

基于径向基函数神经网络的心电图 ST 段形态识别

刘海龙, 唐奇伶

(华中科技大学生命科学与技术学院, 生物医学光子学教育部重点实验室, 武汉 430074)

摘要: 心电图的 ST 段是指 QRS 波的终点至 T 波的起点间的一个子波, 其时间长度与心率有关, 对 ST 段形态的识别有助于分析 ST 段变化的原因和确定缺血的位置。将模糊逻辑系统与神经网络相结合, 利用基于自适应模糊系统的径向基函数神经网络对心电信号 ST 段的形态识别进行了研究。该网络比 BP 网络学习进度快, 具有增量学习的能力, 它能够识别学习外的新模式。研究取得了较好的识别结果。

关键词: 径向基函数; 模糊系统; 神经网络; 形态识别

中图分类号: R318.04

1 引言

心电图 (ECG) 的 ST 段是指 QRS 波的终点至 T 波的起点间的一个子波, 其时间长度与心率有关, 约为 50~120 ms。正常时 ST 段接近等电位线。从心肌除极 / 复极的过程和心肌细胞的动作电位机理来看, ST 段实际上是心肌按照先除极后复极的顺序, 在复极前的一段持续时间较长的非稳定平衡态。当这种除 / 复极的顺序由于某种原因而被破坏, 或心脏有某种病态时, 体表心电图中的 ST 段就会发生诸如抬高、降低或者形成各种形态的相应变化。

常见的几种 ST 段的形态如图 1 所示。就其形态可以分为三种类型:

1) 抬高型 (图 1 I): 多见于变异性心绞痛患者。

2) 水平伸直型与 T 波尖锐连接 (图 1 G): 前壁或心尖部、心内膜损伤及低血钙等。

3) 下降型 (图 1 B、1 C、1 D、1 E、1 F、1 H): 有连接点下降、水平型下降、凹型下降、凸型下降及下降型下降之分。其中有的是生理性健康心脏的表现, 有的可能是冠状动脉机能不全的表现, 也有的是因为窦性心动过速。下垂型下降 (如图 1 F) 多见于前侧壁心内膜下损伤或缺血, 下斜型下降 (图 1 H) 则是比较典型的心肌缺血型下降。

可见, 对 ST 段形态的识别有助于分析 ST 段变化的原因和确定缺血的位置。因此, 在测量 ST

段时, 常从它的形态类型、上升下降的幅度以及与前面的 QRS 波段和后面的 T 波段的连接点位置等几个方面来确定 ST 段的特征参数^[1]。



Fig.1 Various ST segment of ECG. (A) Normal; (B) ST segment lowering of horizon type; (C) ST segment lowering of sagging type; (D) ST segment lowering of arciform type; (E) ST segment lowering of subsidence type; (F) ST segment lowering of approximate blood deficit type; (G) ST segment horizon and ST-T joint at acute angle; (H) Ventriculus sinister fatness and injury; (I) ST segment rise of variant angina and T wave rise

我们根据 ST 段的形态特征, 采用基于自适应模糊系统的径向基函数神经网络的新方法对 ST 段模式识别进行了尝试, 取得了较好的效果。

收稿日期: 2004-11-19

通讯作者: 刘海龙, 电话: (027)87568016,

E-mail: longbio@163.com

2 网络的基本原理

2.1 径向基函数神经网络原理

径向基函数 (radial basis function, RBF) 神经网络由三层组成, 其结构如图 2 所示。输入层节点只传递输入信号到隐含层, 隐含层节点由像高斯函数那样的辐射状作用函数构成 (如式(1)), 输出层节点是简单的线性函数 (如式(2))。

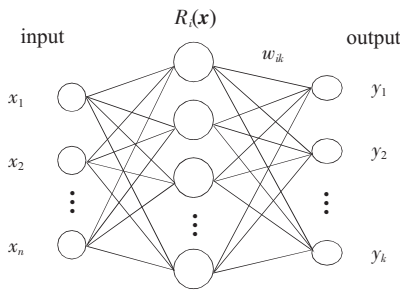


Fig.2 Radial basis function neural network

隐含层节点中的基函数对输入信号将在局部产生响应, 当输入信号靠近基函数的中央范围时, 隐含层节点将产生较大的输出, 这种网络具有局部逼近的能力。但对于远离隐含层节点中心的输入样本, 网络输出趋于 0。因此, RBF 网络用于分类时, 每一类的判决区域也是局域性的, 网络对于不属于已知类别的新的样本能够作出有效的拒判, 这一特点是 RBF 网络分类器区别于其他神经网络分类器的显著特点。与 BP 网络相比, 在训练样本不是很多时, 它的局部特性使训练速度比 BP 网络快 1~2 个数量级。最常用的基函数是高斯函数:

$$R_i(x) = \exp\left[-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right], \quad i=1,2,\dots,m \quad (1)$$

$$y_k = \sum_{i=1}^m w_{ik} R_i(x), \quad k=1,2,\dots,p \quad (2)$$

其中 n 为输入层神经元数, m 为隐含层神经元数, p 为输出神经元数; x 是 n 维输入向量; c_i 是第 i 个基函数的中心, 与 x 具有相同维数的向量; σ_i^2 称之为形状参数, 又称为规划因子, 它决定了该基函数围绕中心点的宽度, 它的作用是衡量在多大范围内可以认为输入样本与典型相似; $\|x - c_i\|$ 是向量 $x - c_i$ 的欧氏范数, 它表示 x 和 c_i 之间的距离, $R_i(x)$ 在 c_i 处有唯一的最大值, 随着 $\|x - c_i\|$ 的增大, $R_i(x)$ 迅速衰减到零。

为了得到更加平滑的界模糊数值, 可在普通的

径向基网络输出后加上一个求加权平均值的过程。此网络可称为广义径向基网络 (或泛化回归网络)。

归一化后的输出为:

$$y_k = \frac{\sum_{i=1}^m w_{ik} R_i(x)}{\sum_{i=1}^m R_i(x)}, \quad k=1,2,\dots,p \quad (3)$$

连接权的学习修正可通过使网络输出 y_k 与目标输出 d_k 的误差平方和最小来求线性输出层的权值。

2.2 模糊逻辑系统

模糊逻辑系统实质是利用模糊规则进行推理和决策的专家系统。一个模糊系统由模糊产生器、知识库、模糊推理机和去模糊化器四部分组成^[2], 如图 3 所示。

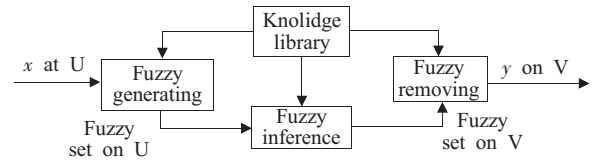


Fig.3 Fuzzy logic system

2.3 基于自适应模糊系统的径向基函数神经网络

人工神经网络善于对网络参数进行自适应学习, 并具有并行处理泛化能力。但常规的多层前馈神经网络分类器, 网络输出单元固定不变, 使得分类器只能识别学过的类型, 而不能识别一个新的模式类, 即不具备增量学习能力。模糊逻辑模仿人脑的逻辑思维, 用于处理模型未知或不精确的控制问题^[3]。我们将模糊逻辑和神经网络结合成一个系统, 通过神经网络实现模糊逻辑推理功能, 使网络的权值具有明确的模糊逻辑意义, 根据模糊推理规则来构造网络结构, 同时利用神经网络的学习能力进行复杂的模糊推理, 提高运算速度, 达到对权值自动寻优的目的^[4]。从而获得以神经网络及模糊逻辑各自的优点弥补对方不足的效果。

径向基函数神经网络的输出都是在每组输入值作用下的结果, 其值为一组 0~1 之间的数, 等价于模糊系统中从前提到结论的所有模糊规则数。每增加一个径向基层的神经元, 相当于增加了一条模糊规则, 从而可以达到在线调整模糊规则的目的^[5]。

3 试验方法

对已滤除了干扰的 ST 段形态进行识别, 难点

主要在于其形态的多样性，难以用数学表达式精确描述。神经网络是解决常规方法不易建模，且要求有容错功能这类问题的有力工具。神经网络与模糊系统的结合更增强其学习能力和泛化能力^[6]。对 ST

段的形态分类，采用基于模糊系统的径向基函数神经网络，是非常合适的。图 4 为 ST 段形态识别的系统框图。

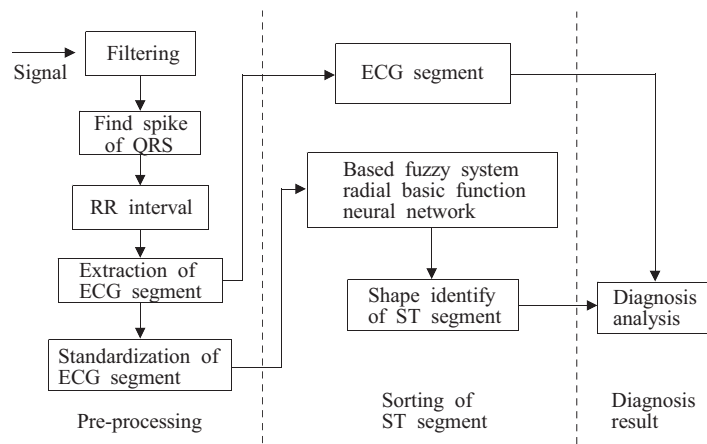


Fig.4 System block diagram of shape identify of ST segment

3.1 ST 段的预处理

ST 段是 S 点到 T 波开始之间的一段时间，但由于准确的快速确定每个心搏的 S 点位置是有一定困难的，而 R 波峰值位置很容易被准确地检测，这样我们在截取 ST 段时就以 R 波峰值处作为参考位置点，向后推 80~150 ms，因为这个区间肯定包含 ST 段各点电压值，并能够反映出每次心搏的心肌缺血型的 ST 段对时间的平均累积程度。

3.1.1 QRS 波寻峰

本文使用 Hamilton 和 Tompkins 提出的 ECG 信号 R 峰检测算法^[12]。先通过一个高通和低通滤波器除去与非 QRS 复合波的高频和低频成分。低通滤波器由如下差分方程实现：

$$y(nT) = 2y(nT-T) - y(nT-2T) + x(nT) - 2x(nT-6T) + x(nT-12T)$$

式中 T 是采样周期， n 是任意整数。高通滤波器由下面的差分方程实现：

$$y(nT) = y(nT-T) - x(nT)/32 + x(nT-16T) - x(nT-17T) + x(nT-32T)/32$$

这两个滤波器组成了一个带通滤波器。这种算法增强了 QRS 复合波，并抑制了 ECG 的其它成分。ECG 信号中由于 QRS 波的变化率最大，通过

微分的方法获取 QRS 波的斜率，差分方程如下：

$$y(nT) = [2x(nT) + x(nT-T) - x(nT-3T) - 2x(nT-4T)]/8$$

然后对每点 ECG 信号进行平方，将所有值变为正数，并且非线性地放大了微分处理器的输出。通过对查找平方后 ECG 信号的最大值，可以检测到 R 峰的位置。

3.1.2 ECG 片段标准化

通过 QRS 波峰值检测，可找出 R 峰的准确位置和心率，将 R-R 间期之间的数据称作帧。每人的心率不同，不同的受试者的心电图的幅度会有很大差异，须对心率和波幅进行“归一化”处理^[7]。训练神经网络的 ST 段样本的心率为 60 次/min。幅度按如下方式归一化：

$$y_i(n) = \frac{x_i(n) - AL_i}{AH_i - AL_i}$$

式中， x_i 和 y_i 分别是归一化前后的第 i 帧数据， AH_i 和 AL_i 是第 i 帧数据的最大值和最小值。经过幅度归一化后，每一帧信号的最高幅值为 1，最低为 0。

图 5A 是一个采样频率为 360 Hz，心率为 66 次/min 的正常心电图。图 5B、5C 是心电图信号片段截取及标准化图。

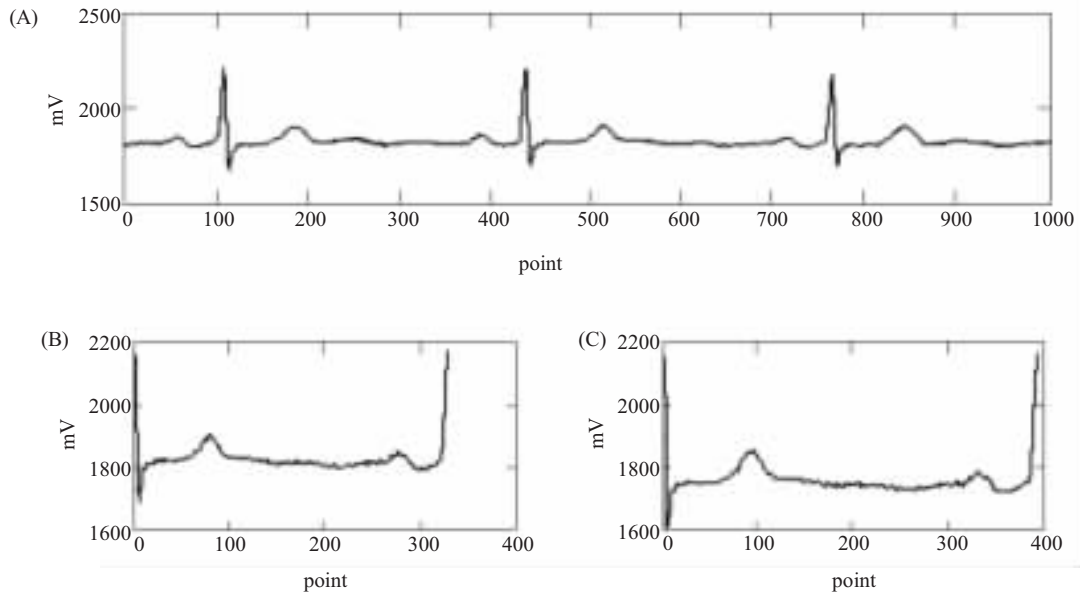


Fig.5 Interception and standardization of ECG segment. (A) Original ECG signal; (B) Intercepted ECG segment; (C) Standardized R-R segment

3.2 神经网络设计

选取 R 点至后推 150 ms 这段 ST 作为 RBF 网络输入。输入神经元的个数为 54 (采样频率 360 Hz, 以 60 次/min 的心率标准化)。输出层神经元的个数由训练时已知的类别数决定, 隐含层神经元个数等于输出神经元个数。因此采用初始设置为 54×9×9 的网络结构。

为了充分利用已知的样本, 加快学习过程, 我们采用子网结构, 即将已知模式组成的多输入单输出。一个 RBF 网络就是一个子网络, 只负责识别已知模式类别中的一个模式, 如果一个新的样本输入组合网络, 所有的 RBF 子网络均拒识, 这时可在分类器中增加一个输出节点, 即增加一个 RBF 子网络, 以后再遇上这一类型的样本就由该子网络负责识别。子网结构如图 6 所示, 样本的理想输出为 1。如果存在多个类满足条件, 按最大值原则, 将 X 划分到具有最大 y 值的那一类中。

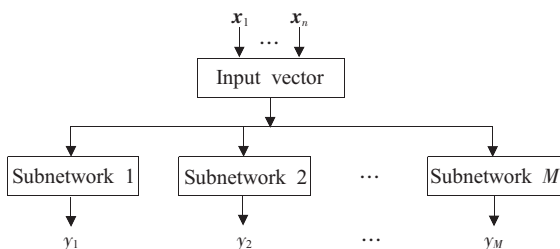


Fig.6 Subnetwork structural diagram

3.3 学习与识别

参数向量修正方法: 基于训练模式, 学习算法按照误差函数的负梯度下降方法, 不断地更新网络参数, 第 n 个训练模式的误差参数 E_n , 可以定义为:

$$E_n = \frac{1}{2}(t_k - y_k)^2$$

其中 k 为最大值的输出神经元。

按照基于 AFS I 的 RBF 的结构, 参数更新修正规则, 第 k 个元素的输出:

$$y_k = \frac{\sum_{i=1}^m R_i(\mathbf{x})w_{ik}}{\sum_{i=1}^m R_i(\mathbf{x})} = \frac{u(\mathbf{c}_{ji}, \sigma_{ji}; w_{ik})}{z(\mathbf{c}_{ji}, \sigma_{ji})}$$

$$\Delta \mathbf{c}_{ji} = -\frac{\partial E}{\partial \mathbf{c}_{ji}} = -\frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial R_i} \frac{\partial R_i}{\partial \mathbf{c}_{ji}} = (t_k - y_k) \frac{w_{ik} - y_k}{z} R_i \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_{ji}}{\sigma_{ji}^2} \quad (4)$$

$$\Delta \sigma_{ji} = -\frac{\partial E}{\partial \sigma_{ji}} = -\frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial R_i} \frac{\partial R_i}{\partial \sigma_{ji}} = (t_k - y_k) \frac{w_{ik} - y_k}{z} R_i \frac{(\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_{ji})^2}{\sigma_{ji}^3} \quad (j=1, 2, \dots, n) \quad (5)$$

$$\Delta w_{ik} = -\frac{\partial E}{\partial w_{ik}} = -\frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial w_{ik}} = (t_k - y_k) \frac{1}{z} R_i \quad (6)$$

1) 学习过程算法如下:

第 1 步: 用一个小的随机数初始化权值 w_{ik} , 形状参数初始值取 $\sigma_{init}=0.25$;

第 2 步: 将训练样本 X_i 分别作为径向基函数的中心 \mathbf{c}_i , 每个样本对应的子网络期望值输出

$t_i=1$;

第 3 步: 用第 i 个输入模式估计 $|y_i-t_i|$, y_i 和 t_i 分别为第 i 个样本的子网络输出值和期望值;

第 4 步: 如果 $|y_i-t_i| > \varepsilon$, ε 为误差界, 转向第 5 步, 否则转向第 6 步;

第 5 步: 按照上式(6)给出的修正方法调节权重矢量, 然后转向第 3 步;

第 6 步: 输入新的训练样本, 然后转向第 2 步。

2) 识别过程算法如下:

隐含层节点个数 $i=9$, 设定有效半径 r_i ;

第 1 步: 输入待识别模式 X_n ;

第 2 步: 用 n 个输入模式估计 $|y_k-t_k|$, $y_k = \max(y_1, y_2, \dots, y_i)$, $t_k=1$, y_k 和 t_k 分别为第 n 个样本的网络输出值和期望值;

第 3 步: 如果 $|y_k-t_k| > e$, e 为误差界取, 则转向第 4 步, 否则转向第 7 步;

第 4 步: 如果有一个隐含层节点使训练样本落入在超球体 H 内, 则转向第 5 步, 否则, 产生新的隐含层节点, 转向第 6 步。新的隐含层节点的参数按下述方法确定:

设 $i=i+1$; 中心向量 c_i 为训练样本的输入; 形状参数 $\sigma_i = \sigma_{init}$;

第 5 步: 应用上式(4)、(5)、(6)给出的修正方法调节参数向量;

第 6 步: 转向第 2 步;

第 7 步: 等待新的数据样本, 然后转向第 1 步。

3) 学习过程与识别过程算法流程图分别如图 7A、7B 所示:

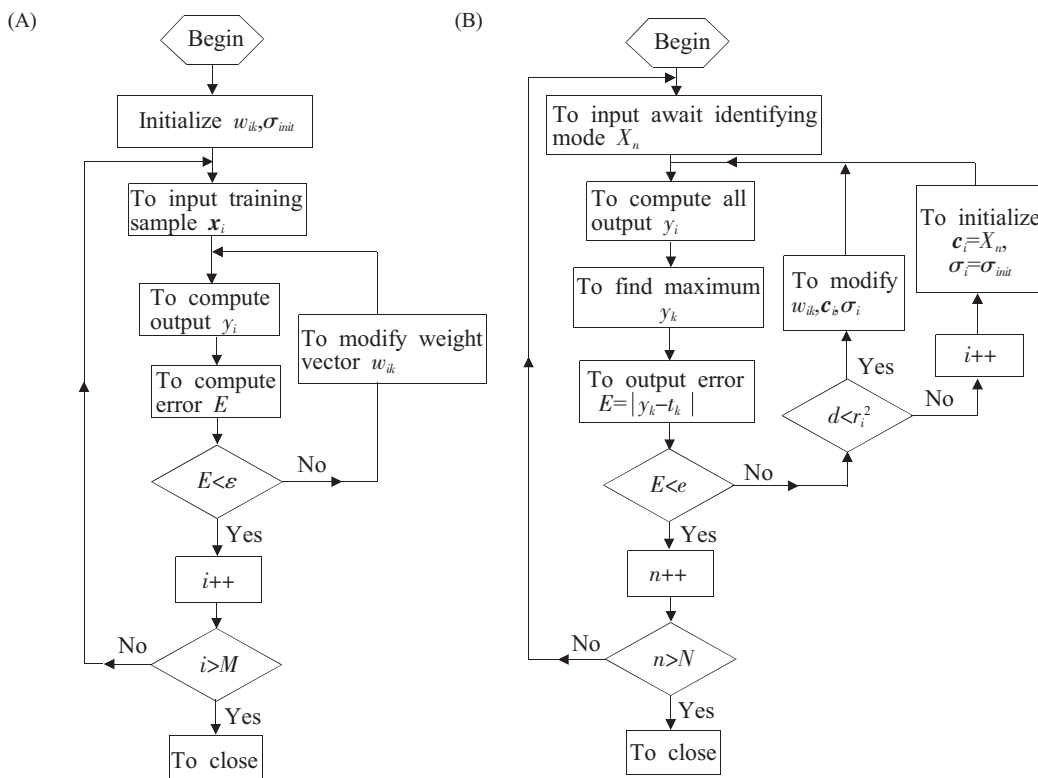


Fig.7 Algorithm flow process diagram. (A) Learning flow process diagram; (B) Identification flow process diagram

4 结果与讨论

本文是在 MIT/BIH 数据库中选取了 9 种具有代表性的 ST 段作为仿真试验, 如图 8 所示。其中 A~H 作为学习过程已知的 8 种典型模式, 每种分

别选一人, 每人分别截取 10 帧进行网络训练, 因此网络的初始结构为 $54 \times 8 \times 8$ 。I 作为识别过程中新的类型。在识别过程中, 我们从以上选取的 9 种 ECG 记录中分别选 10 人的心电信号, 每人一帧 ST 片段进行辨识。

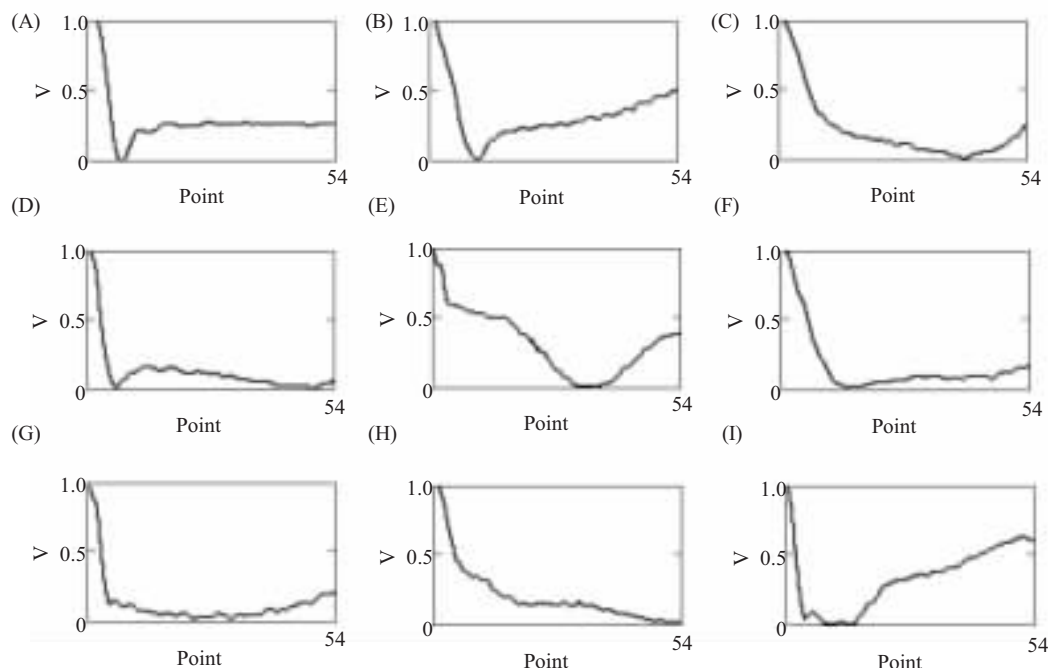


Fig.8 Nine ST segment in MIT/BIH data base

本文采用 MATLAB6.1 编程。经过反复试验, 取误差界 $\varepsilon=0.001$, $e=0.2$, 有效半径 $r_i=3$ 。对 90

帧 ST 段进行了测试, 其辨识结果如表 1 所示:

Table 1 Shape identify result of ST segment

Type	A	B	C	D	E	F	G	H	I
Accurate-ness(%)	99.2	96.1	86.8	92.5	89.6	93.7	92.1	86.4	91.6

从表 1 可以看出其识别结果比较令人满意, 其中误差界 e 与有效半径 r_i 的选取是非常重要的, 误差界 e 确定参数的调整程度, 有效半径 r_i 确定在多大范围可认为是同一类。然而这两个阈值的选取, 并没有固定公式, 它只能根据经验反复试验、调试, 才能找到一个令人满意的值。

参考文献:

[1] 杨军. 心电图 ST 段测量的神经网络方法. 北京生物医学工

程, 2002,21(2):106~108

- [2] 张乃尧, 阎平凡. 神经网络与模糊控制. 北京: 清华大学出版社, 1998
- [3] 刘增良. 模糊技术与神经网络技术选编 (5). 北京: 北京航空航天大学出版社, 2001
- [4] 王长琼, 孙国正. 一种组合径向基函数网络结构的分类方法. 武汉交通科技大学学报, 1998,22(1):47~50
- [5] 王蕴红, 刘国岁, 王一丁. 一种用于雷达目标识别的新型径向基函数网络. 现代雷达, 1998,20(1):16~21
- [6] Wei Q, Kenneth SM Fung. Adaptive filtering of evoked

potentials with radial-basis-function neural network prefilter.
IEEE Trans on BME, 2002,49:225~232

fuzzy systems. *Proceedings of 1995 IEEE International Conference*, 1995,1:247~252

[7] Kwang BC, Wang BH. Radial basis function based adaptive

SHAPE IDENTIFY OF ELECTROCARDIOGRAM ST SEGMENT BASED ON RADIAL BASIS FUNCTION MANUAL NEURAL NETWORK

LIU Hai-long, TANG Ji-ling

(*School of Life Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, The Key Laboratory of Biomedical Photonics, Ministry of Education, Wuhan 430074, China*)

Abstract: The shape identify of electrocardiogram ST segment with radial basic function neural network with adaptive fuzzy system was studied. The network has faster learning speed than BP network. It has the capability of incremental learning. It can indentify a new pattern over learning. The effect of identify was better.

First, the article introduced simply basic principle of radial basis function neural network and fuzzy logic system and then the authors designed radial basis function neural network based on adaptive fuzzy system and its learing algorithm by combine fuzzy logical system with neural network. Lastly the test result and discussion on classification of electrocardiogram ST segment were given.

Key Words: Radial basic function; Fuzzy system; Neural network; Shape identify