

基于心音窗函数的心音图形化处理方法的研究

成谢锋 李伟

Research on heart-sound graphical processing methods based on heart-sounds window function

Cheng Xie-Feng Li Wei

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 058703 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.058703

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.058703>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I5>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

改进的相对转移熵的癫痫脑电分析

[Analysis on relative transfer of entropy based on improved epileptic EEG](#)

物理学报.2014, 63(21): 218701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.218701>

基于 Kendall 改进的同步算法癫痫脑网络分析

[An improved synchronous algorithm based on Kendall for analyzing epileptic brain network](#)

物理学报.2014, 63(20): 208705 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.208705>

基于赛利斯模型和分数阶微分的兰姆波信号消噪

[Noise suppression for Lamb wave signals by Tsallis mode and fractional-order differential](#)

物理学报.2014, 63(18): 184301 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.184301>

一种双正交心音小波的构造方法

[A construction method of biorthogonal heart sound wavelet](#)

物理学报.2013, 62(16): 168701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.168701>

用信号处理技术及传播理论还原雷声频谱

[Thunder acoustic spectrum obtained by using digital signal processing and propagation effects](#)

物理学报.2013, 62(8): 084303 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.084303>

# 基于心音窗函数的心音图形化处理方法的研究\*

成谢锋 李伟†

(南京邮电大学电子科学与工程学院, 南京 210003)

(2014年6月27日收到; 2014年9月24日收到修改稿)

心音分析与识别目前主要局限在一维信号处理方面, 为了获得心音信号更直观特征表现形式, 提高分类识别效果, 拓展心音识别研究领域, 提出了一种将心音与图像处理技术相结合、基于心音窗函数的心音纹理图特征提取与识别算法. 本文首先给出心音的模型, 定义心音时频图和心音纹理图, 然后讨论如何利用心音窗函数和短时傅里叶变换获取二维心音时频图, 并且针对心音的特点, 重点研究了心音窗函数的构造原则和实现方法, 最后通过改进的脉冲耦合神经网络模型实现了对心音纹理图的特征提取与身份识别. 仿真实验表明, 心音窗函数与传统窗函数相比较, 所获得的心音时频图具有第一、第二心音纹理更加清晰, 噪声纹理得到较好抑制的优点, 并且改进的脉冲耦合神经网络模型具有更低的计算成本, 与3种典型识别方法相比较, 呈现更高的识别率, 因而基于图像处理技术对心音进行特征提取与身份识别是一种行之有效的办法.

**关键词:** 心音时频图, 心音纹理图, 心音窗函数, 改进的脉冲耦合神经网络

**PACS:** 87.19.ug, 43.60.+d, 87.85.-d

**DOI:** 10.7498/aps.64.058703

## 1 引言

心音信号是人体最重要的生理信号之一, 它含有心脏各个部分如心房、心室、大血管、心血管及各个瓣膜功能状态大量的生理信息, 是具备普遍性、独特性和可采集性的生物特征, 它又是来自于人体内部的信号, 不容易被模仿或复制<sup>[1]</sup>. 经过多年的发展图像处理技术已经趋于成熟, 成功应用的典型案例有指纹认证、X射线计算机断层摄影(CT)、人脸与车牌识别等. 我国现已实施的居民二代身份证中加入个人指纹信息, 指纹图像特征提取和识别技术已经得到大范围推广应用, 同样地, CT是图像处理技术在医疗事业上的巨大突破, 它不仅呈现出肿瘤的位置, 还可以将肿瘤的形状大小都清晰显示出来. 心音身份识别技术已经取得很多显著的成果<sup>[1-5]</sup>, 但是将心音与图像处理技术相结合, 使其突破在单纯时域或者频域这种一维尺度方面的描述和刻画, 这是对心音在图像领域应用的新探索.

心音信号是典型的非平稳信号, 将其转换成时频图像后, 这样一些在一维尺度上不易观察的局部细节特征和不易区分的特征信息, 在时频图像上可以清晰的分辨出来, 从而更有利于对心音信号进行识别. 常用的非平稳信号的时频分析方法主要有短时傅里叶变换(short time fourier transform, STFT)、小波变换、小波包变换、S变换等<sup>[5-7]</sup>, 将心音信号经时频变化后得到的时频图像, 我们称之为心音时频图, 而进一步减少部分心音时频图中的某些冗余信息可得到心音纹理图. 针对心音的特点, 文中重点研究了一种心音窗函数, 给出了心音窗函数的构造原则和实现方法, 通过实验讨论了心音窗的窗长问题. 采用心音窗函数将心音信号转换成心音时频图, 相比传统窗函数得到的心音时频图具有第一、第二心音纹理更加清晰, 噪声纹理得到较好抑制的优点.

将纹理图像作为一个向量直接对其进行分类识别时, 其维度高达上千维. 传统的神经网络对如此高维的数据往往束手无策, 脉冲耦合神经网络

\* 国家自然科学基金(批准号: 61271334)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: liweinupt@163.com

络(pulse coupled neural network, PCNN)是第三代神经网络,其不同于传统的人工神经网络,参数不需要训练,这使其对于高维图像处理不再成为障碍.本文针对心音信号能量主要集中在第一心音和第二心音而其他信号能量较弱的特性,反映在图像上即心音纹理分布不均衡,并根据这一特性对PCNN进行输入简化,阈值不同区域不同标准的改进得到改进脉冲耦合神经网络(improved pulse coupled neural network, IPCNN).仿真实验结果表明IPCNN提取到的特征序列具有更低的计算成本且更突出与清晰的体现心音特征,这为快速而高效的实现身份识别奠定了良好的基础.

## 2 心音窗函数

### 2.1 心音时频图

心音是人体中的一种自然信号,是心脏生理信息的一种外在表现,具有普遍性,独特性和可采集性[8].

考虑稳定性而又不失一般性,取任意两个周期的心音信号,其模型可以表示为

$$s_T(t) = \sum_{t=1}^{2T} (a_1 s_1 + a_2 s_2 + a_3 s_3 + a_4 s_4 + a_5 s_5), \quad (1)$$

其中,  $s_1, s_2$  为第一、第二心音; 第三、第四心音  $s_3, s_4$  则比较弱,  $s_5$  表示心音杂音,  $a$  为它们的合成系数. 一段划定周期后的心音波形图和其中一个周期的心音信号的波形图如图 1 所示.

心音具有以下主要特性:

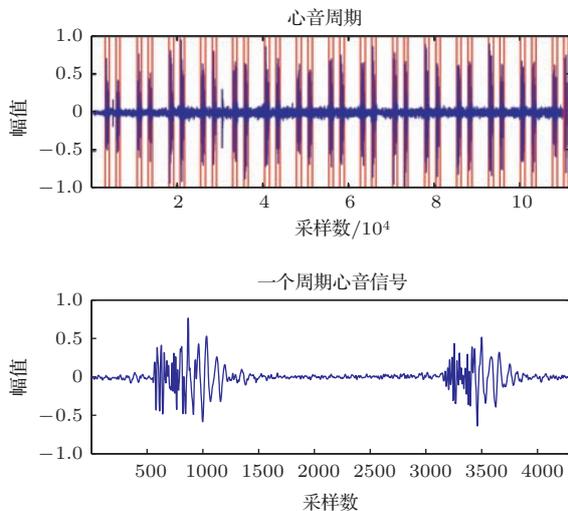


图 1 (网刊彩色) 一段划定周期后的心音波形图和一个周期心音信号的波形图

1) 周期性: 心音信号是周而复始的信号, 有

$$s_T(t) = \sum_{t=1}^{2T} \sum_{j=1}^5 a_j s_j(t).$$

2) 能量集中性: 心音信号能量主要集中在  $s_1, s_2$  中, 即

$$P_{ST} = \sum_{j=1}^5 P_{s_j} \approx \sum_{j=1}^2 P_{s_j}.$$

3) 相对稳定性: 同一人的心音在一定时间范围内保持相对稳定, 即

$$s_T(t - \Delta t) = s_T(t).$$

4) 低频窄带性: 其频率主要集中在 0—600 Hz, 第一心音  $s_1$  频率主要分布在 90—180 Hz, 第二心音  $s_2$  频率主要分布在 50—250 Hz, 可见心音的频谱主要分布在一个很窄的低频窄带里面.

通常心音信号都是如 (1) 式的一维时域表达式, 如果有一种时频变换方法, 使得

$$Y_T(t, f) = T(s_T(t)), \quad (2)$$

其中,  $T$  代表心音信号的时频变换方法,  $Y_T(t, f)$  代表心音信号经时频变换后的输出信号.

**定义 1** 如果  $Y_T(t, f)$  是由心音时域表达式的某种变换所得, 并且保留原心音信号  $s_T(t)$  的所有特征信息, 则  $Y_T(t, f)$  为心音时频图.

心音信号是典型的非平稳信号, 其实现时频变换的  $T(s_T(t))$  主要有 STFT、小波变换、小波包变换、S 变换等.

由 STFT 获得的心音时频图可表示为

$$\text{STFT}(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s_T(\tau) w(t - \tau) \times e^{-j2\pi f \tau} d\tau, \quad (3)$$

其中,  $s_T(t)$  为输入的心音信号,  $w(t)$  为窗函数.

STFT 的重构信号可表示为

$$s(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \text{STFT}(t, f) w(\tau - t) \times e^{j2\pi f t} dt df, \quad (4)$$

式中  $w(t)$  为窗函数,  $s(t)$  为重构信号.  $s(t)$  的完全重构条件为

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |w(t)|^2 dt = 1. \quad (5)$$

任意时刻  $n$  的离散时间 STFT 表达式如下:

$$S(n, k) = S(t, f)|_{f=k/N, t=nT}, \quad (6)$$

其中,  $N$  是窗函数中数据点的总数, 也是频率抽样因子. 把 (6) 式代入 (3) 式, 获得离散 STFT, 即

$$S(n, k) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} s(m)w(n-m)e^{-\frac{j2\pi km}{N}}. \quad (7)$$

要将心音时频图用于后续识别, 除尽可能保留原心音全部特性外, 还需满足以下两点要求:

1) 变换方法容易实现、计算方便、数据量适中. 如果心音时频图实现方法复杂, 不稳定, 计算量大的话会严重影响识别率与计算速度.

2) 变换方法具有良好时间频率分辨率, 能尽可能好的将第一心音和第二心音的时频特性差异表征出来.

经过较多的实验表明, STFT 是获得心音时频图的一种比较快捷和稳定的方法, 但是如何获得更好的时频变换效果需要根据心音自身的特点有针对性的进行改进.

### 2.2 心音窗函数

众所周知, STFT 满足 Heisenberg 不确定性原理, 其窗函数的选择至关重要, 实际应用中常常根据不同的信号的特点来确定窗函数 [9]. 为了获得更丰富、翔实的心音纹理图, 本文基于心音信号自身特征, 设计了心音窗函数 (heart-sound window function, HSWF) 作为 STFT 窗函数. 下面给出构造心音窗函数基本原则:

1) 相似性原则: 构造的心音窗函数需最大程度上与心音信号相似, 即

$$\begin{aligned} WT_f(a, \tau) &= \langle S_T(t), \text{HSWF}_{a, \tau} \rangle \\ &= \frac{1}{\sqrt{a}} \int S_T(t) \text{HSWF}^* \left( \frac{\tau - t}{a} \right) dt, \end{aligned} \quad (8)$$

式中  $WT_f(a, \tau)$  为心音信号  $s_T(t)$  与构造的心音窗函数  $\text{HSWF}_{a, \tau}(t)$  的相似系数,  $WT_f(a, \tau)$  的值越大, 表明构造的心音窗函数与心音信号的相似性越好.

2) 最优性原则: STFT 重构后的信号与原始心音信号之间应具有尽可能小的误差.

设  $s_1(t)$  为原心音信号, 如图 1 所示, 在经构造的心音窗 STFT 处理后得到的重构信号为  $s_2(t)$ , 其误差  $|\varepsilon|$  越小代表相似性越好. 误差  $|\varepsilon|$  计算公式为

$$|\varepsilon| = \sum_{t=1}^n |s_2^2(t) - s_1^2(t)|. \quad (9)$$

### 2.3 心音窗的构造

采集一组正常心音, 取其均值, 定义为标准正常心音. 设  $h(t)$  为心音窗函数, 满足  $h(t) \in L^2(R)$ , 心音窗函数  $h(t)$  的中心点  $(t_0, w_0)$  分别为

$$\begin{aligned} t_0 &= \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} t |h(t)|^2 dt}{\|\hat{h}(w)\|^2}, \\ w_0 &= \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} w \|\hat{h}(w)\|^2 dw}{\|\hat{h}(w)\|^2}, \end{aligned} \quad (10)$$

其中,  $\|h(t)\|$  为  $h(t)$  的范数, 即

$$\|h(t)\|^2 = \langle h(t), h(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} |h(t)|^2 dt.$$

心音窗函数  $h(t)$  的时宽  $\Delta_h$  和频宽  $\Delta_{\hat{h}}$  分别为

$$\Delta_h = \frac{\left( \int_{-\infty}^{+\infty} (t - t_0)^2 |h(t)|^2 dt \right)^{1/2}}{\|h(t)\|}, \quad (11)$$

$$\Delta_{\hat{h}} = \frac{\left( \int_{-\infty}^{+\infty} (w - w_0)^2 \|\hat{h}(w)\|^2 dw \right)^{1/2}}{\|\hat{h}(w)q\|}. \quad (12)$$

由上式可得心音窗是一个以  $(t_0, w_0)$  为中心, 以  $2\Delta_h$  为长, 以  $2\Delta_{\hat{h}}$  为宽的窗口.

由 (3) 式可知, STFT 对应的心音窗函数为  $h_{t,w}(t) = h(\tau - t)e^{iw\tau}$ , 由上式可知, 心音窗函数  $h_{t,w}(t)$  在相空间中形成的窗, 其窗口中心  $(t, w)$  以及窗口的时宽  $\Delta_{h_{t,w}}$  和频宽  $\Delta_{\hat{h}_{t,w}}$  分别为

$$t = t_0, w = w_0, \Delta_{h_{t,w}} = \Delta_h, \Delta_{\hat{h}_{t,w}} = \Delta_{\hat{h}}. \quad (13)$$

这表明心音窗函数  $h_{t,w}(t)$  不仅给出了心音信号  $s_T(t)$  在时间域内点  $t$  附近范围  $[t - \Delta_h, t + \Delta_h]$  局部信息, 同时也给出了心音信号  $s_T(t)$  在频域内点  $w$  附近范围  $[w - \Delta_{\hat{h}}, w + \Delta_{\hat{h}}]$  信息, 心音窗的面积为  $S = 4\Delta_h\Delta_{\hat{h}}$ , 其与  $h(t)$  有关, 而与  $t$  和  $w$  无关.

STFT 的时频分析能力是用心音窗面积  $S = 4\Delta_h\Delta_{\hat{h}}$  来衡量. 面积越小, 说明心音窗函数对心音信号的时频局部化能力就越强. 为了得到心音信号最精确的时频局部化描述, 我们希望选择心音窗的面积  $S = 4\Delta_h\Delta_{\hat{h}}$  为最小值的窗函数. 根据 Heisenberg 测不准原理可知  $\Delta_h\Delta_{\hat{h}} \geq \frac{1}{2}$ , 这表心音窗面积  $S = 4\Delta_h\Delta_{\hat{h}} \geq 2$ , 最小值为 2, 由 Gabor 变换可知, 当心音窗函数为高斯窗函数时可以取得最小值 2, 具有最优的时间局部化窗函数, 且高斯函数满足 (5) 式的要求, 因此在时域上针对心音信

号有较好效果. 基于高斯函数以上优点, 本文在高斯窗函数基础上结合心音窗函数构造原则得到心音窗函数, 其表达式为

$$\text{HSWF}(t, f) = \text{hswf}_1 - \text{hswf}_2, \quad (14)$$

其中,

$$\text{hswf}_1 = a_1 e^{-\frac{t^2 a_2}{2}}, \quad (15)$$

$$\text{hswf}_2 = a_3 e^{-\frac{t^2 a_4}{2}}. \quad (16)$$

将(14)式代入(3)式得

$$\begin{aligned} \text{STFT}_{\text{HSWF}}(t, f) &= \int_{-\infty}^{\infty} s_T(\tau) (\text{hswf}_1 - \text{hswf}_2) \\ &\times e^{-j2\pi f\tau} d\tau, \end{aligned} \quad (17)$$

其中,

$$\text{hswf}_1 = a_1 e^{-\frac{(t-\tau)^2 a_2}{2}}, \quad (18)$$

$$\text{hswf}_2 = a_3 e^{-\frac{(t-\tau)^2 a_4}{2}}. \quad (19)$$

通过改变  $a_1, a_2, a_3, a_4$  的值, 可得到心音窗函数各种参数值的变化统计表, 如表 1 所示. 其中误差  $|\varepsilon|$  按(9)式计算所得.

表 1 心音窗函数各种参数值变化的统计表

$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$	相似系数	$ \varepsilon $
2	0.5	1	0	0.67	$8.65 \times 10^{-15}$
2	0.5	1	0.1	0.85	$8.27 \times 10^{-15}$
2	0.5	1	0.2	0.82	$8.78 \times 10^{-15}$
2	0.5	1	0.3	0.76	$1.21 \times 10^{-14}$
2	0.5	1	0.4	0.69	$4.42 \times 10^{-14}$
2	0.5	1	0.5	0.60	$8.36 \times 10^{-14}$

表 1 最后一行参数对应于典型高斯窗函数, 当参数改变时, 心音窗函数的特性逐步显示出来. 心音窗函数的幅值由  $a_1$  和  $a_3$  共同控制, 由于心音信号归一化后其最大幅值为 1, 所以我们将  $a_1, a_3$  的值定为 2 和 1, 当  $a_2, a_4$  之间的差值增大时, 按(8)式计算得到的心音窗函数与标准正常心音的相似系数得到明显提高, 但是随着  $a_2, a_4$  差值进一步增大其相似系数并非一直提高, 而是如图 2 所示变化.

从图 2 可知  $a_2, a_4$  差值在 0.3—0.4 之间时, 可以取得较好效果, 而且由表 1 可以看出随着相似系数的增加, 重构心音信号与标准正常心音的误差也会相应减小. 根据实验得出 HSWF 各个系数取值

为  $a_1 = 2, a_2 = 0.5, a_3 = 1, a_4 = 0.125$  时, 心音窗函数(如图 3 所示)可以得到最高的相似系数 0.87, 从表 1 可见, 最小误差是  $8.27 \times 10^{-15}$ , 比典型高斯窗函数(最后一行)减小了 90.11%.

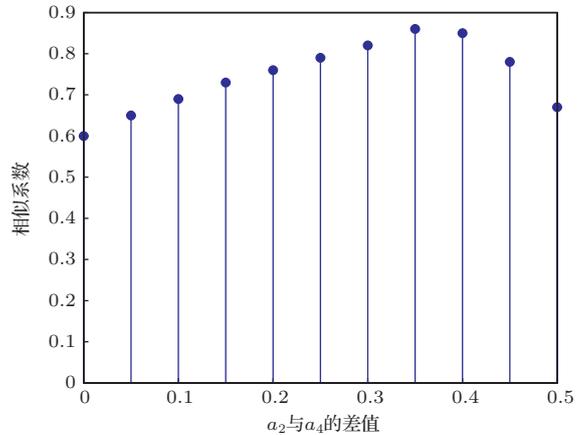


图 2 相似系数随  $a_2$  与  $a_4$  差值变化的关系图

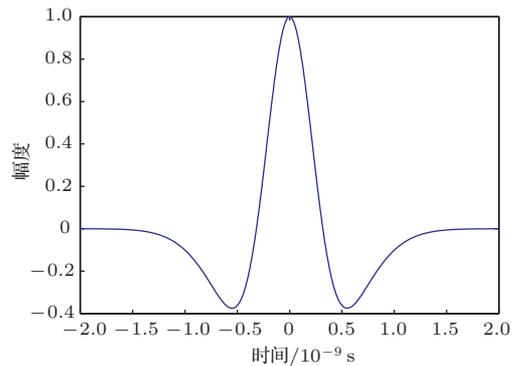


图 3 一种标准正常心音的 HSWF 窗函数

## 2.4 心音窗长的选择

心音窗长的选择同样重要, 既要尽可能用窄的窗口来保证心音信号时域局部平稳, 又要选用较宽的窗口来提高心音纹理的频域分辨率. STFT 分辨率是时域和频域的联合分辨率. 一般通过实验或理论计算来选择合适的窗长以获得较好的效果[9]. 根据心音的特点, 样本点数设为 10000, 图 4 显示了不同窗长情况下第一心音的等高线, 窗长取 45 个基点时, 频域分辨率较低, 纹理信息丢失较多, 如图 4(a) 所示, 窗长取 63 个基点时, 出现了频率泄漏, 如图 4(b) 所示, 因此心音窗长度选为 45 到 63 个基点之间的奇数, 经多次实验, 当心音窗长度取 61 点时可以获得较好的时-频分辨率, 如图 4(c) 所示.

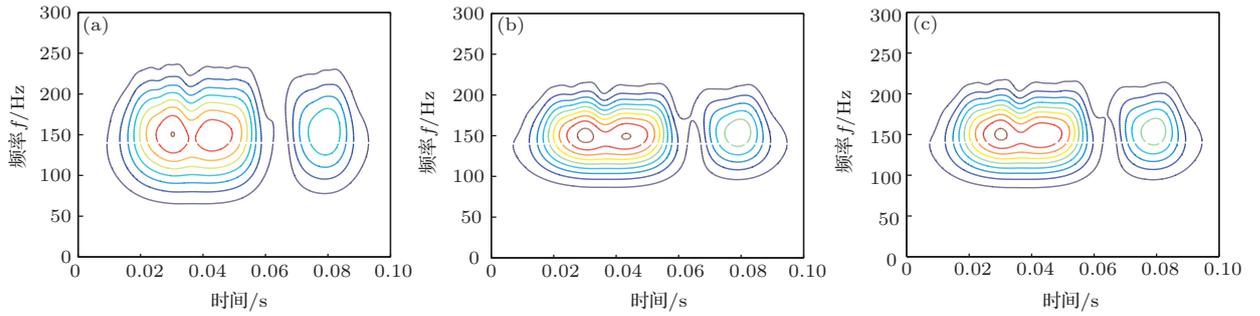


图4 (网刊彩色) 不同窗长的第一心音等高线比较图 (a) 窗长为45; (b) 窗长为63; (c) 窗长为61

### 2.5 四种窗函数获取心音时频图的比较

将上述得到的心音窗函数与凯撒窗、汉宁窗、三角窗这几种具有代表性且常用的窗函数进行比较, 窗长均取61, 这四种窗函数分别获得的心音时频图如图4所示. 显然4种窗函数的STFT均可

以获得较好的心音时频图, 然而这4幅心音时频图中表征心音信号特征的效果却存在一定的差别, 图5(a)中不仅划分出S1, S2纹理, 而且S1, S2纹理更加清晰, 分布更集中, 噪音纹理得到很好的去除. 由此可知, 用心音窗函数获取的心音时频图效果较好.

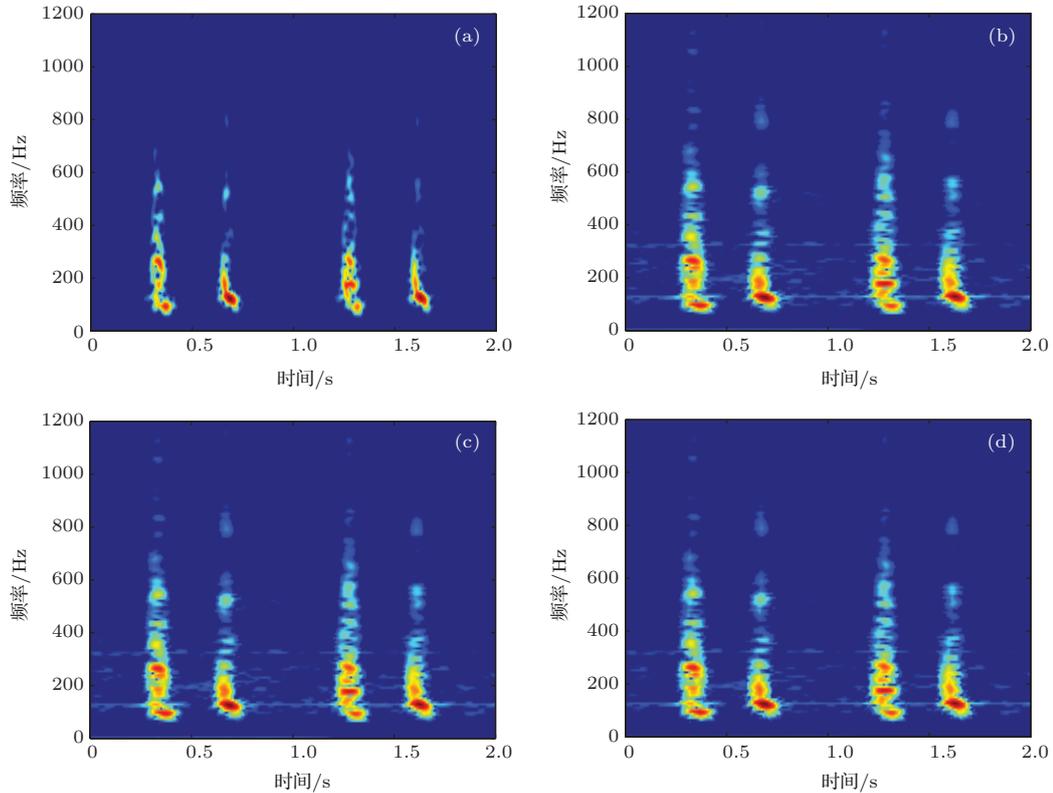


图5 (网刊彩色) 四种窗函数分别获得的心音时频图 (a) 用心音窗的获得的心音时频图; (b) 用凯撒窗的获得的心音时频图; (c) 用汉宁窗的获得的心音时频图; (d) 用三角窗的获得的心音时频图

## 3 心音纹理图的特征提取与识别

### 3.1 心音纹理图

为了提高心音时频图的识别速度, 实现心音图的在线快速识别, 根据心音的低频窄带特性和心音

与时频图中的彩色信息关联性不大的特点, 我们对心音时频图进行去彩色处理, 并去除心音时频图中的部分高频信息, 获得心音时频图的一种灰度显示形式为

$$Z_T(t, f) = F(Y_T(t, f)), \quad (20)$$

其中,  $Y_T(t, f)$  表示心音时频图,  $F$  表示心音时频图去彩色和减少冗余信息处理,

**定义 2** 如果  $Z_T(t, f)$  是心音时频图的灰度图形式表达形式, 并且保留了心音的低频窄带特性, 则称之为心音纹理图.

心音纹理图具有如下特性:

1) 心音纹理图的每个像素的灰度值表示相应时刻和频率的信号能量密度, 其条纹结构反映了心音随时间的变化过程.

2) 心音纹理图包含了相邻像素间的相对位置的信息, 即图像空间几何信息.

因为心音信号与心脏位置、大小、胸部结构、年龄、性别、体重等因素有关而存在明显个性. 因此由不同人的心音信号得到的心音纹理也各不相同, 据此可以区分不同人的身份.

心音纹理图的获取步骤为:

- 1) 心音预处理: 心音去噪与周期划定.
- 2) 基于心音窗函数对心音信号进行 STFT 变换, 得到心音时频图  $Y_T(t, f)$ .
- 3) 滤除心音时频图  $Y_T(t, f)$  中的部分高频信息, 并将其变为灰度显示, 得到心音纹理图  $Z_T(t, f)$ .

### 3.2 心音纹理图特征提取

将心音纹理图作为一个向量直接对其进行分类识别时, 其特征维度很高, 计算代价大, 传统的神经网络对如此高维的数据往往束手无策, 通常采用先降维(比如主成分分析法)然后再进行处理的方法. 但是, PCNN 不同于传统的人工神经网络, 其参数不需要训练, 这使其对于高维图像处理不再成为障碍, 同时也减少了降维处理所需时间. PCNN 是 Eckhorn 根据猫大脑视觉皮层同步脉冲放射现象而提出的一种展示脉冲发射现象的连接模型, 它是第三代神经网络, 其具有更符合生物的自然视觉特征, 目前在图像处理, 决策优化等领域中得到广泛应用<sup>[10-13]</sup>. PCNN 基本模型由接收域部分、调制部分和脉冲产生三部分组成, 其结构图如图 6 所示.

PCNN 模型的数学表达式为:

$$F_{ij}[n] = e^{-\alpha_F} F_{ij}[n-1] + V_F \sum_{k,l} M_{ijkl} Y_{kl}[n-1] + Z_T(t, f),$$

$$L_{ij}[n] = e^{-\alpha_L} L_{ij}[n-1] + V_L \sum_{k,l} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1],$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n] \{1 + \beta L_{ij}[n]\},$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n], \\ 0, & \text{其他}, \end{cases}$$

$$\theta_{ij}[n] = e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n], \quad (21)$$

式中,  $F_{ij}[n]$  表示第  $(i, j)$  个神经元的第  $n$  次反馈输入信号,  $Z_T(t, f)$  表示心音纹理图,  $\beta$  表示连接系数,  $L_{ij}[n]$  表示连接项,  $\theta_{ij}[n]$  表示动态门限,  $Y_{ij}[n]$  表示脉冲输出值,  $U_{ij}[n]$  表示内部活动项.  $M, W$  表示连接加权系数矩阵.  $\alpha_F, \alpha_L, \alpha_\theta$  分别为  $F_{ij}[n], L_{ij}[n], \theta_{ij}[n]$  的衰减时间常数,  $V_F, V_L, V_\theta$  分别为  $F_{ij}[n], L_{ij}[n], \theta_{ij}[n]$  的固有电势.  $U_{ij}[n]$  为  $F_{ij}[n]$  与  $L_{ij}[n]$  形成的内部活动项. 当  $U_{ij}[n]$  大于  $\theta_{ij}[n]$  时, PCNN 输出 1, 否则为 0.

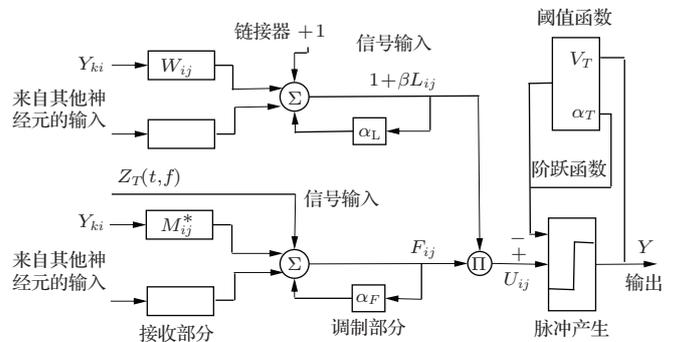


图 6 PCNN 基本模型

PCNN 因考虑了心音纹理图像素的邻域像素的影响, 所以抗噪性能良好. 但由于其相关参数比较多, 且参数之间的关系相当复杂, 所以计算量相当大, 不利于硬件实现. 本文依据心音纹理图的特性对 PCNN 做如下改进:

1) 阈值调整. 根据心音纹理图纹理信息主要分布在第一和第二心音这种严重不平衡的特征, 我们主要通过对阈值的调整获得处理不同区域采用不同标准的方式, 来更好提取心音纹理图特征信息.

2) 对输入信息进行改进. 心音纹理图除第一心音和第二心音外, 其他地方灰度信息基本为零, 由此可知这些区域的反馈输入信息也基本为零, 对神经元点火与否影响微小, 可对其忽略, 而已点火区域阈值为定值  $\Omega$ , 没有反馈输入神经元依旧可以点火成功. 忽略反馈输入信息, 强调输入刺激信号, 既可以更好突显第一和第二心音部分的纹理信息, 有效突出心音纹理图特征, 又能够减少计算量.

IPCNN 模型数学表达式如下:

$$\begin{aligned}
 F_{ij}(n) &= Z_T(t, f), \\
 L_{ij}[n] &= \sum_{i,j} Y_{ij}[n] - d, \\
 U_{ij}[n] &= F_{ij}[n]\{1 + \beta L_{ij}[n]\}, \\
 \theta_{ij}[n] &= \begin{cases} w[n], & \text{未点火,} \\ \Omega, & \text{点火,} \end{cases} \\
 Y_{ij}[n] &= \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n], \\ 0, & U_{ij}[n] \leq \theta_{ij}[n], \end{cases} \quad (22)
 \end{aligned}$$

式中  $d$  是一个常数, 为抑制项对图像起平滑作用.

IPCNN 模型既减少衰减系数, 放大系数的影响, 使其输入反馈只与外部刺激信号和邻域像素相关, 又放弃了传统模型阈值门限指数衰减机理, 选用心音纹理图不同部位每个时刻定阈值的方式, 却又保留了传统模型的耦合机理, 确保了神经元之间的相互通信. 阈值门限机理和耦合系数的运行机理体现了改进模型各时刻的独立性, 传统模型的阈值大部分时刻是指数衰减且有反复, 这是 IPCNN 模型与传统模型根本的不同, 这样不仅可以体现心音特征, 提高识别率, 且可以减少计算量, 便于硬件实现.

### 3.3 心音纹理图识别算法

本文使用时间信号  $g(n) = H_p(n)$  作为心音纹理图的特征参数,  $H_p(n)$  为心音纹理图经 IPCNN 输出的二值图像  $Y(n)$  的熵. 熵是一种图像统计特征的表现形式, 反映了心音纹理图所含信息量大小的情况, 具体就是 IPCNN 每次循环迭代运算时, 得到分割输出二值图像  $Y(n)$  的熵值  $H(P)$  为

$$H(p) = -P_1 \times \log_2 P_1 - P_0 \times \log_2 P_0, \quad (23)$$

式中  $P_1, P_0$  分别代表输出  $Y[n]$  中像素为 1 和 0 的概率.  $H(P)$  是一个随迭代次数变化而变化的时间序列, 我们称之为心音熵序列. 不同心音纹理图经

过一定的迭代次数后, 其激活的神经元个数也将不同, 输出  $Y(n)$  跟着出现变化, 对应相同迭代次数时, 输出的  $Y(n)$  的熵序列不同, 即  $g(n)$  的分布曲线不同. 将测得的心音熵序列与数据库中标准心音熵序列进行对比, 计算其欧氏距离<sup>[14]</sup>, 根据距离的大小进行身份识别, 欧氏距离定义如下:

$$ED = \left[ \sum (g_0(n) - g_1(n))^2 \right]^{1/2}, \quad (24)$$

其中  $g_0(n)$  和  $g_1(n)$  分别为标准心音熵序列和输出心音熵序列.

## 4 实验结果与分析

为测试本文提出的方法, 笔者使用了 30 位健康测试者的心音数据, 心音数据是通过课题组心音采集器双听诊头的两路心声检测装置 (已获中国发明专利), 采样率统一在 11025, 采样环境相对安静状态下获得, 其中 10 位测试者的心音数据分 5 天采集, 每天采集一次<sup>[14]</sup>. 本实验的平台为 Matlab7.0 平台.

### 4.1 IPCNN 特征提取与身份识别

1) 3 人不同时刻心音纹理图熵序列比较实验. 将任一 3 位不同测试者 (A1, B1, C1) 不同时刻心音纹理图作为 IPCNN 模型的输入得到每个心音的特征参数心音熵序列, 三人不同时刻心音纹理图熵序列比较图如图 7 所示, 其中 A1+1 代表 A1 测试者隔 1 天的心音熵序列, A1+2 代表 A1 测试者隔两天的心音熵序列, 由图 7 可知同一测试者不同时刻的心音熵序列图差别较小, 而不同测试者间的心音熵序列图差别明显.

其中一组同一测试者不同时刻与不同测试者心音熵序列的欧氏距离对比数据如表 2 所示. 显然, 同一人不同时刻心音纹理图的熵序列欧氏距离值相差很小, 与其他人心音纹理图熵序列欧氏距离值相差较大, 二者相差 10 倍左右.

表 2 3 人组不同时刻心音纹理图熵序列欧氏距离对比表

ED/m	A1	A1+1	A1+2	A1+3	A1+4
A1	0	$4.96 \times 10^{10}$	$1.05 \times 10^{-9}$	$3.44 \times 10^{-11}$	$1.46 \times 10^{-9}$
B1	$1.60 \times 10^{-8}$	$1.65 \times 10^{-8}$	$1.70 \times 10^{-8}$	$1.60 \times 10^{-8}$	$1.75 \times 10^{-8}$
C1	$3.27 \times 10^{-8}$	$3.32 \times 10^{-8}$	$3.37 \times 10^{-8}$	$3.27 \times 10^{-8}$	$3.41 \times 10^{-8}$

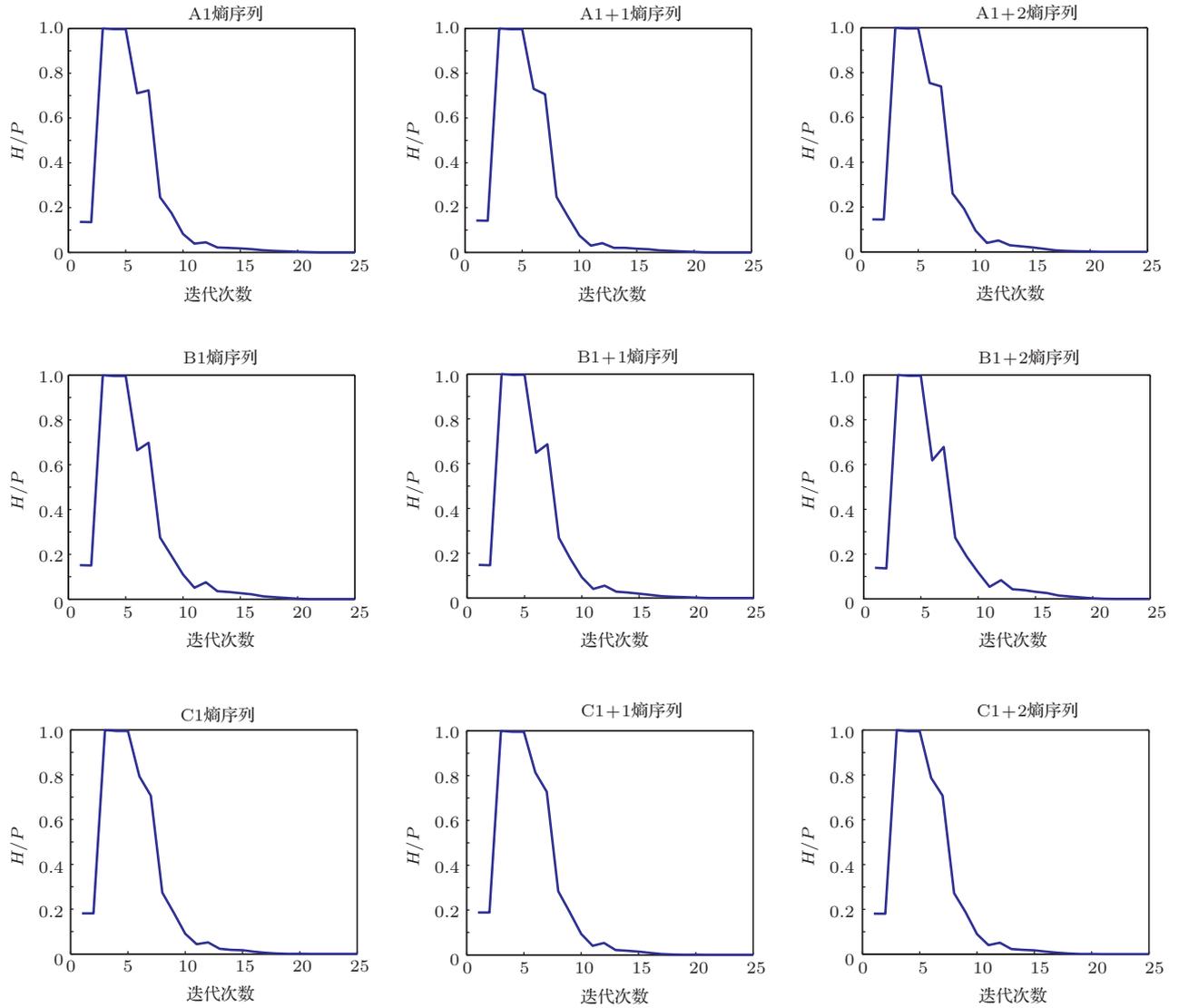


图7 3人不同时刻心音纹理图熵序列比较图

	A11	B11	C11	D11	E11	F11	G11
A11	0	$1.60 \times 10^{-8}$	$3.27 \times 10^{-8}$	$3.01 \times 10^{-8}$	$2.13 \times 10^{-8}$	$1.15 \times 10^{-8}$	<b><math>6.80 \times 10^{-9}</math></b>
B11	$1.60 \times 10^{-8}$	0	$6.86 \times 10^{-9}$	$3.01 \times 10^{-8}$	$7.26 \times 10^{-9}$	$7.95 \times 10^{-9}$	<b><math>6.47 \times 10^{-9}</math></b>
C11	$3.27 \times 10^{-8}$	$6.86 \times 10^{-9}$	0	$3.27 \times 10^{-8}$	$5.36 \times 10^{-9}$	<b><math>5.14 \times 10^{-9}</math></b>	$9.85 \times 10^{-9}$
D11	$3.01 \times 10^{-8}$	$3.01 \times 10^{-8}$	$3.27 \times 10^{-8}$	0	$3.73 \times 10^{-8}$	$2.75 \times 10^{-8}$	<b><math>2.28 \times 10^{-8}</math></b>
E11	$2.13 \times 10^{-8}$	$7.26 \times 10^{-9}$	<b><math>5.36 \times 10^{-9}</math></b>	$3.73 \times 10^{-8}$	0	$9.79 \times 10^{-9}$	$1.45 \times 10^{-8}$
F11	$1.15 \times 10^{-8}$	$7.95 \times 10^{-9}$	<b><math>5.14 \times 10^{-9}</math></b>	$2.75 \times 10^{-8}$	$9.79 \times 10^{-9}$	0	$6.145 \times 10^{-9}$
G11	$6.80 \times 10^{-9}$	$6.47 \times 10^{-9}$	$9.85 \times 10^{-9}$	$2.28 \times 10^{-8}$	$1.45 \times 10^{-8}$	<b><math>6.14 \times 10^{-9}</math></b>	0

图8 7人小数据库验证识别实验结果

表3 7人组不同周期个数的心音纹理图熵序列欧氏距离对比表

ED/m	A1	B1	C1	D1	E1	F1	G1
E11	$1.75 \times 10^{-8}$	$5.70 \times 10^{-9}$	$5.64 \times 10^{-9}$	$3.35 \times 10^{-8}$	$3.75 \times 10^{-9}$	$6.04 \times 10^{-9}$	$1.08 \times 10^{-8}$
E12	$1.83 \times 10^{-8}$	$5.52 \times 10^{-9}$	$6.02 \times 10^{-9}$	$3.32 \times 10^{-8}$	$2.87 \times 10^{-9}$	$7.03 \times 10^{-9}$	$1.31 \times 10^{-8}$
E13	$1.92 \times 10^{-8}$	$5.19 \times 10^{-9}$	$6.13 \times 10^{-9}$	$3.52 \times 10^{-8}$	$2.06 \times 10^{-9}$	$7.73 \times 10^{-9}$	$1.24 \times 10^{-8}$

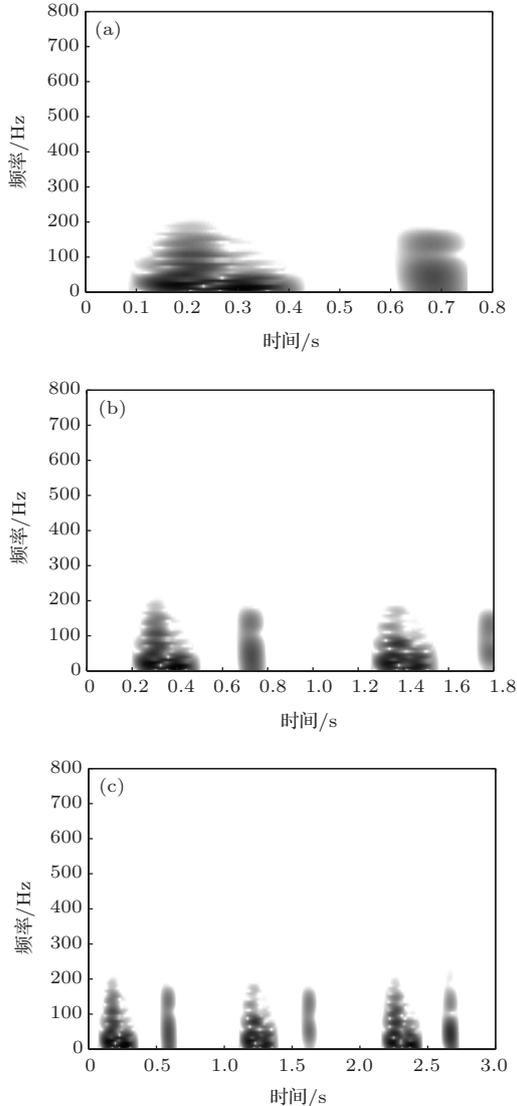


图9 同一人周期个数不同的心音纹理图 (a) E11 一个周期心音纹理图; (b) E12 两个周期心音纹理图; (c) E13 三个周期心音纹理图

2) 7个人小数据库的验证识别实验. 欧氏距离的阈值设为  $5.0 \times 10^{-9}$ , 对7个人组成的数据库进行验证识别实验. 当两个心音纹理图欧式距离小于  $5.0 \times 10^{-9}$  时, 认为是同一个人, 否则认为是不同人, 图8加粗倾斜字体显示每行除与自身外的最小欧氏距离, 由图8可知在该阈值下同人同时段的自识别率是100%.

3) 同一人不同周期长度的比较识别实验. 针对同一人的心音, E11代表一个周期心音纹理图, E12

代表2个周期心音纹理图, E13代表3个周期心音纹理图, 如图9所示. 它们的心音熵序列与心音库中一组7个人的心音熵序列的欧式距离对比表如表3所示, 取与上面实验相同的欧氏距离阈值, 可以有效的将他们都区别开. 这说明本方法具有很好的鲁棒性, 进一步实验表明只要是整数周期的心音都可以有很高的识别率, 与心音信号的具体长度无关, 相比一维心音的相似距离等算法要求测试心音与心音库心音的长度相同、起点对齐等比较苛刻的识别条件<sup>[12]</sup>, 本文方法具有较大的实际应用价值和可操作性.

4) 经过100余次仿真实验验证, 本文所述方法对7人小数据库心音的10组验证性试验平均识别率为100%, 10人小数据库的10组验证性试验平均识别率为100%, 20人小数据库的10组验证性试验平均识别率为98.42%, 30人小数据库的10组验证性试验平均识别率为96.55%.

### 4.2 算法比较

传统PCNN模型提取心音熵序列需要的运行时间为0.49 s, IPCNN模型只需要0.258 s, 从这可以看出IPCNN模型减少了计算量, 运算时间减少了47.35%, 其对比如图10所示, 这对实时性要求较高的系统具有重大意义.

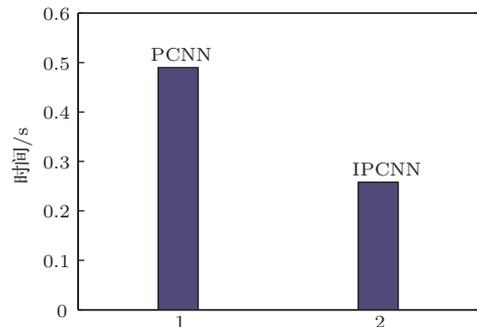


图10 PCNN与IPCNN运行时间对比图

在一维心音识别系统中应用较多的算法有LPCC和MFCC. 采用本文中的实验数据, 将

LPCC, MFCC和本文所述算法进行比较, 识别率的数据如表4所示, 识别率对比图如图11所示. 仿真结果表明: IPCNN相比于PCNN, LPCC, MFCC在识别率上得到提升, IPCNN识别效果最好.

将由心音窗函数、凯撒窗函数、汉宁窗函数、三角窗函数得到的不同心音纹理图作为IPCNN模型的输入, 得到的识别率对比如图12所示, 由图12可知, 心音窗函数得到的心音纹理图相比其他三个典型窗函数在识别率上有一定的提升.

表4 4种不同算法识别率比较表

识别率/%	7个数据	10个数据	20个数据	30个数据
LPCC	90.05	88.89	86.32	82.76
MFCC	95.24	93.67	90.53	87.35
PCNN	100	97.78	96.84	95.40
IPCNN	100	100	98.42	96.55

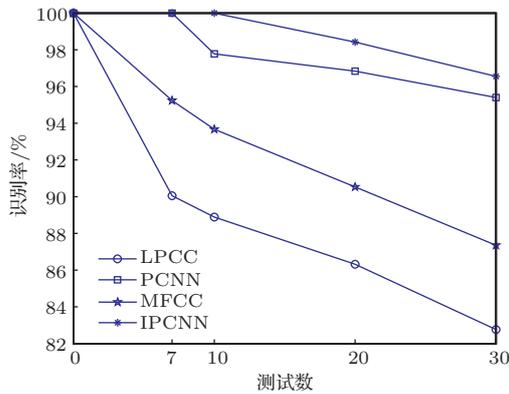


图11 不同算法识别率对比图

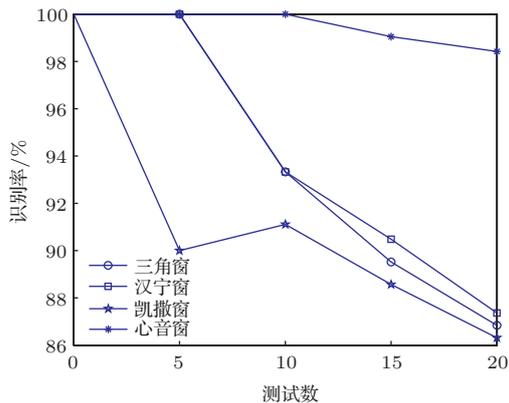


图12 不同窗函数的心音纹理图识别率对比图

## 5 结论

本文提出了一种将心音与图像技术相结合的方法——心音纹理图特征提取与识别算法, 并给出

了心音窗函数的构造方法与IPCNN算法.

1) 心音窗函数的构造参数为  $a_1 = 2, a_2 = 0.5, a_3 = 1, a_4 = 0.125$  时效果最好. 相比其他窗具有最高的相似系数0.87, 相比典型的高斯窗误差减小了90.11%. 由心音窗函数获得的心音纹理图具有S1, S2纹理更加清晰, 分布更集中, 噪音纹理得到很好的去除的优点, 且识别率得到提升.

2) 根据心音纹理图的特性提出了一种改进IPCNN算法, 相比传统的PCNN算法, 运算时间可减少47.35%, 且身份识别率平均提高了1.5%左右.

仿真实验结果表明, 基于心音窗函数的心音图形化处理方法, 具有良好的识别效果和鲁棒性, 是心音识别行之有效的新方法, 同时也为生物特征分析和工程应用提供了一种新途径.

## 参考文献

- [1] Cheng X F, Ma Y, Liu C, Zhang X J, Guo Y F 2012 *Sci. China Inf. Sci.* **55** 281
- [2] Phau K, Chen J F, Dat T H, Shue L 2008 *Pattern Recognition* **41** 906
- [3] Liu X Y, Pei L Q, Wang Y 2011 *Chin. Phys. B* **20** 047401
- [4] Schwerin B, Paliwal K 2014 *Speech Communication* **58** 49
- [5] Guo X, Ding X, Lei M 2012 *Acta Phys. Hungar.* **99** 382
- [6] Cheng X F, Zhang Z 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 168701 (in Chinese) [成谢锋, 张正 2013 物理学报 **62** 168701]
- [7] Fan J, Lv C, Zhang H 2008 *J. Vibrat. Engin.* **21** 381 (in Chinese) [樊剑, 吕超, 张辉 2008 振动工程学报 **21** 381]
- [8] Ma Y, Cheng X F 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 068703 (in Chinese) [马勇, 成谢锋 2014 物理学报 **63** 068703]
- [9] Liao C J, Li X J, Liu D S 2008 *Chin. J. Sci. Instrum.* **29** 1862 (in Chinese) [廖传军, 李学军, 刘德顺 2008 仪器仪表学报 **29** 1862]
- [10] Ma Y D, Yuan M, Qi C L, Liu Y, Liu Y J 2005 *Comp. Engin. Appl.* **41** 81 (in Chinese) [马义德, 袁敏, 齐春亮, 刘悦, 刘映杰 2005 计算机工程与应用 **41** 81]
- [11] Liu K, Jin W B 2008 *Chong Qing Univ. Posts and Telecommun.* **20** 217 (in Chinese) [刘琨, 金文标 2008 重庆邮电大学学报 **20** 217]
- [12] Wei L X, Zhang M, Zhong Y C, Han G 2012 *Comp. Engin. Appl.* **48** 133 (in Chinese) [韦丽兴, 张淼, 钟映春, 韩光 2012 计算机工程与应用 **48** 133]
- [13] Lindbad T, Kinser J M (translated by Ma Y D, Zhang K, Wang Z B) 2008 *Pulse Coupled Neural Network Image Processing* (Beijing: Higher Education Press) pp10–29 (in Chinese) [林德布莱德 T, 凯泽 J M 著 (马义德, 宛琨, 王兆滨译) 2008 脉冲耦合神经网络图像处理 (高等教育出版社) 第10–29页]
- [14] Cheng X F, Ma Y, Tao Y W 2010 *Chin. J. Sci. Instrum.* **8** 1712 (in Chinese) [成谢锋, 马勇, 陶冶薇 2010 仪器仪表学报 **8** 1712]

# Research on heart-sound graphical processing methods based on heart-sounds window function\*

Cheng Xie-Feng Li Wei<sup>†</sup>

(College of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

( Received 27 June 2014; revised manuscript received 24 September 2014 )

## Abstract

Currently, the one-dimensional signal processing method for heart-sound analysis and recognition is the mainstream in researches. In order to gain more intuitive features in manifestation, to improve the effect of classification, and to enlarge the heart-sound recognition field, this paper puts forward a heart-sound texture feature extraction and recognition algorithm, which is based on heart-sound window function and the combination of heart-sound and image processing technology. Firstly, we give a heart-sound model, a definition of heart-sound time-frequency diagram, and a heart-sound texture map; we also discuss how to utilize heart-sound window function and short-time Fourier transform to obtain a two-dimensional heart-sound time-frequency diagram. After that, in the light of the characteristics of heart-sound, we mainly study the structure principle and implementation method of a heart-sound window function. Finally, the heart-sound texture feature extraction and identification are realized by the improved pulse-coupled neural network model (IPCNN). Simulation experiments show that compared with the traditional window function, the heart-sound time-frequency diagram obtained using heart-sound window function has a clearer and noise well suppressed texture. Furthermore, compared with other three kinds of typical recognition methods, IPCNN has the lower computational cost and higher recognition rate. So, we can arrive at the conclusion that the method for heart-sound feature extraction and recognition based on image processing techniques is the effective one.

**Keywords:** heart sounds time-frequency diagram, heart-sounds texture map, heart-sounds window function, improved pulse coupled neural network

**PACS:** 87.19.ug, 43.60.+d, 87.85.-d

**DOI:** [10.7498/aps.64.058703](https://doi.org/10.7498/aps.64.058703)

---

\* Project supported by the National Science Foundation of China (Grant No. 61271334).

<sup>†</sup> Corresponding author. E-mail: [liweinupt@163.com](mailto:liweinupt@163.com)