \tau_j\right) \quad ③$$

$$Y_k = g\left(\sum_{j=1}^n Z_j \beta_i\right) \quad ④$$

其中 f 和 g 函数一般选用 logistic 函数

$$\text{即 } f(x) = \frac{2}{(1 + e^{-2x}) - 1} \quad ⑤$$

在训练过程开始前，所有的权值将被初始化为一个随机的较小值。在网络的训练过程中，选择输入向量，网络前向传播时，依次计算各层单元的输出和最外层单元的输出，计算网络输出和期望输出的误差，先调整输出层与第二层的权值，在调整第二层与输入层的误差，以降低误差值，重复这一过程直到对于每一个输入都能得到一个较小的误差。

假设隐含层 J 的神经元 P 和输出层 k 的神经元 q ，则误差由下式给出：

$$\delta = o^* (1 - o)^* (t - o)$$

其中 o 为 k 层的神经元输出， t 为 k 层的期望输出。由此得到各层的权值迭代公式：

$$\Delta w = \eta^* \delta_{qk} o_{pj}$$

$$w_{pqk}(n+1) = w_{pqk}(n) + \Delta w$$

η 为训练系数，其取值范围为 0.1 到 1.0， $w(n)$ 是神经元 P 到神经元 q 在时刻 n 的连接

参赛队号 # 2928

权值， δ_{qk} 是输出层神经元q的误差， o_{pj} 是隐含层j神经元P的输出。

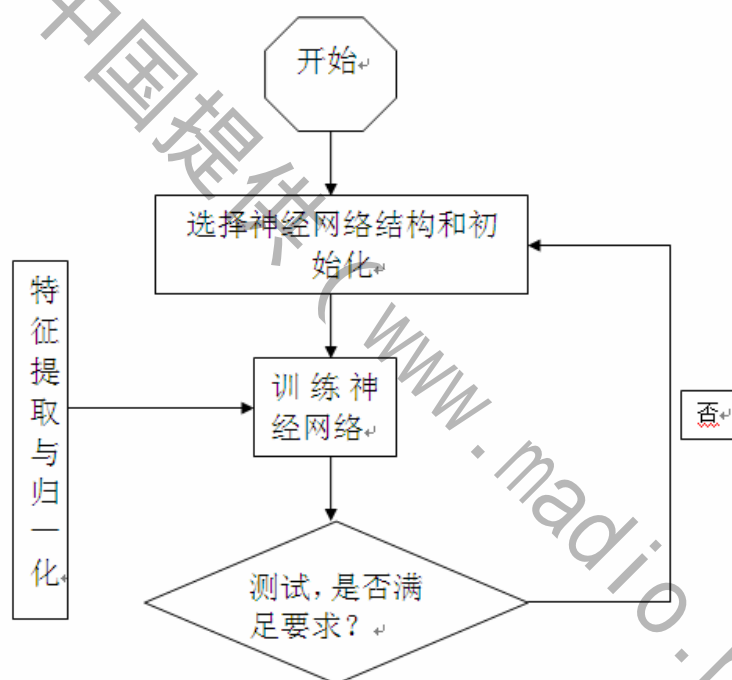
为了获得满意的网络输出，BP算法通过回传输出的误差，调节各层间的权值。但对于输入层和隐含层，由于期望输入t并不存在，当求取误差s时，它的值不能由公式⑤直接得到，而是由下面的表达式代替：

$$\delta = o_{pj}^* (1 - o_{pj})^* (\sum \delta_{qk}^* w_{pqk})$$

6.1.2.2 BP神经网络分类

使用BP神经网络进行分类，是采用BP算法将训练样本的各属性值作为输入，把实际类作为输出。训练后的BP神经网络，通过剪枝和对链、神经元或活跃值的聚类处理，到处输入层和输出层的关联规则，根据这些规则即可实现具体数据的分类。其主要过程如下图6-2所示

在分类过程中，为加快学习过程，可将训练样本各属性值规范到区间[0, 1]。



6-2神经网络分类流程

6.1.2.3 试验

• 神经网络参数

神经网络系统在我们的实验中我们构造出一个包含一个输入层，两个隐含层，一个输出层的神经网络。该及系统参数如下表所示：

参赛队号 # 2928

表6-3系统参数

系统参数名称	参数数值
试验平台	Matlab 7.1
操作系统	Windows XP sp2
CPU	Intel(R) Pentium(R) Dual CPU E2140 @1.6HZ
内存	0.99G

• 音乐库参数

为类别标记的可靠性和方便性，试验音乐库中的歌曲以及其对应标号均来自“唯美空间”中的音乐库。从的音乐库中，我们共挑选了320首歌曲：音乐库的组成结构请参见表6-2。在本试验中所有音乐歌曲均采用MIDI格式，并且将其采样率均调整到11025 Hz，位率为16 kbps；感兴趣的读者可以参考，其提供了通过Matlab软件读取MIDI格式音乐的软件包。

表6-4本实验所用音乐库结构

音乐年代	70年代	80年代	90年代	00年代
训练集（首）	40	40	40	40
测试集（首）	40	40	40	40

• 音频帧的划分

在本实验中只截取每首歌曲的前面120秒来进行训练或者测试，因此大多数歌曲的时间长度都在3—5分钟，那么前面120秒已经能够包含歌曲的基本特征了；

对于时间长度不到120秒的歌曲，采用循环采样的办法，即将歌曲开始的部分连接到歌曲的最后。

在每首歌曲的120秒中，以2.6秒为一个音乐段，于是每个音乐段共包含了28736个采样点；进一步将每一个音乐段划分为更小的单元—音乐帧。每个音乐段再进一步划分为64个音乐帧。每一个音乐帧包含了512个采样点，相邻帧之间重叠(Overlapping)64个采样点。

• 特征提取和归一化

采用6.1节中的特征算法，包括音乐帧特征和音乐段特征的提取算法。为平衡每个特征在神经网络中的作用，避免使得某一个特征在训练的过程中因为数量的原因而成为主要特征，故将每一个特征都单独映射到0到1之间。

• 神经网络的构造

理论上早已证明：具有偏差和至少一个隐含层加上一个线性输出层的神经网络，能够逼近任何有理函数。增加层数主要可以进一步降低误差，提高精度，但同时也使网络复杂化，从而增加了网络权值的训练时间。而误差精度的提高实际上也可以通过增加隐含层中的神经元数目来获得，其训练效果也比增加层数更容易观察和调整，所以一般情况下，应优先考虑增加隐含层中的神经元数目。本文的设计采用3层网络，既实现网络的简单化，获得较少的训练时间，也提高了精度，其中输出层神经元数等于音乐流派的数目，输入层神经元数等于输入特征向量的维数。初始选择隐含层和线性输出层，选取了对数传递函数，但在训练中，发现网络长时间无法完成训练；改选用双曲正切函数，

参赛队号 # 2928

网络训练速度比较快，分类精度较高。

在确定隐含层神经元个数的过程中，采用了经典的计算方法，即如果网络的每个输入节点代表输入向量的一个分量，每个输出节点表示一个分类，那么网络隐含层节点数可以确定为：

$$N_L = \sqrt{(N + M) + \alpha}$$

上式中，N表示输入神经元数，M为输出神经元数， α 为1~10之间的常数。

在本文中共采用了6种音乐特征，且需要区分有4个年代，连续运用两次经典公式，我们将隐含层的个数均定为10。

由于系统是非线性的，初始值对于系统学习是否达到局部最小、能否收敛以及训练时间的长短有很大关系。如果初始值太大，使得加权后的输入落在激活函数的饱和区，从而导致其导数非常小，而在计算权值修正时，因为该导数与节点误差成正比，所以当激活函数的导数趋近于零时，该误差也接近于零，从使得调节过程几乎停顿下来。所以，一般总是希望经过初始加权后的每个神经元的输出都接近于零，这样可以保证每个神经元的权值都能够在它们的激活函数变化最大处进行调节。所以，一般取初始权值在 $(-1, 1)$ 之间的随机数。本文选取的初始权值为0.1。

学习速率决定每一次循环训练中所产生的权值变化量。大的学习速率可能导致系统不稳定，但小的学习速率将会导致训练时间较长，收敛速度较慢。所以在一般情况下，倾向于选择较小的学习速率，以保证系统的稳定性。学习速率的选取范围一般在0.02—0.08之间。

和初始值的选取过程一样，在一个神经网络的设计中，要经过几个不同的学习速率的训练，通过观察每一次训练后的误差平方和下降的速度来判断学习速率是否合适，即如果误差平方和下降快，则说明学习速率合适；若误差平方和下降的过程中出现了震荡现象，则说明学习速率过大。对于一个具体的网络都存在一个合适的学习速率。但对于较复杂网络，在误差曲面的不同部位可能需要不同的学习速率，为了减少寻找学习速率的训练次数以及训练时间，比较合适的方法是采用变换的自适应学习速率，使得网络的训练在不同的阶段自动设置不同的学习速率的大小。本文即采用这样的方法。

在设计网络的训练过程中，期望误差值也应当通过对比训练后确定一个合适的值，这个所谓的“合适”，是相对于所需要的隐含层的数目来确定的。因为较小的期望误差值是要靠增加隐含层的神经元个数，以及训练时间来获得的。一般情况下，作为对比，可以同时两个不同期望误差值的网络进行训练，最后通过综合音速的考虑来确定采用其中一个网络。本文对不同期望误差下系统的分类情况进行了试验，试验结果如表6-5所示。

表6-5不同期望误差下系统的学习能力

期望误差	最大学习次数	学习速率	实际误差	学习次数
5.0e-008	10000	自适应	1.8e-008	15
1.0e-007	10000	自适应	1.8e-008	14
1.5e-007	10000	自适应	1.8e-008	14
2.0e-007	10000	自适应	1.9e-007	8

从表6-5可以看出，选用期望误差为2.0e-007的情况下，既能够满足试验的需要，同时也能保证较高的收敛速度，所以在本实验中采用这种期望误差。

参赛队号 # 2928

• 神经网络训练

为了应用神经网络，在选定所要设计的神经网络的结构之后，首先应该考虑神经网络的训练过程。我们在320首歌曲中选择160首歌曲作为训练样本，其中每个年代歌曲各40首，从中提取歌曲特征来为网络提供输入特征矢量。

我们选用MATLAB软件来进行神经网络的学习过程，MATLAB软件功能非常强大，包含了很多神经网络的函数。

BP网络的训练步骤如下：

用小的随机数对每一层的权值 w 和偏差 b 初始化，以保证网络不被大的加权输入饱和，同时还要进行以下参数的设定或者初始化：

设定期望误差最小值 $err_goal = 2.0e - 007$ ；设定最大循环次数 $max_epoch = 10000$ ；设置修正权值的学习速率，一般选取 $lr = 0.01 \sim 0.7$ ；不过在本文中采用的是自适应的学习速率，仅将此项默认即可。

从1开始的循环训练。

计算网络各层输出矢量 $A1$ 、 $A2$ 和 $A3$ 以及网络误差 E ；

计算各层反向传播的误差变化，并计算各层权值的修正值以及新的权值；

再次计算权值修正后的误差平方和；

检查误差平方和是否小于期望误差；若是，训练结束，否则继续。

• 神经网络分类测试

训练完成后的网络性能如何，是否能够对既定类别进行准确的分类，需要对网络进行测试。网络测试过程提供类别样本特征，观察网络输出情况，通过制定分类和网络输出的对比，评价网络的分类性能。

同样我们选用了4个年代的160首歌曲来进行测试；每个年代包含40首歌曲，其输出情况见表6-4：

表6-6神经网络正确分类的歌曲数

	单一年代（歌曲/%）	多重年代（歌曲/%）
70年代	28	31
80年代	25	33
90年代	26	31
00年代	23	29

表6-7神经网络正确分类的歌曲百分比

	单一年代（歌曲/%）	多重年代（歌曲/%）
70年代	70%	77.5%
80年代	62.5%	82.5%
90年代	65%	77.5%
00年代	57.5%	72.5%

参赛队号 # 2928

6.2 模型二：基于聚类分析的流行音乐的情感类型：

6.2.1 模型建立

我们对搜到的多音轨 MIDI 文件中随机挑选 25 首作为测试样本 (25 个数据取出的六个特征向量：节拍主要分布在 2/4, 3/4, 4/4, 6/8。变化音的个数不定。25 个数据音程差主要是纯一度，小二度，大二度，小三度，大三，纯四，减五，小六 这几个音程做差。密度主要有：4, 8, 16, 32。速度不定, 0-180 之间。由于数据略大在此不一一列举了)。得到的样本观测数据矩阵为：

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix}$$

其中 X 的每一行为一个流行音乐样品，每一列为每首流行音乐特征向量的一个分量，模糊聚类就是将 n 个样品划分为 c 类 ($2 \leq c \leq n$) 我们将流行音乐划分到四个年代，记 $V = \{v_1, v_2, v_3, v_4\}$ 为四类的聚类中心。在模糊划分中，每一个样品不是严格地划分为某一类，而是以一定的隶属度属于某一类。令 u_{ik} 表示第 k 个音乐样品 x_k 属于第 i 类的隶属度，则：

$$\sum_{i=1}^4 u_{ik} = 1, \forall k = 1, \dots, n$$

定义目标函数：

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2 \quad (0 \leq u_{ik} \leq 1, d_{ik} = \|x_k - v_i\|)$$

显然 $J(U, V)$ 表示各音乐样品到聚类中心的加权平方距离之和，权重是样品 x_k 属于第 i 类的隶属度的 m 次方。模糊 C 均值聚类法的聚类准则是求 U, V ，使得 $J(U, V)$ 取得最小值。确定幂指数 $m > 1$ ，初始隶属度矩阵 $u^{(0)} = u_{ik}^{(0)}$ ，令 $l=1$ 表示第一步迭代，通过下式迭代计算聚类中心 $v^{(l)}$ ：

$$v_i^{(l)} = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^{(l-1)})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^{(l-1)})^m}$$

用值在 $0 \sim 1$ 间的随机数初始化隶属度矩阵 $U^{(l)}$ ，计算目标函数值 $J^{(l)}$ ：

$$u_{ik}^{(l)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}^{(l)}}{d_{jk}^{(l)}} \right)^{\frac{2}{m-1}}}, i = 1, 2, 3, 4; k = 1, 2, \dots, n$$

$$J(U^{(l)}, V^{(i)}) = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (u_{ik}^{(l)})^m (d_{ik}^{(l)})^2$$

其中， $d_{ik}^{(l)} = \|x_k - v_i^{(l)}\|$ 。

对给定的隶属度终止容限 $\varepsilon_u > 0$ 且 $\|J^{(l)} - J^{(l-1)}\| < \varepsilon_u$ 时，停止迭代。经过以上步骤的迭代之后。可以求得最终的隶属度函数矩阵 U 的聚类中心 V ，使得目标函数 $J(U, V)$ 的值达到最小。因此可以根据隶属度矩阵 U 中元素的取值确定所有音乐样品的归属，当

参赛队号 # 2928

$u_{j,k} = \max_{1 \leq i \leq c} \{u_{i,k}\}$ 时，可将该流行音乐归为第 j 年代。

6.2.2 模型求解

编写代码在 MATLAB 中运行（见附录 1）。导入预处理后的流行音乐数据，运行程序对 25 首流行音乐样本进行聚类分析的结果为：

$$v_1 = \{1, 3, 9, 13, 19, 23\}$$

$$v_2 = \{5, 10, 16, 20, 25\}$$

$$v_3 = \{7, 11, 15, 17, 18, 22, 24\}$$

$$v_4 = \{2, 8, 12, 14, 21\}$$

即将这 25 首音乐样品分为四个等级。

求出每一等级流行音乐样品 v_i 的平均得分 P_i ，计算得：

$$P_1 = 72.87$$

$$P_2 = 71.45$$

$$P_3 = 68.33$$

$$P_4 = 61.44$$

$$p_1 > p_2 > p_3 > p_4$$

P_1 应属于 00 年代， P_2 应属于 90 年代， P_3 应属于 80 年代， P_4 应属于 70 年代

因此分级结果为：

00 年代	音乐样品 1、音乐样品 3、音乐样品 9、音乐样品 13、音乐样品 19、音乐样品 23
90 年代	音乐样品 5、音乐样品 10、音乐样品 16、音乐样品 20、音乐样品 25
80 年代	音乐样品 7、音乐样品 11、音乐样品 15、音乐样品 17、音乐样品 18、音乐样品 22、音乐样品 24
70 年代	音乐样品 2、音乐样品 8、音乐样品 12、音乐样品 14、音乐样品 21

但是这种方法生硬的把音乐归类到一个年代，不符合实际。所以我们又提出了一种基于基因表达式编程（GEP）算法的音乐年代分类模型。提高准确率。

6.3 模型三：基于 GEP 算法分析流行音乐的所处时代

为了便于分类，音乐时代必须事先进行量化，才能找到音乐的一个较为准确的分类标准。

6.3.1 模型概述

该模型认为不同时代的流行音乐不可能只有个性，还有共性。而共性可能导致误差，影响结果。所以我们通过坐标轴将分类指标准确量化。X 轴正向表示流行音乐从西化到中国风。Y 轴正向表示题材从社会到生活，Z 轴正向表示风格从多元到单一。同时也可以通过这 3 个维度的值来代表具体属于哪一个年代，如坐标为 $(-0.51, 0.59, 0.25)$ 的音乐属于 80 年代（各维度上的数值范围为 -1 到 +1，+1 表示在此维度上的值高，而 -1

参赛队号 # 2928

表示在此维度上的值低)。

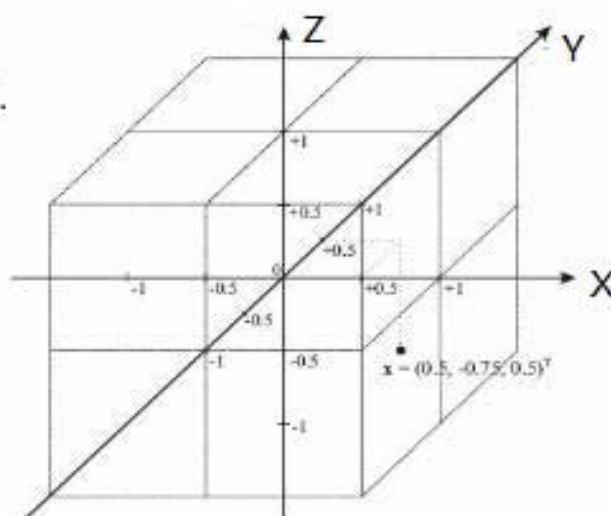


图 2 三维空间图

三维空间与传统的年代分类方法相比,该模型主要有以下特点:每一种音乐都可以量化对应到年代。当得分被标准化以后,可以用唯一的三维坐标表示。该模型中,维度间的独立性对于计算性研究是非常有意义的,不同年代维度的语音声学表现将更容易分离,模型也可以得到简化。

本文中,我们做以下定义:

定义 1: 对于一首音乐的年代,它可以由 3 个分量来描述

$$Emotion(M_i) = \{X_i, Y_i, Z_i\}$$

其中 $X_i \in [-1, 1], Y_i \in [-1, 1], Z_i \in [-1, 1]$

6.3.2 基于 GEP 的情感识别方法

在确定了标注之后,下一步就是构建音乐年代识别系统。年代判别任务是进行年代相似性判断。系统根据年代标注后的样本通过某种学习策略找到音乐年代识别的规律性,从而建立认知判别公式。在系统遇到新音乐的时候,根据总结的公式确定音乐年代向量。有文献曾经将 GEP 用于年代识别的工作,与其他机器学习的方法相比,有非线性表达能力更强,算法速度更快等优点。因此我们采用 GEP 算法进行工作:

6.3.2.1 基因表达式编程算法 GEP

GEP 算法借用了生命科学中基因、染色体等概念,运用遗传思想,通过迭代完成数据挖掘,函数发现等,以求得问题的最优解。遗传进化中,通过选择、交叉、变异、得到新个体,并通过对个体的适应度评估,依据适应度值的大小,选取进入到下一代,不断进化,以最终收敛于最优解。GEP 算法是基于样本数据的公式发现,以一组可以获得的样本值作为训练集,并在一组任意生成的初始解集合的基础上,配置好相应的参数,如:单基因染色体或多基因染色体,连接符,种群大小,进化代数等,并选取适当的适应度函数,进行进化,并得到最终结果。

①GEP 处理的对象可以是单基因或者多基因组成的染色体,一定结构的字符串作

参赛队号 # 2928

为遗传物质,称为基因表达式.

② GEP 的遗传编码是等长的线性符号串,称为GEP 染色体. 一个染色体可以由多个基因组成. 每个GEP 基因都是由头部和尾部组成, 头部可以包含终结符和函数符号, 而尾部只能包含终结符, 终结符是指程序中的输入、常量以及没有参数的函数. 函数符号可以是相关问题领域中的运算符号, 也可以是程序设计中的一个程序构件. 头部的长度 h 通常依具体问题而定, 而尾部的长度则由以下公式得到: $t = h(n-1) + 1$, 其中 n 表示所使用的函数集中需要变量最多的函数的参数个数. GEP 的染色体可以包含一个或多个基因. 多基因染色体中的每个基因都有相同的长度, 分别可以描述为一棵表达式树.

6.3.2.2 GEP 算法中的遗传算子

- 1) 选择算子: GEP 中常用的选择算子, 包括锦标赛选择等.
 - 2) 复制算子: 把选择的个体直接复制到下一代中.
 - 3) 变异算子: 可以作用在染色体的任意位置. 要注意的是, 如果把函数变异为一个终结符, 或者把只有一个参数的函数变异为有两个参数的函数, 则对应的表达式树会发生改变.
 - 4) 插串算子: 随机在基因中选择一个子串, 把它插入到基因头部的任意位置(第一个位置除外), 头部的符号依次向后挪动, 超过头部长度的编码被丢弃.
 - 5) 根插串算子: 根插串与插串相似, 只是它指定了子串插入的位置只能是头部的第一个位置, 因此要求插入的子串必须以函数开头. 根插入算子首先从头部的任意位置开始向后扫描, 若找到第一个函数, 则以该位置为起始选择一段子串, 然后将该子串插入到头部的第一个位置. 头部原来的符号依次向后挪动, 超过头部长度的部分被丢弃. 若没有扫描到函数, 则什么也不做.
 - 6) 单点重组算子: 对于两个染色体, 随机选择一个交换点, 然后互换交换点后面的染色体部分.
 - 7) 双点重组算子: 对于两个染色体, 随机选择两个交换点, 然后把两个交换点之间的子串互换.
 - 8) 基因重组算子: 该算子只作用于多基因的染色体. 对于两个多基因染色体, 随机选择一个基因, 然后互换两个染色体的相应基因.
- 对于 GEP 来说, 染色体的适应度评估函数的设计至关重要. 通常可以通过该染色体所代表的表达式计算得到的数据与训练数据的吻合程度来评价.

6.3.2.3 适应度函数

经典GEP算法有三种适应度计算函数:

(1) 基于绝对误差的适应度函数

$$f_i = \sum_{j=1}^n (M - |C(i, j) - T_j|) \quad (1)$$

(2) 基于相对误差的适应度函数

$$f_i = \sum_{j=1}^n (M - |\frac{C(i, j) - T_j}{T_j} \times 100|) \quad (2)$$

(3) 用于逻辑合成问题的适应度函数

参赛队号 # 2928

$$\text{若 } n \geq \frac{1}{2C_1}, \text{ 则 } f_i = n, \text{ 否则 } f_i = 1 \quad (3)$$

式②中, M 为一常量, 用于控制适应度 f_i 的取值范围; $c(i, j)$ 表示第 i 个基因对应的函数表达式中利用第 j 个样本变量数据求得的函数值; T_j 表示第 j 个样本的目标值; 式③中 C_1 为测试样本数据总数 n 为正确实例的个数。

实际应用中, 由于绝对误差并不能完全评价近似值的精确度, 故基于相对误差的适应度评价函数使用得更为普遍, 但这种评价模型仍然有其自身的缺陷, 此外, 文献^[9]在复杂函数建模的研究中, 提出了一种新的适应度函数:

$$f_i = 1000 \times \frac{1}{E_i + 1}$$

上式中:

$$E_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (y_{(ij)} - y_j)^2$$

总之, 适应度评价是GEP进化方向的指挥棒, 是影响GEP运行效率的重要因素。因此, 在适应度函数的设计上, 应目标明确, 让系统按照要求的方向进化。

6.3.2.4 基于GEP的音乐年代识别算法

本文实现的GEP 算法采用以下参数设置: 每个染色体包括 10 个基因, 基因头长度 15, 每一代包括 50 个个体; 用到的算子有变异算子、插串和重组算子, 其中, 3 个插串算子概率为 10%, 3 个重组算子概率为 30%, 变异算子按照染色体所含基因的多少决定变异基因位个数; 用到的公式包括四则运算、三角函数, 指数函数幂函数等; 适应度评估函数如下:

$$fitness(i) = \frac{1}{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{ij} - x_j)^2 + 1},$$

其中, i 表示第 i 个个体解码得到的公式, j 表示第 j 个样本乐曲, n 为样本个数, x_j 为样本实际的分量值, x_{ij} 为用公式计算得到的分量值。具体算法描述如下:

- 1) 随机创建初始种群;
- 2) 解码每个个体, 得到相应的审美评价公式;
- 3) 根据审美评价公式计算样本乐曲的分量;
- 4) 适应度评估;
- 5) 如果当前代数是否达到预设最大演化代数, 则输出最优个体;
- 6) 保留最优个体;
- 7) 采用轮盘算法选择个体;
- 8) 按一定概率进行复制、变异、插串和重组操作;
- 9) 返回步骤 2)

参赛队号 # 2928

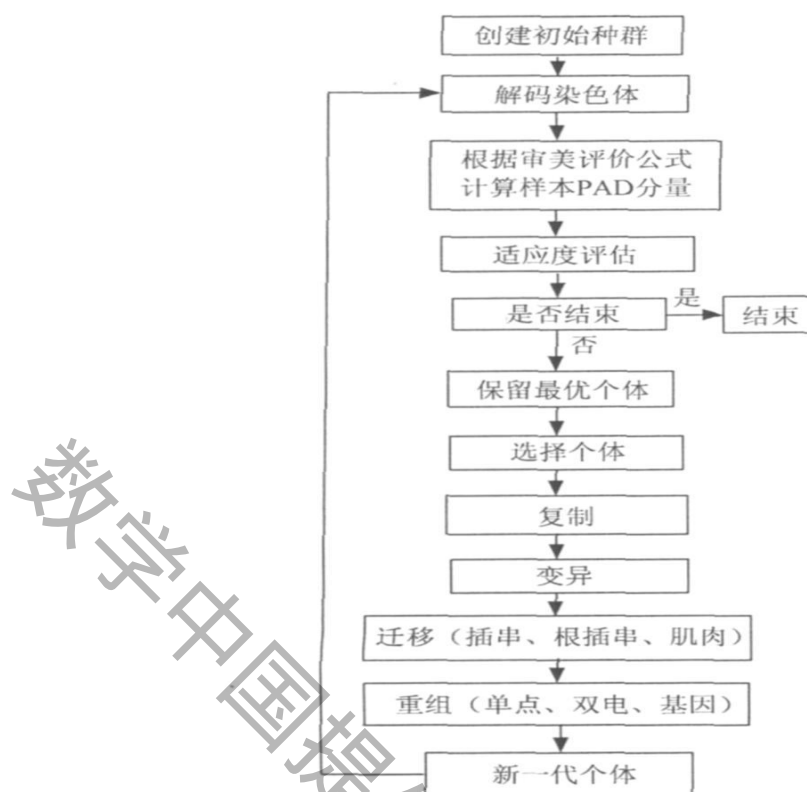


图 3 GEP 算法流程图

6.3.3 模型建立与求解

如上操作，我们选取 200 首 MIDI 音乐文件作为测试样本，其余 120 首为 GEP 算法的训练样本。经过 EXCEL 运行，我们得到以下 3 个公式：

$$X = -0.123 + 0.2098x_5 - 2 \sin \frac{0.067}{x_1} - 2 \sin \frac{0.0330}{x_5} - \sin \frac{0.067}{x_5},$$

$$Y = \frac{x_6}{x_4} + 0.41x_5 - 0.61,$$

$$Z = \frac{x_5^{2.22} + x_2^{0.22}}{6.7} + 0.69x_6^{2.18} + 7.98^{-x_5} + 6.31^{-x_2} - 0.48$$

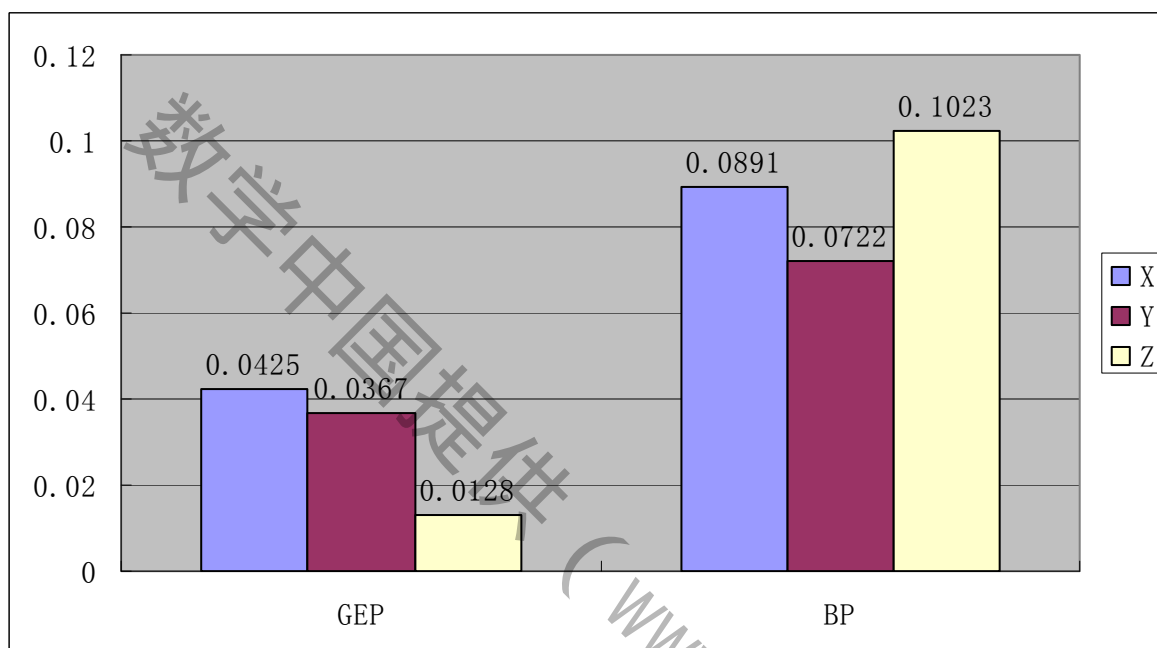
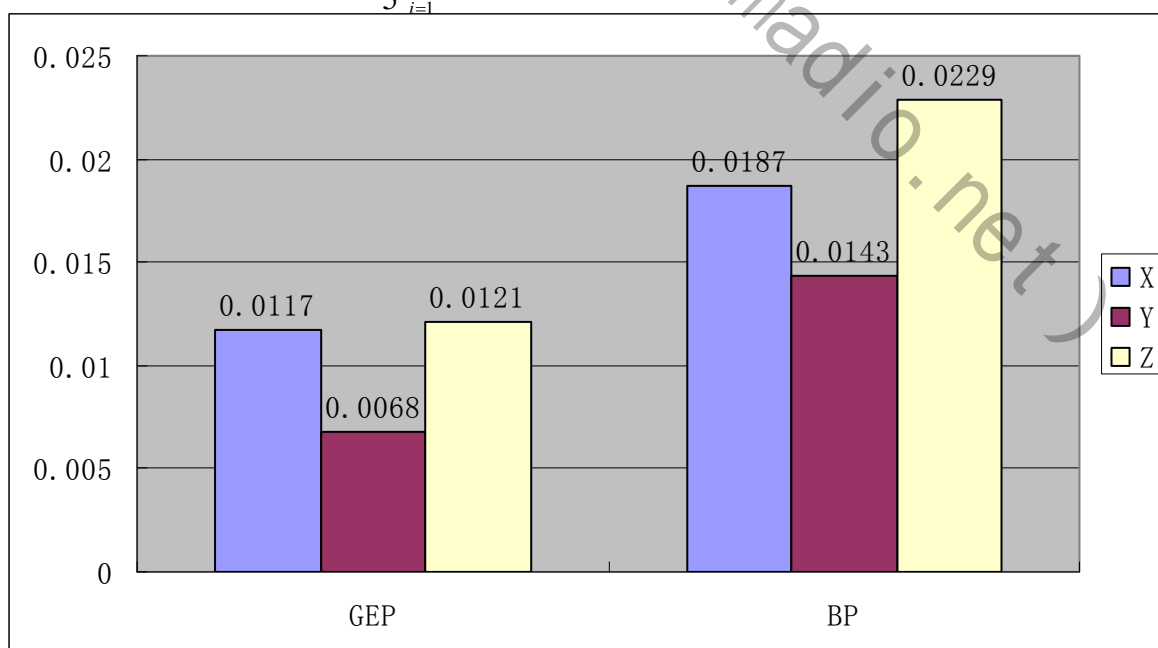
为了模型的精确性，基于公式，我们把 GEP 算法和 BP 神经网络算法所得到的结果进行对比，用 GEP 得到的公式和训练得到的 BP 神经网络来计算 200 个测试样本的年代值。

计算得到的年代值与已知年代值进行比较，分别用公式 $\frac{1}{5} \sum_{i=1}^n (x_i - x_i')^2$ 以及 $\frac{1}{5} \sum_{i=1}^n |x_i - x_i'|$ 来计算它们之间的误差，结果如表 7：

参赛队号 # 2928

表 7

观测纬度	$\frac{1}{5} \sum_{i=1}^n (x_i - x_i')^2$		$\frac{1}{5} \sum_{i=1}^n x_i - x_i' $	
	GEP	BP	GEP	BP
P	0.0425	0.0891	0.0117	0.0187
A	0.0367	0.0722	0.0068	0.0143
D	0.0128	0.1023	0.0121	0.0229

图 4 通过公式 $\frac{1}{5} \sum_{i=1}^n (x_i - x_i')^2$ 比较 GEP 算法和 BP 算法的误差大小图 5 通过公式 $\frac{1}{5} \sum_{i=1}^n |x_i - x_i'|$ 比较 GEP 算法和 BP 算法的误差大小

参赛队号 # 2928

6.3.3.1 模型结果分析

从图中可以看出,实验结果表明GEP算法的误差被控制在较小的范围之内,但BP神经网络的误差比GEP算法略高。另外,BP神经网络隐藏了音乐的各个变量与年代值的关系,而通过GEP算法得到的公式,可以更为直观地发现不同的变量如何影响年代取值。比如,从3个公式中可以看出,特征量并没有出现在任何一个公式内,由此也可以得出结论,变化音的个数这一个特征量还不足以影响整首曲子的年代值。因此,我们认为用GEP算法更加适合于音乐年代的识别。GEP算法以演化代数来控制优化,演化代数不同对于误差值有一定影响。下图显示了演化代数与计算得到的模型误差的关系。从图中我们可以看出,随着演化代数的增加,年代值的误差越来越小。当演化代数达到500代以后,误差达到一个极小值,此后基本保持不变。

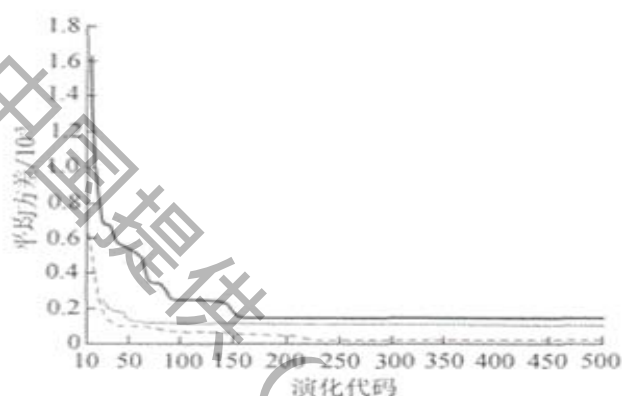


图4 均方误差变化曲线

七、模型评价

7.1 模型优点

模型一、二：

由于BP神经网络模型的非线性映射能力,很好的解决了内部机制复杂年代问题,还有就是它的泛化能力和容错能力。聚类分析清晰描述数据。尽管聚类分析得到的样本观测数据矩阵的定义也有一定的主观性,但是其所基于的数学知识具有很高的理论基础,而且逻辑缜密,用此方法能够客观的算出音乐所属的年代。

模型三：

该模型没有运用传统模型,而是提出了一种基于基因表达式编程(GEP)算法的音乐年代识别模型。本系统能够达到一个比较理想的识别效果和较低的识别误差。克服传统音乐年代分类的局限性,把年代量化,更好更准确的得到结果。

7.2 模型不足

参赛队号 # 2928

模型一、二：由于数据的有限性，很难在大样本中得到充分验证，难免函数的确定可能有所偏颇，并且可能因数据的相似性和BP对样本的依赖性得到错误年代。

模型三：本模型只能对走红的音乐进行很好的提取得到年代，对一般歌曲可能不能达到准确的结果，由于条件限制，存在误差。

参考文献

- [1] Juslin P, Slo boda J. Music and Emo tion: t heo ry and research(Ser ies in Affective Science) [M] . Oxfo rd: Oxford University Press, 2001: 100-120.
- [2]刘涛. 音乐认知模型与交互技术研究[D] . 杭州: 浙江大学, 2006.
- [3] 黄志刚, 周昌乐, 蒋旻隼. MIDI 主旋律音轨的提取[J] . 厦门大学学报: 自然科学版, 2010, 49(1) : 43-46.
- [4]刘开第等, 模糊隶属度定义中隐含的问题,
<http://www.sysengi.com/qikan/manage/wenzhang/xtgc-00-20%281%29-110.pf>, 2010. 9. 12
- [5] 吴祈宗, 运筹学与最优化方法, 221 页, 机械工业出版社, 2003
吴祈宗, 运筹学与最优化方法, 216 页, 机械工业出版社, 2003
- [6]任丽华, 模糊综合评价的数学建模方法简介,
<http://www.ilib.cn/Article.aspx?AIT=QCode&AI=scxdh200620004&A=scxdh200620004>, 2010. 09. 12
- [7] 马文彬, 校园环境质量的模糊综合评价方法,
<http://www.docin.com/p-63264100.html>, 2010. 9. 12
- [8]蒋旻隼, 周昌乐, 黄志刚. 音乐识别. 厦门大学学报: 自然科学版, 2010, 49(6) : 799-802.
- [9]Li Xin, Zhou Chi, Nelson P C, et al. Investigation of Constant Creation Techniques in the Context of Gene Expression Programming[C]、Keijzer. Late Breaking Paper at Genetic and Evolutionary ComputationConference, GECCO-20014, Seattle, Washington, USA, 2004: 26—30.

参赛队号 # 2928

附录

附录一 模糊聚类分析程序

```
[xdata, textdata] = xlsread('测试.xls');
musicsample = textdata(2:end,1);
X = zscore(xdata);
options = [3, 200, 1e-6, 0];
[center, U, obj_fcn] = fcm(X,4,options)
id1 = find(U(1, :) == max(U));
id2 = find(U(2, :) == max(U));
id3 = find(U(3, :) == max(U));
id4 = find(U(4, :) == max(U));
musicsample(id1)
musicsample(id2)
musicsample(id3)
musicsample(id4)
```

附录三 BP 神经网络程序

```
P=[x1, x2, x3, x4, x5, x6]
T=[p, a, d]
Net=newff(minmax(P), [9, 3], {'tansig', 'purelin'}, 'traingdm')
inputWeights=net.IW{1,1}
inputbias=net.b{1}
layerWeights=net.LW{2,1}
layerbias=net.b{2}
net.trainParam.show = 50;
net.trainParam.lr = 0.05;
net.trainParam.mc = 0.6;
net.trainParam.epochs = 10000;
net.trainParam.goal = 1e-3;
[net, tr]=train(net,P,T)
R = sim(net, P);
plot(P, R)
hold on;
end
hold off;
```

参赛队号 # 2928**浅谈中国流行音乐的发展要素**

近几十年，流行音乐的流行趋势越来越变得捉摸不定了，不仅词曲作者，就连歌手自己也把握不住音乐是否能被广大听众所认同和接受。因此，对流行音乐作词、作曲等要素的研究，就变得十分重要。中国流行音乐在每个时代的环境中，都经历了赞叹与批判，风风雨雨中走过了30年，使大众接受了这股文化潮流的冲刷和洗礼。流行音乐正是在这种环境中成长起来。

一部流行音乐怎样才能得以广泛流行，应当从流行音乐的社会环境、特点以及包含元素等方面进行深入地分析研究。形象的说就是影响流行音乐的要素主要有歌词、乐曲、演唱者的表现形式、所表达的情感与生活的接近程度等。（中国的流行音乐与欧美的流行音乐定义有所不同，因为其发展情况不同。——百度百科）最重要的一点，还是应当根据音乐的本质载体：曲谱，对流行音乐各要素的接受情况进行分析，将大大有助于改善流行音乐创作和欣赏状况。

1978年，改革开放的春风在中国大地上吹起。流行音乐文化也随之迅速的发展。在改革开放发展过程中的中国人不仅看到了经济的腾飞，也看到了流行音乐以它时代气息的律动节奏给人们的心理烙上了深深的印记。这股文化以其独特魅力让中国大众欣然接受。

随着社会的不断进步，人们的思想也和事业也随之开阔了，所以流行音乐的飞速发展也是得益于社会的迅速发展。中国的流行音乐发展主要是以下几个方面：从70年代至今，中国流行音乐从模仿西化到现在的“中国风”盛行，从音乐题材反应社会发展到现在贴近大众生活情感，从单一音乐风格到现在多元国际风格等方面不断变化。这些是在特定的社会背景下形成和发展的，下面是不同时代流行音乐的发展历程。

20世纪70年代末至80年代初的几年里，通过卡式录音机欣赏港台流行音乐已成为都市青年的一种时尚，这就是时代的标志。在这些港台流行音乐中，邓丽君演唱的作品占绝大部分，其中有创作音乐，如《小城故事》，也有20世纪30—40年代在大陆流行的老歌，如《天涯歌女》、《蔷薇蔷薇处处开》、《何日君再来》等。20世纪70年代末到80年代中期，逐渐有专业的作曲家加入到流行音乐的创作中，专门为流行歌手写作音乐，并产生了一批较有影响的音乐作品。这些作品的出现改变了流行歌坛以翻唱港台流行音乐为主的局面，标志着新时期音乐的发展开始进入流行音乐为主的阶段。这些时期是我国流行音乐从翻唱西方流行音乐到原创的发展时期，也逐渐走向成熟，为以后的流行音乐奠定了基础。

“民歌风”流行音乐的成长期，1988年上半年，一股强劲的“西北风”将中国流行音乐推向成长的第一个高峰。处于风头的是解承强作曲的《信天游》（刘志文词），音乐运用高亢明亮的西北音调，直抒胸臆的歌词，略带悲凉感的声音，引起国人对西北黄土风情的无限遐想。这些音乐在观念上体现了流行音乐领域对个性化创作的自觉追求，作品所表达的对现在环境的不满、压抑和抗争精神，与西方摇滚音乐思维有着一定的联系。以“西北风”为主的“劲歌”创作代替了此前几年流行音乐创作中以轻柔细软的抒情音乐为主的倾向，为流行音乐的成长增添了新的活力。随之，与“西北风”刚劲风格相伴而生的摇滚乐也是大陆流行乐坛的一支生力军，这种流行音乐形式以具有强烈冲击力的音响为特色，音乐内容反映当时部分都市青年的狂躁心情、叛逆性格和“反主流”倾向，摇滚音乐得到一些青少年近乎狂热的喜爱和支持。所以“西北风”和“摇滚乐”是80年代最典型的两种流行音乐。

20世纪90年代初期，中国改革开放经济依然是迅猛发展，在文艺事业里卡拉OK在中国内地飞速发展，致使明星效应的出现，由此给中国流行音乐带来的影响是复杂多

参赛队号 # 2928

元化的，即中国的流行音乐开始走由单一向多元的道路。首先，港台音乐和内地音乐进入到了大融合时期，随之娱乐事业的发展，除了港台地音乐外，日、韩欧美的流行音乐也大量的渗入中国。1990 年以后，港台音乐进入了发展的高潮时期，90 年代初，包装明星大量涌现，对“四大天王”追星的效应同样也传入中国内地，吸引了大批年青人开始追星。港台的明星效应极大的冲击着国内的流行音乐发展市场。于是出现了以广州为基地的音乐人们顺应港台的态势，对内地歌手进行包装，在音乐风格上也转向都市题材，贴近年青人的审美需求。内地歌坛经过几年的成熟后，打造了一批新歌手和新作品，这些歌手和作品的亮相宣告了新一代音乐人和歌手的崛起。这也使得内地流行音乐的发展进入到了第二次高峰时期。90 年代中后期，随着“日流”和“韩流”在内地日益盛行，中国内地的流行音乐又进入到了一个低谷时期。“80 后”成流行音乐主要消费群体，因为他们的童年都是在日本的动漫的熏陶下长大的，所以“日流”和“韩流”对其影响很大，这使中国流行音乐市场受到了很大的冲击，进入了一种低迷时期，由年龄决定的“代沟”现象在歌坛上显得格外明显。

进入到二十一世纪，中国流行音乐的发展通用的名词“网络歌手”“网络音乐”“选秀”“音乐选秀”等网络音乐开始盛行，多种音乐网站的建立，互联网时代的流行音乐发展是在传统唱片之外，网络歌手开辟了另一片空间。几年间，随着，歌手选拔比赛增多，流行音乐影响力越来越大。国际互联网络的发展促进国际流行音乐的交流，而且中国的流行音乐通过演唱会音乐会等形式融入国际。这种发展促进中国流行音乐多元国际化的发展。与此同时“中国风”音乐又开始被中国青少年大力追捧，代表人物有周杰伦，王力宏，许嵩等，代表歌曲《青花瓷》，《北京欢迎你》等。而且中国古代五音被一些作曲家广泛应用。这些使中国流行音乐以其独有的特征屹立于国际流行音乐之林。这就是我国流行音乐逐渐发展的过程，未来也将一直改变，不断进步。

以上就是每个时代的音乐发展及其特征，而其中的成功要素也是不断改变的，70-80 年代的成功要素主要由以社会背景为主，模仿西方音乐，品种很单一，但是切合当时的时代步伐，在都市青年中有很大反响。进入 90 年代，文艺事业卡拉 OK 逐渐进入生活，音乐的成功要素已经进入了丰富多样化，主要是受国外音乐潮流的影响，歌词、作曲、表现形式均多样化，港台和内地音乐也开始融合，使得中国的音乐市场不断扩大。最近的 00 年代，网络音乐开始盛行，主要的成功要素就是走进大众的生活，通俗易懂，形象生动，让各个年龄段的人都喜闻乐见，即大众化。这就是基于不同时期中国流行音乐的发展，得出其成功要素的变化过程。