

基于 CPSO-LSSVM 的心音身份识别方法

刘佳佳¹,周红标²,鞠 勇¹

(1. 南京师范大学电气与自动化工程学院,江苏 南京 210042)
(2. 淮阴工学院电子与电气工程学院,江苏 淮安 223003)

[摘要] 提出一种基于文化粒子群算法和最小二乘支持向量机相结合的心音身份识别方法. 针对粒子群算法后期收敛速度慢、易陷入局部最优解的缺陷,通过设置文化算法的群体空间和信念空间来加快群体收敛速度. 利用经验模式分解将小波包去噪后的心音信号分解成若干个平稳的固有模态分量,然后通过提取主要包含第一、第二心音的固有模态分量,绘制其希尔伯特-黄变换瞬时频谱,计算频谱能量作为特征值,并输入到文化粒子群算法优化的最小二乘支持向量机识别模型中进行分类. 测试结果为:当 $\lambda=28.86$ 、 $\sigma=0.87$ 时,CPSO-LSSVM 识别模型对3个被测试者120例心音样本的平均识别率为97.7%,较遗传算法、粒子群算法更优,表明了心音身份识别是可行的.

[关键词] 心音信号,身份识别,文化粒子群算法,最小二乘支持向量机,经验模式分解

[中图分类号]TP391.9 [文献标志码]A [文章编号]1672-1292(2013)01-0068-06

Identity Recognition Using Heart Sound Based on CPSO-LSSVM

Liu Jiajia,Zhou Hongbiao,Ju Yong

(1. School of Electrical and Automation Engineering,Nanjing Normal University,Nanjing 210042,China)
(2. Faculty of Electronic and Electrical Engineering,Huaiyin Institute of Technology,Huaian 223003,China)

Abstract:A method of identity recognition using heart sound based on CPSO-LSSVM is proposed. Two kinds of spaces, population space and belief space,are set in the algorithm. With the approach,the heart sound signals were decomposed using the empirical mode decomposition(EMD)to get stable IMF components at first,aiming at the non-stable and non-linear of heart sounds. Then,the IMFs containing the information of the first and second heart sounds were selected and the corresponding HHT instantaneous spectrum were drawn by Hilbert transformation. Subsequently,energy character vectors of spectrum were taken as the input of LSSVM to establish the classifier. To improve the classification accuracy,LSSVM's parameters λ and σ are optimized by GA,PSO and CPSO($\lambda=28.86$, $\sigma=0.87$). The experiment collects 120 heart sounds from 3 people to test the proposed algorithm. Compared with the GA and PSO,the CPSO has the advantages in the global search ability escaping from local optimum capacity,and convergence speed. The classification accuracy of the CPSO-LSSVM algorithm reached 97.7%,and result demonstrates that the method has an encouraging recognition performance and identity recognition using heart sound is feasible.

Key words:heart sound,identity recognition,cultural particle swarm optimization,least squares support vector machine,empirical mode decomposition

心音信号是一种非平稳、非线性的微弱生理信号,它来自于人体内部,不容易被复制或模仿,同时还具有独特性,利用其进行生物特征识别,能够解决传统的密码、口令等验证方法存在的容易被忘记或被破解的缺陷,具有独特的优势,已引起学者高度关注^[1-6]. 文献[2]将HMM与WNN相结合,对80名志愿者进行了心音分析,取得了96.3%的识别率^[3];文献[3]采用独立子波提取心音的三段式特征并结合数据融合技术对5人20组心音信号进行了分析,取得了90%以上的识别率^[1];文献[4]提出最大熵谱分析结合欧氏距离方法来识别30个正常人的心音信号,当距离阈值设置为1.5时,取得了100%的识别率^[4];文献[5]对20个不同测试者的心音进行了频谱分析,通过第一心音 S_1 和第二心音 S_2 的FAR和FRR的分析结

收稿日期:2012-12-05.
基金项目:国家自然科学基金(61203056).
通讯联系人:鞠勇,高级实验师,研究方向:电气控制与可编程控制器技术. E-mail:juyong@njnu.edu.cn

果,证明了心音完全可以用于自动身份识别系统^[5];文献[6]利用小波变换提取心音信号的香农熵,并计算出尖峰点来对 10 位心音样本进行分析,获得了 98.67% 的平均识别率^[6]。

最小二乘支持向量机是支持向量机的一种扩展,优化指标采用平方项,并用等式约束代替 SVM 的不等式约束,将二次规划问题转化为可用最小二乘法求解的线性方程组求解,降低了计算复杂性,从而提高了求解速度,能够解决小样本、非线性、高维数、局部极小点等问题。但 LSSVM 参数选择对所建模型的识别精度有着很大影响。粒子群算法是最近几年发展起来的一种新的进化算法,具有收敛速度快、鲁棒性高等特点,已经成功解决了 LSSVM 中参数优化问题^[7]。但粒子群算法在进化后期收敛速度明显变慢、容易陷入局部最优解,因此,有研究者提出了改进的粒子群算法,如文献[8]。文化算法是 Reynolds 于 1997 年提出的,该算法从微观和宏观不同层面模拟生物层面和文化层面的进化,这种双层演化结构框架有利于算法的全局收敛性^[9]。因此本文将文化算法引入粒子群算法,提出一种文化粒子群算法,并利用该算法优化 LSSVM 来建立心音身份识别的 CPSO-LSSVM 模型。

1 算法思想

1.1 LSSVM 算法

SVM 的基本思想是:首先选择一非线性映射,将输入向量从原空间映射到高维特征空间,在此高维空间中,利用结构风险最小化原则,构造最优决策函数。SVM 求解凸二次规划问题,能保证所得极值解就是全局最优解,克服了神经网络容易陷入局部最小的缺陷。

LSSVM 算法的分类决策函数为:

$$y(x) = \text{sgn} \left(\sum_{S_v} \alpha_i \varphi^T(x_i) \varphi(x_j) + b \right), \quad (1)$$

式中, S_v 为支持向量集合; x_i, x_j 为输入, y 为目标输出; α_i 为拉格朗日乘子; $\varphi(\cdot)$ 为非线性变换; b 为偏置常数。

定义: $K(x_i, x_j) = \varphi^T(x_i) \varphi(x_j)$ 为核函数,选择不同的核函数,可构造不同的支持向量机。本文选取径向基核函数 $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\| / 2\sigma^2)$ (σ 为 RBF 的参数) 来构造 LSSVM, 因此,需要优化的参数只有正规化参数 λ 和核参数 σ 。

1.2 CPSO 算法

本文提出的文化粒子群算法采用文化算法的双层演化结构^[9,10]。算法包含两个进化空间,一个是由个体组成的群体空间;另一个是由在进化过程中获取的经验和知识组成的信念空间。其演化框架如图 1 所示,其中群体空间是算法进行问题求解的主空间,通过演化操作和性能评价进行自身的迭代求解,形成个体经验,并通过 $\text{accept}()$ 函数将个体经验传递到信念空间,信念空间将接收到的个体经验,不断地进行自身的性能评价与演化,形成群体经验,并根据新获取的个体经验通过更新函数 $\text{update}()$ 更新现有的信念空间。信念空间通过 $\text{influence}()$ 函数对群体空间的个体行为规则进行修改,以使群体空间中得到更高的进化效率^[7]。

算法的设计分为 3 个部分:群体空间设计、信念空间设计和两类空间交互设计(包括接收操作、更新操作和影响操作)。

1.2.1 群体空间设计

群体空间采用基本粒子群算法进行演化,其采用速度-搜索模型。粒子在每一次迭代过程中通过个体极值和全局极值更新自身的速度和位置,更新公式如下:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k), \quad (2)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1}, \quad (3)$$

式中, ω 为惯性权重; $d=1, 2, \dots, D$; $i=1, 2, \dots, n$; k 为当前迭代次数; V_{id} 为粒子的速度; c_1 和 c_2 为非负的常数,称为加速度因子; r_1 和 r_2 为分布于 $[0, 1]$ 之间的随机数。

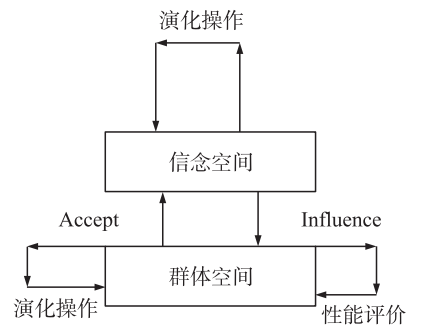


图 1 文化粒子群算法的基本框架
Fig. 1 The basic framework of CPSO

1.2.2 信念空间设计

信念空间定义为 $(s, N[n])$. 其中, s 表示环境知识中存储的一组由历代种群所产生的最优个体集合; 标准知识 N 保存目标函数 n 个主变量参数的变化区间. 每个区间又描述为 (I_r, L_r, U_r) , $r=1, 2, \cdots, n$.

其中 $I=[l, u]=\{l \leq x \leq u, x \in R\}$ 表示变量 x 定义域边界的值. 上下界 u 和 l 由给定的值域初始化.

1.2.3 两类空间交互设计

接受操作: 在群体空间的粒子群演化过程中, 每运行 A_{cc} 代时, 用群体空间当前的全局最好值来替换信念空间中适应值较差的个体.

$$A_{cc}=B_{num}+\frac{iter}{iter_{max}} \times D_{num},$$

(4)

其中, B_{num} 和 D_{num} 为文化算法中的两个参数, 用于调节接受操作和影响操作的完成次数, 一般取常值.

更新操作: 不同的知识种类均有其各自相应的更新函数, 这里采用环境知识的更新方式. 环境知识中存储了当代以及前一代最优个体, 即 $S=\{S^t, S^{t-1}\}$, 分别表示第 t 代及 $t-1$ 代产生的最优个体. 其更新规则如下:

$$\begin{cases} S^{t+1}=S_{best}^t & \text{if } f(S_{best}^t) < f(S^t) \\ S^{t+1}=S^t & \text{otherwise} \end{cases}.$$

(5)

影响操作: 在群体空间的粒子群演化过程中, 每运行 Inf 代时, 用信念空间当前的全局最好值来替换群体空间中适应值较差的个体.

$$Inf=B_{num}+\frac{iter_{max}-iter}{iter_{max}} \times D_{num},$$

(6)

其中, $iter_{max}$ 为粒子群预先设定的粒子群最大演化代数; $iter$ 为粒子群演化的当前代数.

1.3 CPSO 优化 LSSVM

采用文化粒子群算法优化 LSSVM 的具体步骤为:

- Step 1: 初始化设置, 设置群体空间和信念空间的种群大小、最大迭代次数 $iter_{max}$ 、 c_1 、 c_2 、 ω ;
- Step 2: 初始化群体空间的粒子, 随机产生粒子的初始位置 X_{id} 和初始速度 V_{id} , 置迭代次数 $iter=1$;
- Step 3: 根据群体空间粒子位置, 计算粒子的实际输入和适应度函数;
- Step 4: 更新信念空间粒子位置, 并计算粒子的实际输入和适应度函数;
- Step 5: 判断若 $iter \% A_{cc}=0$ 时, 进行接受操作;
- Step 6: 更新群体空间粒子的位置和速度, 并检验粒子的速度和位置是否越界, 若是, 调整速度和位置;
- Step 7: 计算群体空间中各粒子的实际输入和适应值函数;
- Step 8: 更新信念空间粒子的位置和速度, 并检验粒子的速度和位置是否越界, 若是, 调整速度和位置;
- Step 9: 计算信念空间中粒子的实际输入和适应值函数;
- Step 10: 判断若 $iter \% Inf=0$ 时, 进行影响操作;
- Step 11: 当误差达到最初设定值或最大迭代次数满足时, 学习过程结束; 否则, 令 $iter=iter+1$, 返回到第 3 步.

2 实验数据采集

实验数据是由基于 STC 单片机和 LabVIEW 的心音信号检测系统采集得到. 该系统在 STC12C5A 单片机的控制下, 对 HKY-06B 型 PVDF 薄膜式心音传感器采集的心音信号进行放大、滤波和 AD 转换, 并通过 RS232 总线将信号传输到上位机进行处理. 在上位机利用人机交互能力强的 LabVIEW 设计一套集数据采集、存储、回放和分析于一体的虚拟检测平台, 采用数学运算能力强的 MATLAB 实现对心音信号的特征提取和模式识别, 以达到对身份识别的目的. 系统的结构框图如图 2 所示, 详细设计过程参见文献[9]. 利用该系统采集 3 位被测试者(编号为 fcg、lff、zhb)心音信号, 每

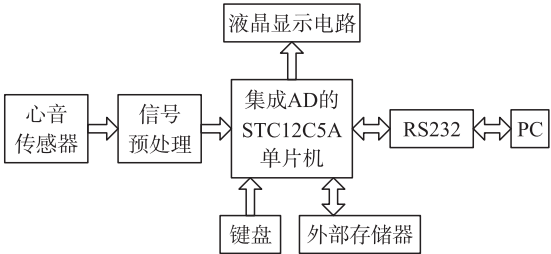


图 2 心音身份识别系统结构框图
Fig.2 The structure diagram of system

位采集 40 次,共得到 120 个心音样本,建立一个小型的心音数据库,用来测试本文所提出的算法。

心音信号在采集过程中不可避免地会引入噪声,因此,在分析前需要消除噪声、提取有用信号. 经过多次实验,如图 3 所示. 原始心音信号毛刺明显,经过 3 种方式消噪处理后,信号变得光滑,去掉了原始信号中的噪声,又很好保留了原信号中的有用信息. 通过观察及 SNR 对比分析,小波包去噪后信号的光滑度更好,因此,将对采集的所有心音信号样本统一采用小波包函数 `wpdencmp` 进行降噪,并截取一段完整、点数相同的心音信号用于 HHT 和小波包变换进行特征提取。

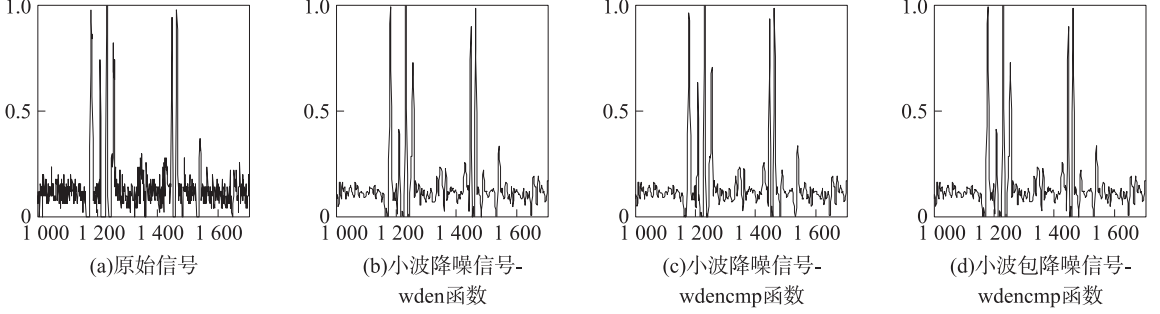


图 3 心音信号去噪效果对比

Fig.3 The effect of denoising

3 实验结果与分析

心音信号是由多频率成分构成,不同人心音信号能量空间分布也会不同,能量的改变蕴含着信号特征的改变,因此可以对心音信号进行 EMD 分析,提取第一、第二心音所覆盖频带的能量。

HHT 特征提取过程^[12]:首先利用 EMD 方法将信号自适应地分解为若干个 IMF 分量之和,然后再对 IMF 分量进行 Hilbert 变换做 Hilber 谱,由 Hilbert 谱就可以逐步计算出信号的瞬时频率、幅值谱、边界谱、瞬时能量和能量谱等,通过对各种谱图的分析可以提取心音信号的定量特征. 选取一个去噪后的心音样本,对其进行 EMD 分解,并按照频率由高到低的顺序分离出来,得到 8 组 IMF 分量和一组残余分量,如图 4 所示。

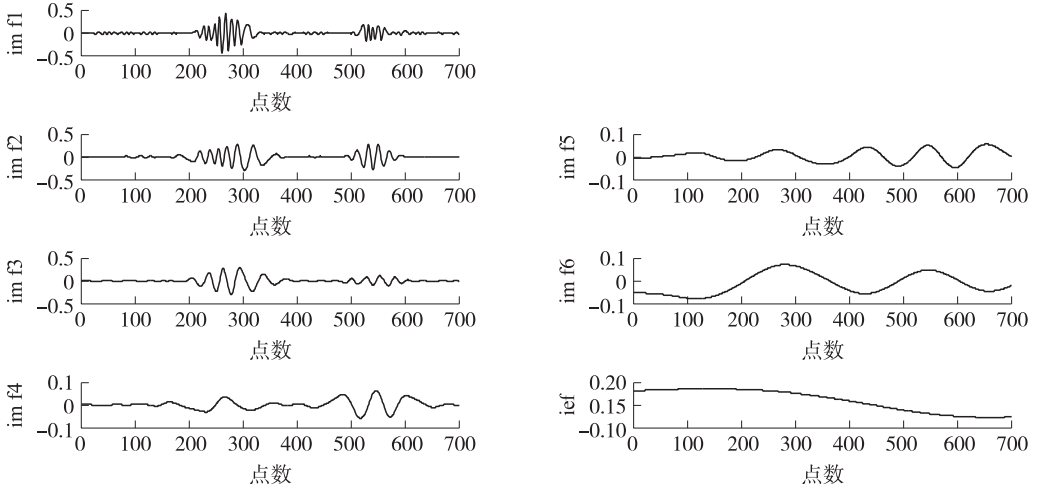


图 4 IMF 分量及残差

Fig.4 The plot of IMFs and residuals

然后对经 EMD 分解得到的 IMF 分量进行 Hilbert 变换,得到心音信号的 Hilbert 谱,再对 EMD 分解得到的 8 组 IMF 求瞬时频率,IMF 瞬时频率如图 5 所示。

IMF 瞬时频率图得到的是心音信号在不同频率段的幅值图,从图中可以得出由于在 IMF2 范围内有明显的幅值变化,故第一心音及第二心音主要体现在 IMF2 频率图上. IMF2 瞬时频率如图 6 所示。

然后再对每一组 IMF 瞬时频率求取能量特征,达到降维、提取特征的目的,IMF 瞬时频率能量特征公式为:

$$F_n = \sum_{i=0}^{700} |f_i|^2, \quad (7)$$

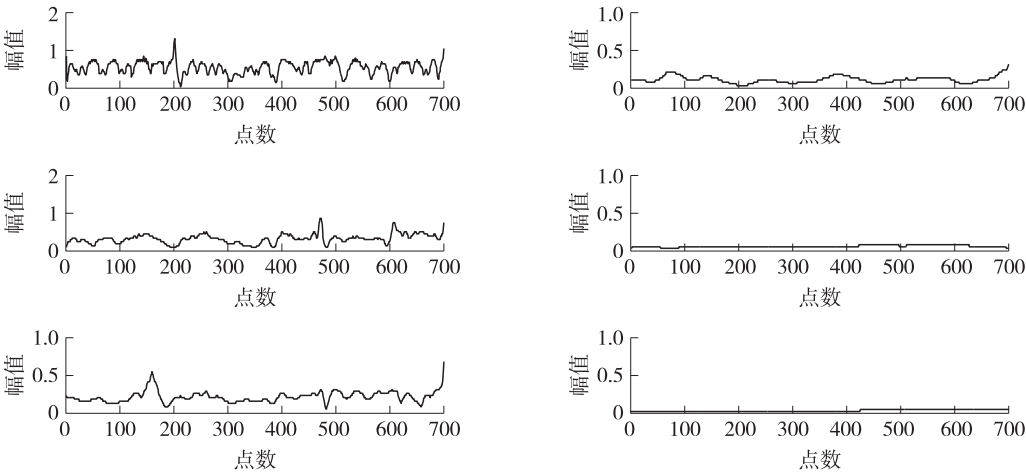


图 5 IMF 分量瞬时频率图

Fig.5 the diagram of IMFs component instantaneous frequency

由于数据较多,从 3 位被测试者心音数据集中,每位选取两个样本,得到 6 个心音信号的 HHT 能量特征值如表 1 所示.

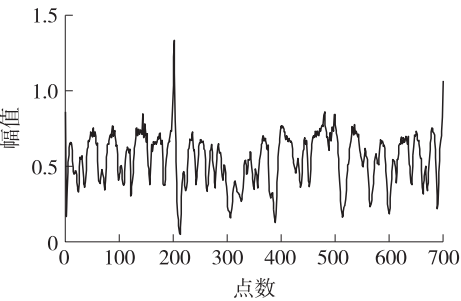


图 6 IMF2 瞬时频率图

Fig.6 the diagram of IMF2 component instantaneous frequency

表 1 6 个心音样本的 HHT 特征值

Table 1 The HHT eigenvalue of heart sound samples

| 编号 | F ₁ | F ₂ | F ₃ | F ₄ | F ₅ | F ₆ |
|-------------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| fcg ₃ | 0.113 8 | 0.056 6 | 0.000 0 | 0.000 0 | 0.000 5 | 0.000 0 |
| fcg ₈ | 0.021 0 | 0.993 0 | 0.066 8 | 0.000 2 | 0.001 5 | 0.000 5 |
| lff ₄ | 0.731 8 | 0.008 1 | 0.485 0 | 0.008 8 | 0.000 6 | 0.000 0 |
| lff ₁₃ | 0.082 8 | 0.317 1 | 0.205 0 | 0.465 0 | 0.000 2 | 0.000 5 |
| zhb ₂ | 0.034 8 | 2.104 3 | 3.636 0 | 0.010 9 | 0.005 9 | 0.001 3 |
| zhb ₆ | 0.295 5 | 0.000 3 | 0.229 5 | 0.002 7 | 0.004 7 | 0.000 1 |

识别前,首先给每个样本附上标签,其中 fcg 定义为 1 号标签,lff 定义为 2 号标签,zhb 定义为 3 号标签;然后从 120 个样本中随机抽取 60 个样本组成训练集,剩下的 60 个样本组成测试集,对训练集和测试集统一采用[0,1]归一化.将 60 个测试集特征向量输入到上述所建的识别模型中进行训练,经过多次调整,最终选定该模型的参数为: $\lambda=28.86,\sigma=0.87$,全部 60 个测试集样本正确识别 58 个,取得了 97.7% 的识别率.

为了检验本文所建 CPSO-LSSVM 识别模型的优势,分别利用交叉验证法(CV)、遗传算法(GA)、标准粒子群算法(PSO)及文献[8]提到的 IPSO 算法获取最佳的 λ 和 σ ,以及与 BP 神经网络(8-11-3 结构)识别结果相比较,对比结果如表 2 所示.由表 2 可以看出,CPSO-LSSVM 明显优于其他几种方法,不仅收敛速度快,而且识别精度得到很大提高.

表 2 测试结果

Table 2 The results of test

| 算法 | σ | λ | 迭代次数 | 识别率 |
|------------|----------|-----------|------|-------|
| BPNN | — | — | 756 | 77.0% |
| KCV-LSSVM | 0.68 | 69.61 | 438 | 84.3% |
| GA-LSSVM | 2.29 | 72.43 | 187 | 91.8% |
| PSO-LSSVM | 1.65 | 35.24 | 156 | 93.4% |
| IPSO-LSSVM | 0.75 | 27.75 | 122 | 95.6% |
| CPSO-LSSVM | 0.87 | 28.86 | 105 | 97.7% |

4 结论

心音身份识别是目前国内外较为关注的生物特征识别技术中的一种,但心音信号的非线性和非平稳性给特征提取带来了困难.本文通过应用 EMD 方法实现对心音信号的 IMF 分离,并依据心音信号的一些时频特性,提取出 IMF 分量的能量值,并输入到文化粒子群优化的 LSSVM 识别模型中.通过仿真实验表明该模型对有限心音样本能够获得较高的识别准确率.进一步的工作是与其他生物特征(如脉搏、脑电波等)进行融合,以提高识别的可靠性和适应性.

[参考文献](References)

- [1] 胡玉良,王海滨,陈健. 心音时域分析的新方法研究[J]. 生物医学工程学杂志,2010,27(2):425-428.
Hu Yuliang, Wang Haibin, Chen Jian. A new method for heart sound analysis in time domain[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2010, 27(2): 425-428. (in Chinese)
- [2] 郭兴明,段赟,钟丽莎. 基于 HMM 和 WNN 的心音信号身份识别研究[J]. 计算机应用研究,2010,27(12):4 561-4 564.
Guo Xingming, Duan Yun, Zhong Lisha. Study of human identity recognition based on HMM and WNN [J]. Application Research of Computers, 2010, 27(12): 4 561-4 564. (in Chinese)
- [3] 成谢锋,马勇,张少白. 基于数据融合的三段式心音身份识别技术[J]. 仪器仪表学报,2010,31(8):1 712-1 719.
Cheng Xiefeng, Ma Yong, Zhang Shaobai. Three-step identity recognition technology using heart sound based on information fusion[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(8): 1 712-1 719. (in Chinese)
- [4] 刘娟,赵治栋. 基于心音信号的身份识别方法[J]. 科技通报,2011,27(2):182-185.
Liu Juan, Zhao Zhidong. Human identification method based on heart sound[J]. Bulletin of Science and Technology, 2011, 27(2): 182-185. (in Chinese)
- [5] Beritelli F, Serrano S. Biometric identification based on frequency analysis of cardiac sounds[J]. IEEE Trans on Information Forensics and Security, 2007, 2(3): 596-604.
- [6] Jasper J, Othman K R. Feature extraction for human identification based on envelopogram signal analysis of cardiac sounds in time-frequency domain[C]//International Conference on Electronics and Information Engineering, 2010(2): 228-233.
- [7] 程志颖,孔浩辉,张俊,等. 粒子群算法结合支持向量机回归法用于近红外光谱建模[J]. 分析测试学报,2010,29(12): 1 215-1 219.
Cheng Zhiying, Kong Haohui, Zhang Jun, et al. Application of particle swarm optimization-least square support vector machine regression to modeling of near infrared spectra[J]. Journal of Instrumental Analysis, 2010, 29(12): 1 215-1 219. (in Chinese)
- [8] 贾嵘,张云,洪刚. 基于改进 PSO 的 LSSVM 参数优化在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统保护与控制,2010,38(17):121-124.
Jia Rong, Zhang Yun, Hong Gang. Parameter optimization of least squares support vector machine based on improved particle swarm optimization in fault diagnosis of transformer[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(17): 121-124. (in Chinese)
- [9] 吴亚丽,袁瑛. 一种基于文化粒子群算法的 BP 网络优化方法[J]. 系统仿真学报,2011,23(5):930-934.
Wu Yali, Yuan Ying. Back propagation network optimization algorithm based on cultural particle swarm algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2011, 23(5): 930-934. (in Chinese)
- [10] 任斌,丰镇平. 改进遗传算法与粒子群优化算法及其对比分析[J]. 南京师范大学学报:工程技术版,2002,2(2):16-22.
Ren Bin, Feng Zhenping. Improved genetic algorithm and particle swarm optimization as well as comparison between them[J]. Journal of Nanjing Normal University: Engineering and Technology Edition, 2002, 2(2): 16-22. (in Chinese)
- [11] 周红标,蒋鼎国,柯永斌,等. 基于 STC 单片机和 LabVIEW 的心音信号检测系统[J]. 电子技术应用,2012,38(1):31-33.
Zhou Hongbiao, Jiang Dingguo, Ke Yongbin, et al. The heart sound signal detecting system based on STC microprocessor and LabVIEW[J]. Application of Electronic Technique, 2012, 38(1): 31-33. (in Chinese)
- [12] 南姣芬,艾玲梅,申军. HHT 方法在驾驶疲劳脑电分析中的应用[J]. 生物医学工程学杂志,2011,28(4):653-657.
Nan Jiaofen, Ai Lingmei, Shen Jun. Application of HHT to driving fatigue in EEG analysis [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2011, 28(4): 653-657. (in Chinese)

[责任编辑:刘 健]