

## 早期高血压激光、电刺激疗法的信号自动识别研究

付美红, 李楚敏, 陈仲本

中山大学新华学院生物医学工程学院, 广东 广州 510520

**【摘要】目的:**针对早期高血压激光、电刺激治疗中需要多种模式刺激信号以解决患者个体化差异以及适应性的问题,提出了一种刺激信号的自动识别方法,为临床选择有效的治疗信号提供了方便、快捷的筛选手段。**方法:**用已被临床试验证实有疗效的数字音频信号作为原始信号,提取该类信号的MFCC特征参数建立HMM模型库;将实验用的信号分组,有效信号识别后定出判别标准;对识别信号提取特征参数,利用维特比(Viterbi)算法计算识别信号与模型匹配程度,将识别信号与模板库中的信号自动匹配,根据匹配结果判断识别信号在模板库中所属的类别。**结果和结论:**待识别信号采用HMM模型能有效地分类识别,并且可从大量的待识别信号中准确、快捷地分拣出识别信号与原始信号输出概率对数的相对值小的信号,待临床验证后用作早期高血压激光、电刺激疗法的信号源。

**【关键词】**早期高血压;光电刺激信号源;音频信号;模板库匹配;自动识别

**【中图分类号】**R318.5;TN912.3

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2018)10-1203-07

## Automatic identification of the signal for early hypertension treatment with laser and electrical stimulations

FU Meihong, LI Chumin, CHEN Zhongben

School of Biomedical Engineering, Xinhua College of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510520, China

**Abstract: Objective** Based on the situation that simulation signals of different models are needed to solve the problems of individual differences and adaptability in early hypertension treatment with laser and electrical stimulations, to propose a method of automatically identifying the simulation signals for providing a convenient and efficient means to choose effective treatment signals in clinic. **Methods** The digital audio signals which have been clinically proven to be effective were taken as the original signals, and the Mel frequency cepstral coefficients of this kind of signal were extracted to establish the HMM model library. After grouping the experimental signals and identifying the effective signals, the criterion of automatic identification was determined. Then the characteristic parameters of the test signals were extracted, and the matching probability of the test signals and model was calculated by Viterbi algorithm, and the test signals were automatically matched with the signals in the template library. Finally, according to the matching results, the test signals were classified into different categories in template library. **Results and Conclusion** HMM model could be used to classified test signals effectively. The signals with small relative value of the output probability logarithm between test signals and original signals could be sorted out accurately and effectively from a large number of test signals. After the clinical validation, the selected signals can be used as the signal source for early hypertension treatment with laser and electrical stimulations.

**Key words:** early hypertension; signal source of laser and electrical stimulations; audio signal; template library match; automatic identification

### 前言

高血压病是一种严重危害人类健康的常见心血

管疾病<sup>[1]</sup>,目前其主要治疗方法是用药物控制,但药物治疗费用较高且副作用大,因而人们开始探索非药物辅助治疗的方法。有研究表明,激光和电针治疗高血压对早期高血压效果显著,且未发现明显不良反应。激光穴位照射<sup>[2]</sup>和中、低频电脉冲穴位刺激<sup>[3]</sup>的治疗方法可以改变血液流变性,促进血管中血液循环及微循环,从而达到辅助治疗高血压的目的。光、电穴位刺激的疗效与刺激信号的模式密切

**【收稿日期】**2018-07-16

**【基金项目】**广东省科技计划项目(B030801162)

**【作者简介】**付美红,研究方向:生物医学仪器,E-mail: 1520858943@qq.com

**【通信作者】**陈仲本,教授,硕士生导师,研究方向:数字化医学电子仪器,E-mail: chenzhb@mail.sysu.edu.cn

相关,而且单一模式的信号刺激容易产生适应性,由于患者的个体化差异,单一模式刺激信号使疗效不能满足治疗的需求。为此需要找出更多不同模式的有效刺激信号。

当前,利用大数据对感兴趣的内容进行自动提取已成为一个学术研究的热点。从90年代开始,国外许多学者便对音频自动分类有所研究,主要方法有:根据最近邻(Nearest Neighbor, NN)准则与Mahalanobis距离来设计音频的分类器<sup>[4]</sup>,根据最大互信息准则(Maximum Mutual Information, MMI)训练离散的区域,再以NN准则对音频进行分类<sup>[5]</sup>,还有采用最近特征线(Nearest Feature Line, NFL)和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的方法作为分类器<sup>[6-7]</sup>。近年来,越来越多先进的技术方法应用于音频信号分类和语音识别,例如,K-means算法、朴素贝叶斯算法、神经网络、混合高斯模型和隐马尔可夫模型<sup>[8-9]</sup>。其中,根据音频特征训练隐马尔可夫模型的方法进行语音识别较常用,隐马尔可夫模型是一种双重的随机过程,它对时间的随机统计特性具有很强的刻画能力,且对连续的动态音频信号的多类分类具有较好的效果。

目前对音频信号分类的研究中,尚未发现针对高血压治疗的音频信号进行自动识别的研究。本研究基于音频信号Mel频率倒谱系数(Mel Frequency Cepstral Coefficients, MFCC)特征参数建立隐马尔可

夫模型,实现对早期高血压光、电穴位刺激信号的自动识别,从而得到多种模式的有效治疗信号。本文为该领域的临床应用研究提供参考。

## 1 资料与方法

### 1.1 MFCC特征提取

MFCC是音频分类中模拟人的感知特性广泛使用的特征参数,因为人耳听到声音的高低与频率不呈线性正比,而MFCC正是模拟人耳听觉对频率高低的非线性心理状态所得到的滤波器组,所以用Mel频率尺度可达到更符合人耳特性的效果<sup>[10]</sup>。

Mel频率和实际频率的关系用公式表示:

$$\text{Mel}(f) = 25951 \lg(1 + f/700) \quad (1)$$

式中, $f$ 为实际频率,单位Hz。

先将输入的原始信号量化并进行预处理,再经过快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)使得到的原始信号从时域数据变为频域数据,并求其功率谱,接着通过Mel滤波器,得到每帧能量,对能量做对数运算,再进一步做离散余弦变换,得到MFCC特征参数。MFCC参数提取的具体步骤如图1所示。

**1.1.1 采样量化** 由于原始输入信号是模拟信号,所以对音频信号进行预处理前需要对其进行一序列的采样和量化等操作,将模拟信号转化成数字信号,实验所取采样频率为44.1 kHz,其具体流程为:模拟信号—采样—量化—数字信号。

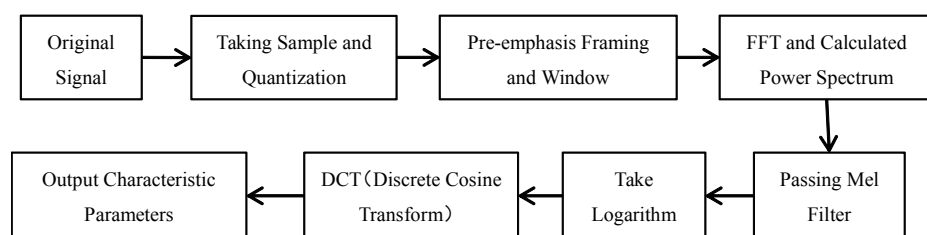


图1 音频信号MFCC特征参数提取流程图

Fig.1 Flow chart of the extraction of audio signal MFCC

MFCC: Mel frequency cepstral coefficient

**1.1.2 预处理** 由于音频信号是时变的、非平稳的<sup>[11-12]</sup>,所以必须对量化处理后的音频信号进行预处理,预处理包括预加重、分帧和加窗。

**预加重:**让量化处理后的数字信号通过一阶高通滤波器,得到预加重后的音频信号 $y(n)$ 。滤波器的传递函数为 $y(n) = x(n) - ax(n-1)$ , $a$ 为预加重系数,实验中 $a$ 取值为0.97,音频信号通过预加重处理后滤去了低频部分,使得其高频特性更加突显。

**分帧加窗:**根据音频信号的短时平稳特性,将这

些信号以帧的单位进行分解处理,一段音频信号一帧的时长在10~30 ms内,可通过加窗法实现音频分帧,本文所取的帧长 $n$ 为256个采样点,所加汉明窗如下:

$$W(n) = \begin{cases} 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), & 0 \leq n \leq N-1 \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (2)$$

得到若干以帧为单位的音频信号数据。

**1.1.3 FFT变换** 对预处理之后的每一帧信号进行FFT变换,得到对应的频域数据:

$$X(i, k) = \text{FFT}[x_i(m)] \quad (3)$$

$x_i(m)$  为预处理后的音频信号,下标  $i$  表示分帧后的第  $i$  帧,  $k$  表示 FFT 变换的点数。

**1.1.4 功率谱的计算** 对每一帧信号 FFT 处理后的数据进行平方,即可得到该帧数据的功率谱,其对应公式如下:

$$E(i, k) = [X_i(k)]^2 \quad (4)$$

**1.1.5 三角带通(Mel)滤波器** 计算离散功率谱  $E(i, k)$  通过 Mel 滤波器  $H_m(k)$  的功率值,即计算所输入的音频信号在每个 Mel 滤波器中的能量,公式如下:

$$S(i, m) = \sum_{k=0}^{N-1} E(i, k) H_m(k), 0 \leq m < M \quad (5)$$

其中,  $M$  为滤波器的个数,本文中使用了 24 个 Mel 滤波器。

Mel 滤波器的设计:在语音的频谱范围内设置 24 个具有三角形滤波特性的带通滤波器,  $0 \leq m < M$ , 其中心频率为  $f(m)$ , 在 Mel 频率内,这些滤波器是等带宽的,每个带通滤波器的频率响应如下式:

$$H_m(k) = \begin{cases} 0, & k < f(m-1) \\ \frac{k-f(m-1)}{f(m)-f(m-1)}, & f(m-1) \leq k \leq f(m) \\ \frac{f(m+1)-k}{f(m+1)-f(m)}, & f(m) < k \leq f(m+1) \\ 0, & k > f(m+1) \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $k$  表示频率。

Mel 滤波器的中心频率,计算公式如下:

$$f(m) = \frac{N}{f_s} F_{\text{Mel}}^{-1} \left( F_{\text{Mel}}(f_h) + m \frac{F_{\text{Mel}}(f_h) - F_{\text{Mel}}(f_l)}{M+1} \right) \quad (7)$$

其中,  $f_h$  和  $f_l$  分别为滤波器组的最高频率和最低频率,  $f_s$  为信号的采样频率,单位为 Hz,  $M$  是滤波器组的数

目,  $N$  是 FFT 变换的点数,式中公式  $F_{\text{Mel}}^{-1}(b)$  的具体计算如下:

$$F_{\text{Mel}}^{-1}(b) = 700 \left( 10^{\frac{b}{2595}} - 1 \right) \quad (8)$$

**1.1.6 计算 DCT 倒谱** 上述计算的每个 Mel 滤波器的能量取对数之后,得到 Mel 倒谱系数,再对其进行 DCT 变换即可实现 Mel 特征参数的提取。DCT 倒谱计算公式如下:

$$\text{mfcc}(i, n) = \sqrt{\frac{2}{M}} \sum_{m=0}^{M-1} \log[S(i, m)] \cos \left[ \frac{\pi n (2m+1)}{2M} \right] \quad (9)$$

式中,  $0 \leq m < M$ ,  $M$  是三角形滤波个数。

此时,音频信号就可以通过一序列的矩阵数据来描述了,每个各矩阵就是每帧的 MFCC 特征参数。

## 1.2 方法

**1.2.1 音频信号模型构建与识别** 对不同音频信号预处理和特征提取之后,得到不同类别的数据,再将这些数据进行模型建立的训练,本文采用 HMM 模型训练来确定模型参数<sup>[10]</sup>。音频信号识别的基础是特征参数,因此,构建的模型必须是基于信号特征参数建立的模型。音频信号是短时平稳时变信号<sup>[9,11]</sup>,比较适合用统计模型来描述,而基于马尔可夫链的隐马尔可夫模型就可以很好地模拟这个过程。本文音频信号模型构建和识别的流程图如图 2 所示。

**1.2.2 隐马尔可夫模型构建** 隐马尔可夫模型<sup>[9,13]</sup>是一种关于时序的统计模型,描述由一个隐藏的马尔可夫链随机生成不可观测的状态序列,再由各个状态生成一个观测,这些观测值的集合即为观测随机序列,可由模型  $M = \{S, O, a, b, \pi\}$  中状态的有限集合  $S$ ,输出的观测值的集合  $O$ ,初始概率集合  $\pi$ 、状态转移概率集合  $a$  以及观测概率集合  $b$  来定义。

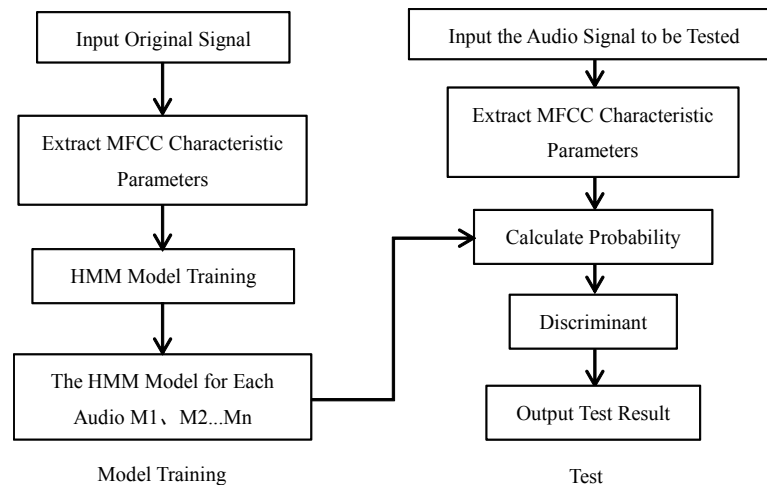


图2 音频信号模型构建和识别流程图

Fig.2 Flow chart of audio signal model construction and identification



而用HMM模型解决构成语音识别需要解决的3个问题分别是:第一,如何根据给定的一个模型参数 $w=(a, b, \pi)$ 及获取到的序列 $O=\{o_1, o_2, o_3, \dots, o_n\}$ (其中 $n$ 为语音的帧数),快速计算出所产生的求解概率,即 $M=P(O/w)$ 。第二,给定 $w=(a, b, \pi)$ ,和观测序列 $O=\{o_1, o_2, o_3, \dots, o_n\}$ ,如何寻找出最可能隐藏的状态序列 $S_1, S_2, S_3, \dots, S_n$ 。第三,给定一个观测序列 $O=\{o_1, o_2, o_3, \dots, o_n\}$ ,如何调整和确定 $w=(a, b, \pi)$ 的参数,使得 $M=P(O/W)$ 最大,得到最优化的模型参数 $w'=(a, b, \pi)$ 。

本研究所建立的模型其音频信号选自中国康复医学会确认,我国康复医学著名专家卓宏教授经临床验证有效的《名曲良医》专辑“松静降压”中Track1、Track4、Track6音频数字信号<sup>[14]</sup>,这些信号已在前期研究中通过动物实验<sup>[15-16]</sup>和临床试验<sup>[17]</sup>实对降低1级高血压患者血压有显著的效果。提取这3个音频信号的MFCC特征参数,作为HMM模型训练的观察序列数据 $O=\{o_1, o_2, o_3\}$ ,并随机产生模型参数 $w=(a, b, \pi)$ 中 $a, b$ 和 $\pi$ 的初始值。用前向算法、维特比(Viterbi)算法解决HMM模型构建的前两个问题,用Baum-Welch算法解决第3个问题,即训练出最优模型参数 $w'=(a, b, \pi)$ ,得到3个相对应的HMM模型,并将其建立为音频信号模型库。

**1.2.3 模型匹配与信号分组** 选取3组音频信号作为识别信号,先分别提取每个音频的MFCC特征参数,并且用上述的方法已经训练好的3个HMM模型作为匹配对象,利用维特比(Viterbi)算法分别计算出每个识别信号与每个模型匹配程度的概率值 $M_i=P(O_j/w_i)$ ,其中( $i=1, 2, 3; j=1, 2, \dots, n$ ),然后自动识别出匹配程度的概率最大的模型 $M_i$ ,并输出最大概率对数。模型匹配结构如图3所示。

识别信号分组如下:

第一组:采用建模原始信号,即“松静降压”中Track1、Track4、Track6音频数字信号(经激光、电刺激疗法临床试验有效<sup>[17]</sup>,专利号ZL2009 2 0059594.8),分别用01、02和03表示,该组识别目的是得到识别信号匹配模型时输出的概率对数,并以此作为其他识别信号的对照标准,即为标准概率对数。

第二组:取自专辑“松静降压”中Track2、Track3、Track5、Track7、Track8音频数字信号(经卓宏教授临床聆听性试验有效<sup>[14]</sup>),分别用Y<sub>1</sub>、Y<sub>2</sub>、Y<sub>3</sub>、Y<sub>4</sub>和Y<sub>5</sub>表示,该组识别信号识别的目的是计算出临床验证过有效的信号中未用于建模的其他信号输出的概率对数,并找

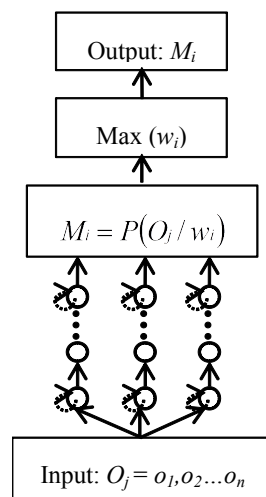


图3 模型匹配结构示意图

Fig.3 Schematic diagram of model matching

出其最大输出概率对数与标准最大输出概率对数的相对值范围,以此范围作为判断识别信号是否属于所有模型库信号源的相似信号的标准。

第三组:随机取6个未经临床验证的音频数字信号,分别用T<sub>1</sub>、T<sub>2</sub>、T<sub>3</sub>、T<sub>4</sub>、T<sub>5</sub>和T<sub>6</sub>表示,该组测试信号识别的目的是根据第一、二组的标准,找出更多与模型的原始信号特征相似的音频信号。

## 2 结果

### 2.1 信号识别结果

表1为第一组识别信号与HMM模型库中模型匹配的结果,表中M<sub>1</sub>、M<sub>2</sub>、M<sub>3</sub>为上述所构建的3个模型,“原始信号”即为建立好的HMM模型的信号源,“输出最大概率对数”即为信号源与3个模型匹配的输出概率对数中的最大值,“模型匹配结果”即为每个音频信号在模型库中自动识别后所匹配的模型。若每次匹配的模型都与该模型信号源相对应,则为正确,反之,则为错误。

根据表1所匹配的结果可说明用上述算法所建立的模型进行音频信号自动识别具有一定的准确度。因此,将表1中的输出最大概率对数作为其他待识别信号匹配模型的输出最大概率的对照标准。

### 2.2 基于上述建立好的HMM模型库与有效信号识别的结果

表2为第二组识别信号与HMM模型库中模型匹配的结果,即“输出最大概率对数”、“模型匹配结果”和“相对值”。其中,“相对值”即为以表1中求出的最大输出对数概率为标准,将表2中的最大输出概率对数和表1中对应模型的最大输出概率对数进行对比,计算出两者的差值与表1中对应模型的最大输出概率对数绝对值的比值。所计算出的相对值越

表1 第一组识别信号与HMM模型库匹配结果  
Tab.1 Experimental results of the first set of test signals and the HMM model library

Original signal	Maximum output probability logarithm	Matching results	True or false
01	-181 842	M <sub>1</sub>	True
02	-24 612	M <sub>2</sub>	True
03	-67 522	M <sub>3</sub>	True

小,说明该识别音频与该模型的原始音频信号的匹配度越高,即两个音频信号特征相似程度越高。

由表2可知,所求出的相对值均小于1,以此可说明临床聆听性治疗的音乐曲目具有一定的特征相似性。因此,该组识别信号与原始信号输出概率对数的相对值范围为对照标准,作为第三组识别信号跟所匹配模型的原始信号相似度的判断依据。若计算出的相对值在表2相对值范围内,则归为所匹配模型的原始信号的相似信号;若在范围外,则为不相似信号。根据表2结果,现将相对值范围定在0~1之间。

表2 第二组识别信号与HMM模型库匹配结果  
Tab.2 Experimental results of the second set of test signals and the HMM model library

Effective signal	Maximum output probability logarithm	Matching results	Relative value
Y <sub>1</sub>	-34 587	M <sub>2</sub>	0.99
Y <sub>2</sub>	-1 941	M <sub>3</sub>	0.97
Y <sub>3</sub>	-25 069	M <sub>1</sub>	0.86
Y <sub>4</sub>	-46 446	M <sub>3</sub>	0.32
Y <sub>5</sub>	-45 729	M <sub>2</sub>	0.89

2.3 基于上述建立好的HMM模型库与未知音频信号识别的结果

第三组测试信号与HMM模型库中模型匹配的结果如表3所示。其中,“相对值”即以表1中求出的最大输出概率对数为标准,将表3中的最大输出概率对数和表1中对应模型的最大输出概率对数进行对比,计算出两者差值与表1中对应模型的最大输出概率对数绝对值的比值。结果如表3所示。

由表3可知,T<sub>1</sub>、T<sub>4</sub>、T<sub>5</sub>、T<sub>6</sub> 4个音频信号的相对值是在0~1之间,即这4个音频信号跟模型的原始信号的相似度较高,且相似度最高的是T<sub>6</sub>。而T<sub>2</sub>、T<sub>3</sub>两个音频信号的相对值大于1,且数值都相对较大,即可判断这两个音频信号跟模型的原始信号的相似度较低。

2.4 比较未知音频信号与模型信号源的MFCC参数

从表3可知,识别音频T<sub>1</sub>、T<sub>3</sub>、T<sub>5</sub>、T<sub>6</sub>与模型M<sub>2</sub>匹配,识别音频T<sub>2</sub>、T<sub>4</sub>与模型M<sub>3</sub>匹配。现分别提取模型信号源M<sub>2</sub>、M<sub>3</sub>(图4),相对值小于1的识别信号(图5),相对值大于1的识别信号(图6)的MFCC特征参数并作出频谱图。

表3 第三组识别信号与HMM模型库匹配结果  
Tab.3 Experimental results of the third set of test signals and the HMM model library

Random signal	Maximum output probability logarithm	Matching results	Relative value
T <sub>1</sub>	-16 882	M <sub>2</sub>	0.31
T <sub>2</sub>	-582 770	M <sub>3</sub>	7.63
T <sub>3</sub>	-191 474	M <sub>2</sub>	6.78
T <sub>4</sub>	-99 909	M <sub>3</sub>	0.48
T <sub>5</sub>	-36 262	M <sub>2</sub>	0.47
T <sub>6</sub>	-22 782	M <sub>2</sub>	0.03

图4是模型M<sub>2</sub>和M<sub>3</sub>的原始信号的MFCC特征参数,可看出图4a的波形波动范围主要在-10~10之间,且参数数值主要在0上下波动;图4b的波形波动范围主要在-20~20之间,且参数数值主要也是在0上下波动。图5是相对值小于1的识别信号,其中图5a、c、d波形波动范围主要在-10~10之间,且参数数值主要在0上下波动,与图4a的波形波动趋势相似;图5b的波形波动范围主要在-20~20之间,且参数数值主要也是在0上下波动,与图4b的波形波动趋势相似。图6是相对值大于1的识别信号,图6a和b波形波动范围主要在-20~20之间,且参数数值主要在10、0、-10 3个数值上下波动,可见,图6a的波形波动趋势与图4a的相差较大,图6b的波形波动趋势也与图4b的相差较大。

上述3个图对比,可见相对值小于1的音频信号,特征参数相差较小,即识别音频与模型的原始音频相似度较高,反之,相对值大于1的音频信号,特征参数相差大,两音频相似度低。

3 结 论

通过上述3组所识别的结果及3个对比图发现,利用临床有疗效的信号建立HMM模型,通过提取待识别音频信号的MFCC参数,用维特比算法自动识别出与该音频特征最相似的模型的方法,可以得到最匹配模型的概率对数,计算识别信号与原始信号

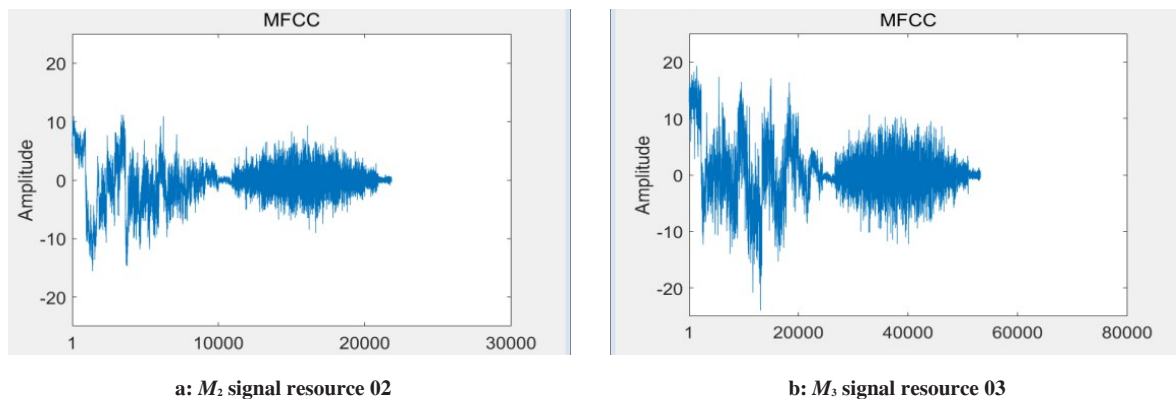


图4 模型信号源MFCC参数频谱图  
Fig.4 Spectrum of signals resource MFCC of model

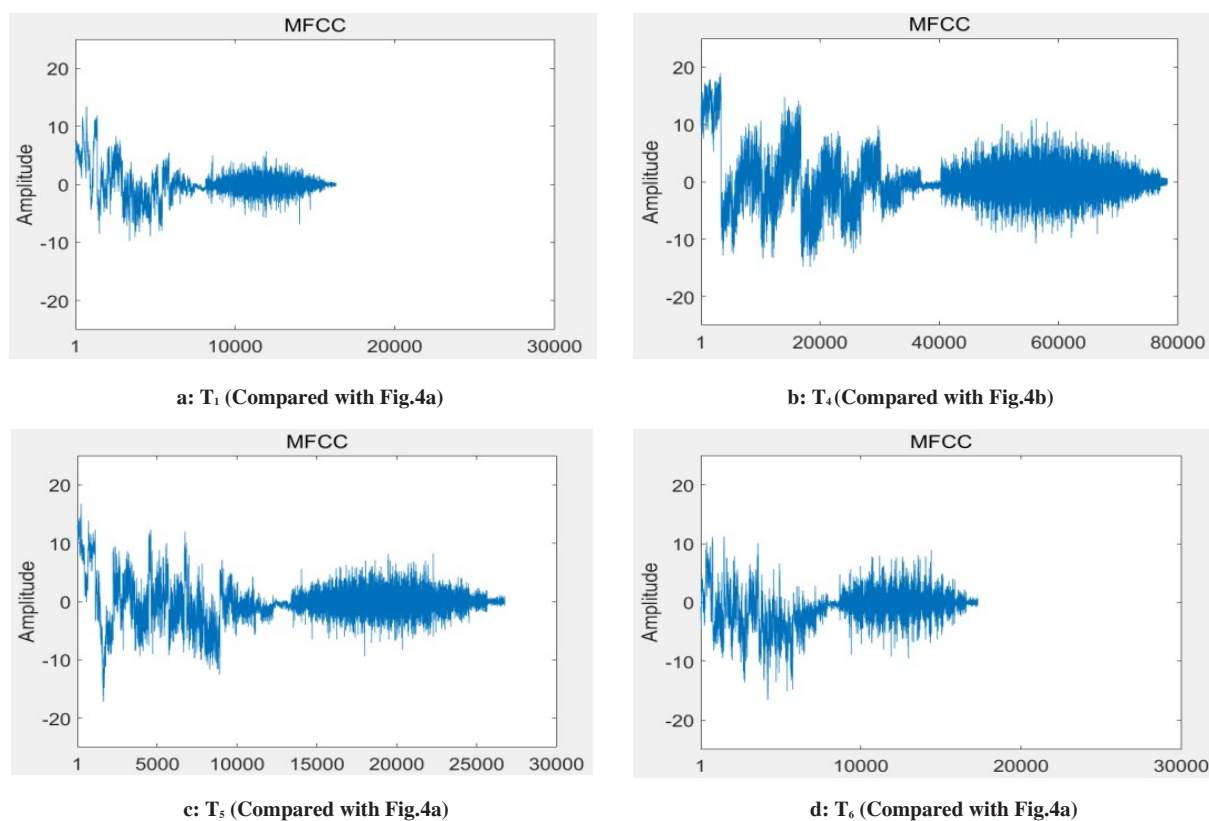


图5 相对值小于1的识别信号MFCC参数频谱图  
Fig.5 Spectrum of MFCC of test signals with relative value less than 1

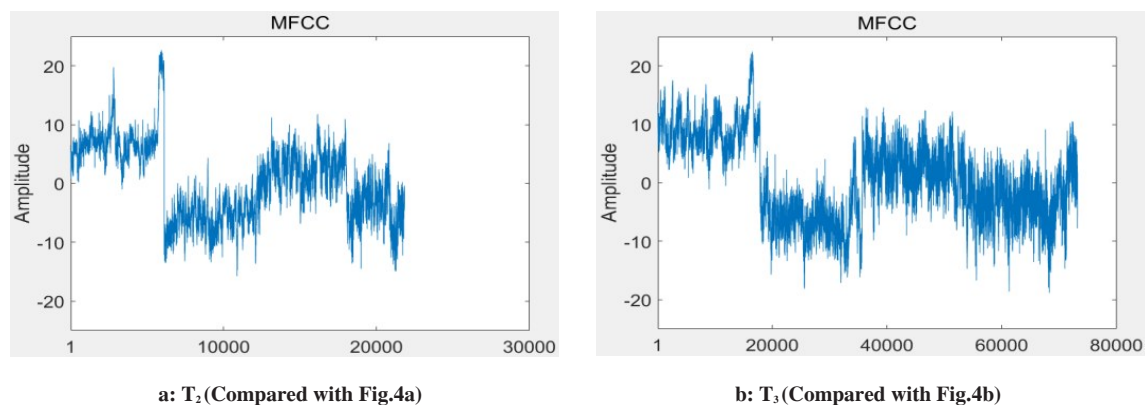


图6 相对值大于1的识别信号MFCC参数频谱图  
Fig.6 Spectrum of MFCC of test signals with relative value more than 1



输出概率对数的相对值,并以表2的相对值范围作为对照标准,可以判断识别信号是否属于模型库信号源的相似信号。对本研究所要识别的信号而言,可找到更多的相似刺激信号源。

本文所研究的方法可以证明能有效地将所测信号根据模型进行分类,识别后的信号进一步通过临床试验后,有效信号可列入治疗处方数据库,该研究可为海量的音频信号筛选提供了方便、快捷的识别方法。

## 【参考文献】

- [1] 孙宁玲,霍勇,黄峻.中国高血压患者心率现状调查[J].中华高血压杂志,2015,23(10):934-939.  
SUN N L, HUO Y, HUANG J. The current status of heart rate in Chinese hypertensive patients[J]. Chinese Journal of Hypertension, 2015, 23(10): 934-939.
- [2] 熊国欣,宋晓薇.半导体激光照射对红细胞流变学性质的影响[J].应用激光,2006,26(2):134-136.  
XIONG G X, SONG X W. Effects of Semiconductor laser irradiation on erythrocyte rheology[J]. Applied Laser, 2006, 26(2): 134-136.
- [3] 樊琬玲,黄时俊,司歌,等.多模式音频脉冲信号光电穴位刺激对高血压大鼠血液流变性及血压的影响[J].生物医学工程学杂志,2012,29(3):416-419.  
GONG W L, HUANG S J, SI G, et al. The effects of multi-mode audio frequency pulse modulating laser together with electrical stimulation on blood pressure and hemorrheology of the spontaneously hypertensive rats[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2012, 29(3): 416-419.
- [4] WOLD E, BLUM T, KEISLAR D, et al. Content-based classification, search and retrieval of audio[J]. IEEE Multimedia Magazine, 1996, 3(3): 27-36.
- [5] FOOTE J T. Content-based retrieval of music and audio[J]. Proc SPIE Int Soc Opt Eng, 1997, 32(29): 138-147.
- [6] LI S Z. Content-based classification and retrieval of audio using the nearest feature line method[J]. IEEE Trans Speech Audio Process, 2000, 8(5): 619-625.
- [7] LI S Z, GUO G D. Content-based audio classification and retrieval using SVM learning[J]. IEEE Trans Speech Audio Process, 2000, 8(5): 209-215.
- [8] 魏利利.音频信号分类算法研究[D].大连:大连理工大学,2009.
- WEI L L. The research on audio signal classification[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2009.
- [9] 卢坚,陈毅松,孙正兴,等.基于隐马尔可夫模型的音频自动分类[J].软件学报,2002,13(8):1593-1598.  
LU J, CHEN Y S, SUN Z X, et al. Audio automatic classification based on hidden Markov model[J]. Journal of Software, 2002, 13(8): 1593-1598.
- [10] 赵力.语音信号处理[M].北京:机械工业出版社,2016.  
ZHAO L. Speech signal processing[M]. Beijing: China Machine Press, 2016.
- [11] 胡石,章毅,陈芳,等.基于HMM模型语音识别系统中声学模型的建立[J].通讯世界,2017(8):233-234.  
HU S, ZHANG Y, CHEN F, et al. The establishment of acoustic model based on HMM model speech recognition system[J]. Telecom World, 2017(8): 233-234.
- [12] 蔡莲红,黄德智,蔡锐.现代语音技术基础与应用[M].北京:清华大学出版社,2003.  
CAI L H, HUANG D Z, CAI R. Modern speech technology base and application [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2003.
- [13] 张新彩,张德同,耿国华,等.基于PCA和CHMM的音频自动分类[J].计算机应用研究,2009,26(4):1257-1259.  
ZHANG X C, ZHANG D T, GENG G H, et al. Automatic audio classification based on PCA and CHMM[J]. Application Research of Computers, 2009, 26(4): 1257-1259.
- [14] 卓大宏.松静降压音乐[Z].太平洋影音公司,2005.  
ZHUO D H. Music of reduce hypertension[Z]. Pacific Audio & Video Co., 2005.
- [15] 游超,熊轩,冯秋朝,等.脉宽调制音频信号对高血压模型大鼠血压的影响[J].中国医学物理学杂志,2008,25(1):527-528.  
YOU C, XIONG X, FENG Q C, et al. Effects of pulse width modulation audio signals on blood pressure in hypertension model rats[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2008, 25(1): 527-528.
- [16] XIONG X, YOU C, FENG Q C, et al. Pulse width modulation electroacupuncture on cardiovascular remodeling and plasma nitric oxide in spontaneously hypertensive rats[J]. Evid Based Complement Alternat Med, 2011: 812160.
- [17] 杨琰斌,师晶丽,洪海裕.多模式音频脉冲光电治疗仪治疗原发性1级高血压病临床研究[J].中华中医药杂志,2012,27(7):1826-1828.  
YANG Z B, SHI J L, HONG H Y. Clinical study on multi-mode audio frequency pluse photoelectric therapeutic apparatus imposed on essential hypertension of stage 1 [J]. Chinese Journal of Traditional Chinese Medicine and Pharmacy, 2012, 27(7): 1826-1828.

(编辑:薛泽玲)