

文章编号 1004-924X(2015)增-0745-08

## 基于核主元分析和支持向量机的心拍识别

刘 通<sup>1</sup>, 司玉娟<sup>1,2\*</sup>, 臧睦君<sup>3</sup>, 王 迪<sup>1</sup>

(1. 吉林大学 通信工程学院, 吉林 长春 130012;

2. 吉林大学 珠海学院, 广东 珠海 519041;

3. 鲁东大学 信息与电气工程学院, 山东 烟台 264025)

**摘要:** 为了提高心拍识别的准确率, 对心拍识别的分类算法进行了研究, 提出基于核主元分析和支持向量机(KPCA-SVM)的心拍分类算法。该算法采用核函数对心拍的特征进行高维变换形成核矩阵; 在高维空间下对心拍核矩阵进行主元分析, 实现降维与去噪。最后, 使用线性支持向量机分类器对降维和去噪后的核矩阵进行分类。为了评估提出算法的有效性, 在 MIT-BIH-AHA 数据集上与核支持向量机及 BP(Back Propagation)、径向基函数(RBF)、学习矢量量化(LVQ)等神经网络方法展开对比。实验结果表明: 核主元分析可以将核支持向量机的分类准确率提高 1.16%, 达到了 95.98%, 且识别准确率高于神经网络方法。得到的结果验证了提出的方法可以有效提高心拍识别的准确率。

**关键词:** 心电图; 心拍识别; 核主元分析; 支持向量机

**中图分类号:** TP391.4; R54 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152313.0745

## Electrocardiogram beat classification based on kernel principal component analysis and support vector machine

LIU Tong<sup>1</sup>, SI Yu-juan<sup>1,2\*</sup>, ZANG Mu-jun<sup>3</sup>, WANG Di<sup>1</sup>

(1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China;

2. Zhuhai College of the Jilin University, Zhuhai 519041, China;

3. School of Information and Electrical Engineering, Ludong University, Yantai 264025, China)

\* Corresponding Author, E-mail: siyj@jlu.edu.cn

**Abstract:** To increase the electrocardiogram (ECG) classification accuracy, this study focuses on a method of ECG beat classification and proposes a KPCA-SVM (kernel principal component analysis-support vector machine) classification algorithm. Firstly, the kernel function was used to perform high dimensional transform for the ECG beats to form a kernel matrix. Then, the ECG beat kernel matrix was perform the principal component analysis under a high dimensional space to implement the dimension reduction and denoising of kernel matrix. Finally, a linear SVM classifier was employed to classify beats according to the dimension reduced kernel matrix. In order to evaluate the effectiveness of the algorithm proposed, it was applied in MIT-BIH-AHA dataset for ECG beat classification, and then compared with KSVM (Kernel Support Vector Machine) and artificial neural network such as

收稿日期: 2015-06-02; 修订日期: 2015-06-30.

基金项目: 吉林省重点科技攻关项目 (No. 20150204039GX); 吉林省长春市重大科技攻关专项资助项目 (No. 14KG064); 广东省科技计划资助项目 (No. 2013B010101020)

Back Propagation(BP), Radical Basis Function(RBF), and Learning Vector Quantization(LVQ). The results show that the proposed algorithm improves the classification accuracy of KSVM by 1.16%, reaching 95.98%, which is much higher than that of the artificial neural networks mentioned above. Consequently, it is verified that the algorithm proposed can effectively improve the classification accuracy.

**Key words:** electrocardiogram; beat classification; kernel principal component analysis; support vector machine

## 1 引 言

心电信号是反应人心脏活动的周期性电信号,其中每个周期对应一次心跳,称为一个心拍,心拍类别是诊断心血管疾病的重要依据。然而心电信号的数据量较大,人工进行心拍分类的工作量太大,因此心拍的自动分类受到广泛重视。

心拍自动分类普遍采用模式识别方法,即从心电图分离心拍信号,然后在信号中提取特征,最后训练分类器用来判别心拍属于正常、失常或者失常心拍何种类别。基于医学经验和信号处理的特征能够非常有效地完成特征提取任务,然而心拍信号具有线性不可分的特性,所以对特征进行非线性映射使其线性可分是提高识别准确率的关键。

本文主要研究心拍识别分类器,需要改进非线性分类器中的非线性模式分析方法。具体为,将核主元分析和支持向量机相结合应用到心拍识别,采用核函数求取心拍信号特征向量的核矩阵,对核矩阵进行主元分析后进行降维和去噪,最后对降维后的核矩阵进行线性分类,从而完成心拍的识别。该方法通过对核矩阵进行主成分分析,去除了干扰信息,提高了识别准确率。

## 2 心拍识别的相关研究

### 2.1 基于人工神经网络的心拍识别

人工神经网络是最经典的分类器之一,它通过隐含层对特征进行非线性映射,并最终采用线性分类器根据非线性化的特征进行分类。其中,有监督神经网络在心拍识别中的应用较为广泛。本文的关注点在于非线性映射方法,按照这些网络隐含层结构的不同主要考虑多层感知器的神经网络、竞争神经网络以及局部响应核神经网络。

多层感知器网络在输入层与输出层之间加入一层<sup>[1]</sup>或多层<sup>[2]</sup>感知器组成的隐含层完成非线性化。其中 BP(Back Propagation)神经网络是一种经典的多层感知器网络,文献[3]证实使用 BP 神经网络和频域特征可以有效完成心拍识别,一些改进的多层感知器网络也被应用到该领域,如文献[4]使用自适应激活函数构造隐含层进行心拍识别,文献[5]使用了模拟动态时间延迟的神经元构造神经网络等。

多层感知器网络可以作为通用的分类器用于常见的识别任务,然而在离散时间序列识别任务中,有监督矢量量化(Learning Vector Quantization, LVQ)神经网络往往更准确。LVQ 神经网络是由输入层、竞争层和输出层组成的三层前向网络,该网络通过竞争层对输入模式进行矢量量化编码完成非线性映射。近几年 LVQ 神经网络及其改进模型已经广泛应用到了心电信号处理领域,例如文献[6]提出了利用 LVQ 进行多类心拍识别,文献[7]、[8]采用改进的 LVQ 对心拍进行识别,文献[9]提出了基于模糊 LVQ 的心拍识别。由于 LVQ 对 ECG(Electro-Cardiogram)的分类性能极佳,该算法不仅可以完成基本的心拍识别,也用于 ECG 识别的其他领域,例如文献[10]利用交叉熵 LVQ 完成心拍识别,从而实现身份判别,文献[11]利用 LVQ 对 ECG 进行自动分析进而判别睡眠质量,文献[12]则结合包括 ECG 在内的多生理指标对压力进行量化。

RBF(Radical Basis Function)神经网络是一种典型的局部响应核神经网络,该网络通过一组在隐含层上的径向基神经元对局部样本进行核变换完成非线性映射<sup>[13]</sup>。文献[14]将这种方法引入心拍识别,并利用 PSO(Particle Swarm Optimization)算法对参数进行了优化。

与上述方法显著不同,本文使用核函数将特征映射到高层空间。这种非线性映射方法已经被

证明具有比神经网络更好的性能<sup>[15]</sup>,而本文提出的方法本质上是对核方法的改进,因此可以获得更高的识别准确率。

## 2.2 基于核方法的心拍识别

核方法是解决非线性模式分析问题的最优途径之一,该方法不直接寻找模式与类别之间的关系,而是使用核函数对样本进行高维映射,在高维空间中通过样本之间的相互作用进行表征。常见的核函数有高斯径向基核函数式(1)、线性核函数式(2)、多项式核函数式(3)等。

$$k(x, y) = x^T y + c, \quad (1)$$

$$k(x, y) = (ax^T y + c)^d, \quad (2)$$

$$k(x, y) = \exp\left[-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right]. \quad (3)$$

支持向量机是基于核方法中最常见的一种分类器,它通过经验风险最小化准则<sup>[15]</sup>对核矩阵进行分类,有效克服了过拟合问题。这种由特征变换到核矩阵再进行分类的模型具有很好的分类性能,因此被广泛应用到心拍识别的研究中,如文献[15-20]等。

本文方法相当于在核矩阵变换和分类之间增加了一个主成分分析环节,通过对核矩阵的线性映射进行去噪和降维,进一步改善了分类性能。

## 2.3 基于高层特征的心拍识别

将特征与分类环节的非线性变换等同为一个因素进行考虑,高层特征提取研究也可以解决非线性模式分析问题。这类方法对信号的特征进行数据挖掘和统计推理,在足够数据量的前提下生成描述样本模型,而后建立信号的高层表达,完成非线性变换。

基于高层特征的心拍识别可以有效降低计算量,同时具有较高的识别准确率,例如矢量量化编码方法<sup>[21-24]</sup>、稀疏编码方法<sup>[25]</sup>等,本课题组在之前的研究中也提出了基于空间矢量量化编码方法的心拍特征<sup>[26]</sup>。然而,高层特征提取的模型建立需要基于大量样本,在常见的小样本识别问题中难以进行有效分析,因此本文提出的方法在面对常见的小样本问题时更有优势。

## 3 分类模型与算法

### 3.1 高维空间变换

给定一组具有  $n$  个已知类别心拍的训练集  $S$

$= [s_1, s_2, \dots, s_n]$ , 本文的目的是将其通过核函数映射到高维空间,并在高维空间中进一步按照主成分的比例将每个维度线性映射到一个主成分空间。

本文第 1 部分已经指出了原始心拍信号存在线性不可分的特性。假定存在一个由样本相互作用产生的内积空间  $\langle \Phi(s_i), \Phi(s_j)^T \rangle$ , 在该内积空间中几乎可以认为原本不可分的样本变为线性可分,那么心拍识别的问题即可解决。该空间的维度为无限,仅当给定有限的样本时维度才能确定,因此通常称其为高维空间。然而映射  $\Phi(\cdot)$  显函数的确切形式无精确的求解方法。为解决这一问题,核技巧被引入替代内积运算,它通过核函数来实现未知  $\Phi(\cdot)$  形式下的高维映射,如式(4)所示:

$$k(s_i, s_j) = \langle \Phi(s_i), \Phi(s_j)^T \rangle, \quad (4)$$

对于心拍识别任务,核函数作用于  $n$  个训练样本的数据集可生成一个  $n \times n$  的矩阵,称为核矩阵:

$$K_{i,j} = \langle \Phi(s_i), \Phi(s_j)^T \rangle, \quad (5)$$

文献[14-20]等的研究工作表明高斯径向基核函数在处理心拍分类时具有很好的性能,因此本文也使用高斯径向基核函数作为核映射函数。

### 3.2 核矩阵降维与去噪

本文的重点是在高维空间中对心拍信号进行主成分分析,即在高维空间中求取中心化的协方差矩阵:

$$\tilde{C} = \Phi(s_i) \Phi(s_j)^T - \frac{1}{n^2} \sum_{i,j=1}^n \Phi(s_i) \Phi(s_j)^T, \quad (6)$$

然后对其进行特征值分解:

$$CU = UA \Rightarrow C = UAU^T, \quad (7)$$

其中  $A$  为对角阵,  $U$  为酉矩阵。

然而由于  $\Phi(\cdot)$  的显式形式未知,因此需要求出其内积形式并根据式(5)进行矩阵分解。设  $u_a$  为  $U$  矩阵中的一条对应于特征值  $\lambda_a$  的向量,仅考虑低维空间的情况,可将该向量展开<sup>[28]</sup>:

$$u_a = \frac{1}{\lambda_a} Cu = \frac{1}{\lambda_a} \left( \sum_i s_i s_i^T \right) u = \sum_i \frac{s_i^T u}{\lambda_a} s_i, \quad (8)$$

定义:

$$\alpha_i^a = \frac{s_i^T u}{\lambda_a}, \quad (9)$$

注意到式(9)定义的  $\alpha_i^a$  为标量,此时  $U$  矩阵

以样本为空间,  $\alpha_i^a$  为系数展开:

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n] = [\alpha_1^1 \mathbf{s}_1, \alpha_1^2 \mathbf{s}_1, \dots, \alpha_1^n \mathbf{s}_1], \quad (10)$$

进一步定义矩阵  $\boldsymbol{\alpha}$ , 其中  $\alpha_{i,j} = \alpha_i^j$ , 主成分空间变换的内积形式可表示为<sup>[28]</sup>:

$$\mathbf{s}_i^T \mathbf{C} \mathbf{u}_a = \lambda_a \mathbf{s}_i^T \mathbf{u}_a, \quad (11)$$

$$\mathbf{s}_i^T \frac{1}{N} \sum_j \mathbf{s}_j \mathbf{s}_j^T \sum_k \alpha_k^a \mathbf{s}_k = \lambda_a \mathbf{s}_i^T \sum_k \alpha_k^a \mathbf{s}_k, \quad (12)$$

$$\sum_j \alpha_k^a \sum_l (\mathbf{s}_i^T \mathbf{s}_j) (\mathbf{s}_j^T \mathbf{s}_k) = N \lambda_a \sum_k \alpha_k^a (\mathbf{s}_i^T \mathbf{s}_k), \quad (13)$$

当使用式(4)所示的核矩阵形式时,有:

$$\mathbf{K} \boldsymbol{\alpha} = \tilde{\lambda}_a \boldsymbol{\alpha}, \quad (14)$$

其中  $\tilde{\lambda}_a = N \lambda_a$ ,  $\lambda_a$  为核矩阵的特征值,  $\mathbf{u}_a$  为核矩阵的特征向量。将  $\lambda_a$  和  $\mathbf{u}_a$  代入式(10), 即可求得特征值分解的酉矩阵  $\mathbf{U}$  及其系数矩阵  $\boldsymbol{\alpha}$ 。在使用训练集信号获得  $\mathbf{U}$  后, 即可由下式获得新样本在高维空间中的投影:

$$\mathbf{u}_i^T \mathbf{t} = \sum_i \alpha_i^a k(\mathbf{s}_i, \mathbf{t}), \quad (15)$$

当把中心化因素考虑进来, 即:

$$\boldsymbol{\Phi}_i = \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{s}_i), \quad (16)$$

$$\boldsymbol{\Phi}_i^C = \boldsymbol{\Phi}_i - \frac{1}{N} \sum_k \boldsymbol{\Phi}_k, \quad (17)$$

其核矩阵的表达形式为:

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_{ij}^C &= \langle \boldsymbol{\Phi}_i^C \boldsymbol{\Phi}_j^C \rangle = \boldsymbol{\Phi}_i^T \boldsymbol{\Phi}_j - \\ &\frac{1}{N} \sum_l \boldsymbol{\Phi}_i^T \boldsymbol{\Phi}_l - \frac{1}{N} \sum_k \boldsymbol{\Phi}_k^T \boldsymbol{\Phi}_j + \frac{1}{N^2} \sum_k \sum_l \boldsymbol{\Phi}_k^T \boldsymbol{\Phi}_l = \\ &\mathbf{K}_{ij} - \frac{1}{N} \sum_l \mathbf{K}_{il} - \frac{1}{N} \sum_k \mathbf{K}_{kj} + \frac{1}{N^2} \sum_k \sum_l \mathbf{K}_{kl}. \end{aligned} \quad (18)$$

### 3.3 核降维与分类算法

心拍的核矩阵降维与去噪主要包含两部分内容: 其一是给定包含若干心拍特征的训练集, 根据训练集获取核矩阵变换与降维的必要参数, 并建立模型; 其二是给定任一心拍特征, 输入建立的模型, 以获取其降维后的非线性分析特征。本质上, 本文所提方法是在进行核映射后对核矩阵进行降维和去噪, 从而减少了分类环节计算量, 提高了识别准确率。

在此基础上, 采用线性支持向量机分类器对心拍进行分类, 首先利用降维后的特征训练分类器, 然后使用分类器对心拍进行分类, 算法伪代码如图 1 所示。

```

//初始化
do 读入训练集特征 S
// 降维模型训练
do 由式(3)计算核矩阵 K
do 将 K 代入式(18)进行中心化, 求出 KC
do 求 KC 的特征值 λa, 特征向量 ua
do 按特征值由大到小取前 N 个特征值
   λa (a = 1: N) 及对应的特征向量
   ua (a = 1: N)
do 将 λa、ua 代入式(9)求出 α 矩阵
// 分类器训练
for i = 1: Ntr
   将 λa、ua、α 代入式(15), 其中 k(si, t) = KC
   求得核空间下的降维表示 Ktr
end
do Ktr 作为特征值代入线性支持向量机训练算法, 得到分类器
// 分类
do 读入任一心拍 t
do 将 t 代入式(18), 求出 KC
do 将 KC、λa、ua、α 代入式(15)
   其中 k(si, t) = KC
   求得核空间下的降维表示 Kte
do 将 Kte 作为特征值代入分类器得到心拍类别

```

图 1 核映射与降维算法伪代码

Fig. 1 Pseudo-code of kernel mapping and dimensionality reduction

## 4 对比实验与结果分析

### 4.1 实验数据集

选用 MIT-BIH-AHA 为实验数据来源。该数据库已经成为各国公认的心律失常数据库, 也是标准测试源。数据库由 48 个经过注解的记录组成, 记录的全部数据都可以从互联网上下载, 每一个记录时间约为 30 min, 由两路导联信号组成。信号的采样率为 360 Hz, A/D 分辨率为 11 Bit。数据集中的每一个心拍均由专业医师进行了类别标注, 其中有 11 类在数据库中心拍数大于 400, 如表 1 所示, 本节将在这 11 个类别上建立对比实验, 评估提出方法的有效性。

表 1 心拍类别

Tab. 1 Categories of beats

+ 节奏变化(Rythm change)
N 正常搏动(Normal beat)
A 房性早搏(Atrial premature beat)
V 室性早搏(Premature ventricular contraction)
~ 信号质量发生变化(Signal quality change)
/ 起搏心跳(Paced beat)
f 融合心拍(Fusion of paced and normal beat)
F 心室融合心跳(Fusion of ventricular and normal beat)
L 左束支传导阻滞(Left bundle branch block beat)
R 右束支传导阻滞(Right bundle branch block beat)
! 室上性颤振(Ventricular flutter wave)

## 4.2 心拍分类系统

心拍的分类系统主要包含信号的预处理、特征提取和分类三个环节。本文重点研究有监督分类方法,其需要在一个已知类别的训练集上进行分类器训练,因此增加了数据集划分环节,采用的心拍分类系统结构如图 2 所示。在对比实验中,所有方法均采用相同的心电图预处理、特征提取方法以及实验数据集。

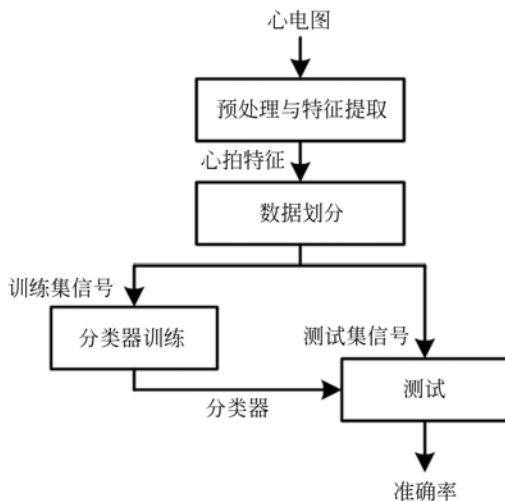


图 2 有监督心拍分类系统

Fig. 2 Classification system of supervised beats

在预处理环节,使用在相关研究中被广泛采用的中值滤波器法去除信号的基线漂移噪声,首先使信号依次通过一个 100 阶中值滤波器和 150 阶中值滤波器获取基线信号,然后将原始信号与基线信号相减,即可获得去除了基线漂移的纯净信号。

虽然心拍分割和特征提取也是影响准确率的重要因素,然而本节实验是为了比较分类器性能,因此使用简洁的方法对心拍进行分割并提取特征。文献[8]的方法为读取数据集中对 R 波顶点的标注,将每个 RR 间期归一化到相同的 300 个采样点长度,并规定 R 波顶点之前的 150 采样点和之后 150 采样点为一个心拍。文献[15]使用了心拍归一化后的 300 个采样点作为特征进行心拍分类。特征提取环节,使用文献[8]方法对心拍进行划分,并使用划分后每个心拍的 300 个采样点作为特征。需要特别指出,大量针对心拍特征的研究,包括本课题组之前的研究<sup>[26]</sup>已经证实,更先进的预处理和特征提取方法可以有效提升识别准确率。本文的研究重点在于分类器,在前端采用这种简洁的方法是为了使实验具有良好的可重复性而非最高的识别准确率。

表 2 训练集样本数量

Tab. 2 Number of samples in training set

+ N A V ~ / f F L R !
200 3 200 400 400 200 400 200 200 400 400 200

为了满足有监督分类的需求,需要对训练集和测试集数据进行划分。在 11 个类别的分类对象中,抽取一定数量的心拍作为训练集,其余心拍作为测试集。为了保证样本均衡性,对训练集的抽取数量作如下规定:对于数据集中总样本数大于 400 小于 2 000 的类别,随机抽取 200 个样本进入训练集;对于总样本数大于 2 000 的类别,随机抽取 400 个样本进入训练集;在抽取完所有心律失常类别后,抽取与失常类别总数相等的正常心拍进入训练集。根据该规则,样本的抽取数量如表 2 所示。样本均为随机抽取,且在所有实验使用共同的训练集与测试集。

## 4.3 实验对比基准

为了评估本文提出方法的有效性,在 4.2 节介绍的实验条件下,与其它 4 种分类方法进行对比:

(1) 本文方法(KPCA-SVM):采用图 1 所示的算法完成训练集与测试集的分类。设定算法中的 N 值为 3 000,即保留 3 000 个主成分,使核矩阵由 6 400 维降低到 3 000 维。

(2) 带有核函数映射的 SVM 分类器(KS-

VM),这种分类器在文献[14-20]中被采用。在实验中使用与 KPCA-SVM 相同的 RBF 核函数作为核映射函数。仿照文献[15],使用 PSO 算法自动搜索最优训练参数,并以该最优参数的分类准确率作为对比基准。

(3)BP 神经网络:利用多层感知器完成非线性映射,并使用误差反向传播算法对网络进行训练。文献[1]采用了这种分类算法,文献[4]和[5]则使用了该算法的改进形式。本文参照文献[1],使用原始的 BP 神经网络,网络结构为单隐含层 50 个节点,由于算法具有较高的随机性,因此进行 20 次独立重复试验,并取准确率最高的一次实验作为对比基准。

(4)RBF 神经网络:三层结构的神经网络,通过隐含层径向基神经元对样本进行核变换,然后进行线性分类<sup>[14]</sup>。本文仿照文献[14],使用 PSO 算法自动搜索最优训练参数,并以该最优参数的分类准确率作为对比基准。

(5)有监督的自组织竞争神经网络——LVQ 神经网络<sup>[6-9]</sup>。本文使用基础的 50 隐含层 LVQ 神经网络的分类结果作为对比基准。

#### 4.4 仿真结果与分析

分类结果如图 3 所示,与其它 4 种方法相比,本文方法的识别准确率最高,达到了 95.98%。相较于 BP、RBF 和 LVQ 3 种神经网络方法,本文方法具有非常明显的优势。同时,本文方法相当于在 KSVM 的核矩阵中增加核主成分分析,以进行降维和去噪,这一改进使准确率提升了 1.16%,

由此证明了所提方法的有效性。

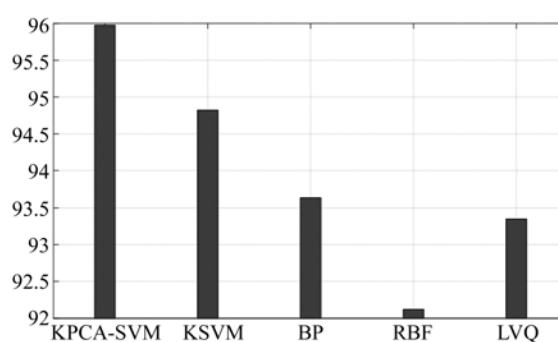


图 3 分类准确率

Fig. 3 Classification accuracy

## 5 结 论

为提高心拍识别的准确率,本文对心拍识别的分类算法进行了研究。首先,给出了利用核函数对心拍特征进行高维变换的方法。然后介绍了在高维空间下进行主成分分析的方法。最后在两者的基础上,结合线性支持向量机分类器提出了基于核主元分析的支持向量机分类算法。为了验证所提算法的有效性,在 MIT-BIH-AHA 数据集上与核支持向量机及 BP、RBF、LVQ 等神经网络方法进行对比。结果显示本文方法可以将分类准确率提高 1.16%,达到了 95.98%,且准确率高于神经网络方法。这也证明本文方法可以有效提高心拍识别的准确率。

#### 参考文献:

- [1] 高印寒,唐荣江,梁杰,等. 汽车声品质的 GA-BP 神经网络预测与权重分析[J]. 光学 精密工程, 2013, 21(2): 462-468.  
GAO Y H, TANG R J, LIANG J, et al.. Sound quality prediction and weight analysis of vehicles based on GA-BP neural network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(2): 462-468. (in Chinese)
- [2] 王灿进,孙涛,石宁宁,等. 基于双隐含层 BP 算法的激光主动成像识别系统[J]. 光学 精密工程, 2014, 22(6): 1639-1647.  
WANG C J, SUN T, SHI N N, et al.. Laser active imaging and recognition system based on double
- [3] THOMAS M, DAS M K, ARI S. Automatic ECG arrhythmia classification using dual tree complex wavelet based features [J]. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 2015, 69(4): 715-721.
- [4] ÖZBAY Y, TEZEL G. A new method for classification of ECG arrhythmias using neural network with adaptive activation function[J]. *Digital Signal Processing*, 2010, 20(4): 1040-1049.
- [5] PORÉE F, KACHENOURA A, CARRAULT G, et al.. Surface electrocardiogram reconstruction from intracardiac electrograms using a dynamic time

hidden layer BP algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(6): 1639-1647. (in Chinese)

- delay artificial neural network[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60(1): 106-114.
- [6] MELIN P, AMEZCUA J, VALDEZ F, *et al.*. A new neural network model based on the LVQ algorithm for multi-class classification of arrhythmias [J]. *Information Sciences*, 2014, 279: 483-497.
- [7] IMAH E M, JATMIKO W, BASARUDDIN T. Electrocardiogram for Biometrics by using Adaptive Multilayer Generalized Learning Vector Quantization (AMGLVQ): Integrating Feature Extraction and Classification [J]. *International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems*, 2013, 6: 1891-1917.
- [8] IMAH E M, JATMIKO W, BASARUDDIN T. Adaptive Multilayer Generalized Learning Vector Quantization (AMGLVQ) as new algorithm with integrating feature extraction and classification for Arrhythmia heartbeats classification [C]. 2012 *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2012: 150-155.
- [9] RACHMADI M F, MA'SUM M A, JATMIKO W. Fuzzy learning vector quantization particle swarm optimization (FLVQ-PSO) and fuzzy neuro generalized learning vector quantization (FNGLVQ) for automatic early detection system of heart diseases based on real-time electrocardiogram [C]. 2012 *Proceedings of IEEE SICE Annual Conference (SICE)*, 2012: 465-470.
- [10] DUTTA S, CHATTERJEE A, MUNSHI S. Identification of ECG beats from cross-spectrum information aided learning vector quantization [J]. *Measurement*, 2011, 44(10): 2020-2027.
- [11] TAWAKAL M I, SURYANA M E, NOVIYANTO A, *et al.*. Analysis of multi codebook GLVQ versus standard GLVQ in discriminating sleep stages [C]. 2012 *International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)*, 2012: 197-202.
- [12] PAUWS S C, BIEHL M. Insightful stress detection from physiology modalities using Learning Vector Quantization [J]. *Neurocomputing*, 2015, 151: 873-882.
- [13] 朱福珍, 李金宗, 朱兵, 等. 基于径向基函数神经网络的超分辨率图像重建 [J]. *光学 精密工程*, 2010, 18(6): 1444-1451.
- ZHU F ZH, LI J Z, ZHU B, *et al.*. Super-resolution image reconstruction based on RBF neural network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(6): 1444-1451. (in Chinese)
- [14] KORÜREK M, DOAN B. ECG beat classification using particle swarm optimization and radial basis function neural network [J]. *Expert systems with Applications*, 2010, 37(12): 7563-7569.
- [15] MELGANI F, BAZI Y. Classification of electrocardiogram signals with support vector machines and particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2008, 12(5): 667-677.
- [16] ACHARYA U R, VIDYA K S, GHISTA D N, *et al.*. Computer-aided diagnosis of diabetic subjects by heart rate variability signals using discrete wavelet transform method [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2015, 81: 56-64.
- [17] MPORAS I, TSIRKA V, ZACHARAKI E I, *et al.*. Seizure detection using EEG and ECG signals for computer-based monitoring, analysis and management of epileptic patients [J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(6): 3227-3233.
- [18] YE C, COIMBRA M T, KUMAR B. Arrhythmia detection and classification using morphological and dynamic features of ECG signals [C]. 2010 *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2010: 1918-1921.
- [19] DUTTA S, CHATTERJEE A, MUNSHI S. Correlation technique and least square support vector machine combine for frequency domain based ECG beat classification [J]. *Medical Engineering & Physics*, 2010, 32(10): 1161-1169.
- [20] MOAVENIAN M, KHORRAMI H. A qualitative comparison of artificial neural networks and support vector machines in ECG arrhythmias classification [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(4): 3088-3093.
- [21] KIM H, YAZICIOGLU R F, MERKEN P, *et al.*. ECG signal compression and classification algorithm with quad level vector for ECG holter system [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2010, 14(1): 93-100.
- [22] BAYDOGAN M G, RUNGER G, TUV E. A bag-of-features framework to classify time series [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and*

- Machine Intelligence*, 2013, 35(11): 2796-2802.
- [23] WANG J, LIU P, SHE M F H, *et al.*. Bag-of-words representation for biomedical time series classification[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2013, 8(6): 634-644.
- [24] WANG J, LIU P, SHE M F H, *et al.*. Biomedical time series clustering based on non-negative sparse coding and probabilistic topic model[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2013, 111(3): 629-641.
- [25] WANG J, SUN X, SHE M F H, *et al.*. Unsupervised mining of long time series based on latent topic model [J]. *Neurocomputing*, 2013, 103: 93-103.
- [26] LIU T, SI Y, WEN D, *et al.*. Vector quantization for ECG beats classification[C]. 2014 *IEEE 17th International Conference on Computational Science and Engineering (CSE)*, 2014: 13-20.

#### 作者简介:



刘 通(1987—),男,吉林双辽人,博士研究生,2013 年于长春理工大学获得硕士学位,主要从事生物医学信号的处理与识别等方面的研究。E-mail: tongliu13@mails.jlu.edu.cn



臧睦君(1984—),女,山东济宁人,博士,讲师,2015 年于吉林大学获得博士学位,主要从事图像处理与模式识别等方面的研究。E-mail: zmjun\_candy@hotmail.com



司玉娟(1963—),女,吉林长春人,博士,教授,博士生导师,1985 年、1988 年、1996 年于吉林工业大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事嵌入式系统、生物医学信号处理与识别等方面的研究。E-mail: siyj@jlu.edu.cn



王 迪(1991—),男,河南安阳人,硕士研究生,2013 年于吉林大学获得学士学位,主要从事信号与信息处理方面的研究。E-mail: 15143086560m@sina.cn