文章编号:1000-5404(2006)08-0857-02

技术方法

基于小波特征提取的多导联心电图神经网络分类

冯　俊[1,2],邱雅竹[1,2],莫智文[1]　([1]四川师范大学数学与软件科学学院,成都 610066;[2]成都理工大学信息管理学院,成都 610059)

提　要:目的　研究得到高效、快速、高准确率的心电图的分类方法。**方法**　运用 Mexican-hat 小波检测多导联心电信号的特征点,然后运用径向基函数网络对特征进行分类。**结果**　经过 MIT-BIH 心电数据库波形试验,并与别的实验比较证明,该方法具有较高准确率,对学习过的波形分类正确率达到 100.0%,未学习过的 86.6%。**结论**　结合心电图的特点得到高准确率的分类方法。

应用神经网络对心电图进行分类,是近几年普遍采用的方法[1-3]。但心电信号具有较强的随机性和背景噪声,数据的冗余信息多。若以特征参数代入进行分类,则数据量将大幅减少。本研究根据小波变换具有可调时-频分辨率的优势,对心电图两导联数据进行特征提取[4];最后采用一个径向基函数网络对得到的特征数组进行分类,无论是在网络训练速度还是分类能力上都有不俗的表现。

1　小波原理

本研究采用 Mexican-hat 小波对心电信号进行二进小波变换,心电信号的特征点对应于小波变换的极值点,故可通过直接检测小波变换的极值点来标定 R 波的位置,从而改进了使用样条小波时检测过零点的不便。

小波变换把信号 $f(x)$ 用基小波 $\psi(x)$ 伸缩尺度和位移来处理,$f(x)$ 的连续小波变换定义为:

$$W_s f(x) = f(x) * \psi_s(x) = \frac{1}{S}\int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\ \psi\left(\frac{x-t}{S}\right)dt \quad (1)$$

其中,S 称为尺度,$\psi_s(x) = \frac{1}{S}\psi(\frac{x}{S})$ 是母小波 $\psi(x)$ 在尺度 S 上的伸缩。

Mexican-hat 小波是高斯函数的二阶导数,设高斯函数为 $\theta(x)$,即 $\theta(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}}e^{\frac{x^2}{2\sigma}}$,因此 *Mexican-hat* 小波的小波函数 $\psi(x) = \frac{d^2\theta(x)}{dx^2}$,由 $\psi(x)$ 的定义,易得:

$$W_s f(x) = f(x) * \left(S^2\frac{d^2\theta_s}{dx^2}\right)(x) = s^2\frac{d^2}{dx^2}(f * \theta_s)(x) \quad (2)$$

由式(2),$W_s f(x)$ 是函数 $f(x)$ 按尺度 s 光滑后的二阶导数。可见小波变换的零点正是 $\frac{d^2 f}{dx^2}=0$ 之处,即 $f(x)$ 的转折点,也就是拐点,小波变换的极值点是 $\frac{df}{dx}=0$ 之处,即是 $f(x)$ 的极值点。

在计算机实现时,把连续小波变换进行二进制离散,即参数 s 不必连续变换,而只需取一列二进数列 $\{2^j\}_{j\in Z}$ 即可。令 $s=2^j,(j\in Z)$,这样的小波变换 $W_2^j f(x)$ 就称作信号 $f(x)$ 的二进小波变换[2],其定义形式又可写为:

$$W_2^j f(x) = f(x) * \psi_2^j(t) = \frac{1}{2^j}\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) * \psi\left(\frac{t-x}{2^j}\right)dx \quad (3)$$

根据上述原理,可以通过检测心电信号的 Mexican-hat 小波变换的极值来识别信号的特征点。

2　波形分析

2.1　R 波的检测

信号经过小波变换后,在某些尺度上,信号的噪声得到抑制,特征分量得到突出。在 2^4 尺度上,心电信号的高频噪声得到较好的抑制。R 波的波峰位置对应于尺度 2^4 上小波变换的局部极大值,可以根据阈值判断是否有 R 波出现。

如图 1,为采用样条小波和 Mexican-hat 小波对 MIT-BIH 数据库中 T103 进行小波变换的结果:

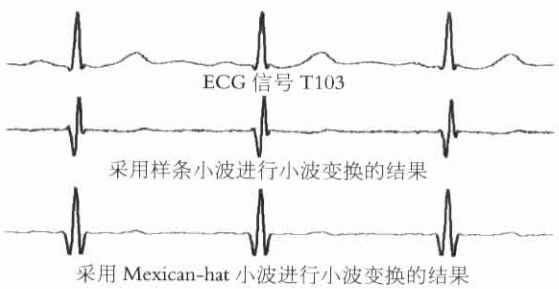


图 1　对 ECG 进行两种小波变换的结果

从图 1,心电信号中 R 波正好对应于经过 Mexican-hat 小波变换后的各局部极值点,在一定程度上就提高了检测结果。经

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60074014);四川省青年科学基金资助项目(2002-2005)
Supported by the National Natural Science Foundation of China (60074014) and the Science Foundation for Youth of Sichuan Province (2002-2005)

作者简介:冯　俊(1979-),男,四川省自贡市人,硕士,助教,主要从事神经网络、小波分析在心电图分析中应用方面的研究。E-mail: fnjun@163.com

收稿日期:2004-10-26;**修回日期**:2005-03-28

MIT-BIH 心电数据库检验，R 波的检测正确率达 99.9%。

具体算法如下：①随机读取 ECG 数字信号 $f(n)$，用 Mallat 算法进行 Mexican-hat 小波变换得到各尺度上细节信号 $d_2^j(n)$。②确定细节信号 $d_2^j(n)$ 各尺度上极值的初始阈值 Rth^j，在 2^3 尺度上用阈值 Rth^3 检测 $d_2^3(n)$ 的一系列极值 Mo。③修正 Mo，在极值对应的 10 ms 时间范围内，检测原始信号的极值得到 R 峰的位置，计算出 RR 平均间期。④检测相邻两 R 波波峰位置间隔是否大于 1.7 倍 RR 间期，若大于说明有漏检，在此时间段内阈值减半搜索 R 峰点对应的极值，再按前面步骤修正 R 峰点的位置，这样就得到了 R 波峰点的位置。

2.2 其他波形的检测

在心电判别中，通过使用二进小波变换，将信号分解到不同的尺度上。如图 2，图中最上面的曲线是心电信号的原始曲线，向下依次是在 $2^1 \sim 2^6$ 尺度上的变换曲线。

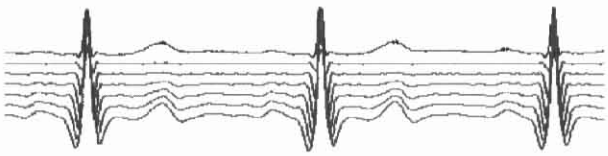


图 2 多尺度曲线

Q 波和 S 波通常是高频低幅波，它们的能量主要集中在小波变换的小尺度上，故可以在小尺度上检测 Q 波与 S 波。对 P、T 波，由于其幅度小、频率低，但在 P、T 波位置，在 2^5、2^6 尺度上也形成了一个等效的较明显的波形、故可通过对这两个尺度上的信号来识别 P、T 波。

检测心电图的特征，都需要对各波的起止点的准确检测，这也是心电图分析的经典问题[4]。各波的起点与终点也根据各自的频带对应于某尺度上的一个极值点。故可通过检测 R 波前后的一些特征点来检测各波的起点和终点。

在确定了各波的位置及起止点后，就能进一步计算：心率、P-R 间期、Q-T 间期、QRS 时限、室壁激动时间（VAT）、QRS 波宽度，RR 间期，各波波幅等 ECG 信号的重要特征。在心电图的分析中，这些量是描述一个心电图类型的重要特征量，对判断各心电图的类型具有决定性的意义。

3 结果

为了验证分类系统的有效性，本研究采用一个径向基函数网络（RBF 网络）对美国 MIT BME 中心提供的 MIT-BIH 心电数据库中的部分波形进行了分类试验。

分类试验采用的 10 种波形为文献[3]中选取的波形，其中 T100 为较正常的窦性心搏，T105、T108 与 T219 含有少量的 PVC（室性前期收缩），T106、T221 大量为 PVC，T111、T112 为 BBB（束支传导滞阻）型心搏，T217 有少量 PVC 和 FUS（室性融合波），为 paced（起搏）型，T220 含有少量 APC（室性期前收缩）。

表 1 列出了本研究采用方法的分类试验结果，同时为便于比较，表 2 列出在文献[3]中对心电图部分波形分类的试验结果。

表 1 径向基函数网络对小波变换采集的特征分类的试验结果

心电数据	学习波形数	测试波形数	分类正确率（学习过的）	分类正确率（未学习过的）
T100	20	40	100.0%	95.2%
T105	20	40	100.0%	81.0%
T106	20	40	100.0%	69.2%
T108	20	40	100.0%	75.0%
T111	20	40	100.0%	95.0%
T112	20	40	100.0%	100.0%
T217	20	40	100.0%	82.6%
T219	20	40	100.0%	87.0%
T220	20	40	100.0%	100.0%
T221	20	40	100.0%	81.0%

表 2 基于模糊神经网络对部分心电图分类的实验结果

心电数据	学习波形数	测试波形数	分类正确率（学习过的）	分类正确率（未学习过的）
T100	20	40	100%	61%
T105	20	40	100%	62.1%
T106	20	40	100%	57.3%
T108	20	40	100%	48.7%
T111	20	40	97.3%	57.1%
T112	20	40	96.7%	56.8%
T217	20	40	92.1%	60.0%
T219	20	40	94.3%	43.6%
T220	20	40	95.1%	41.2%
T221	20	40	93.6%	43.4%

为便于比较，采用 BP 网络对通过小波分析得到特征的心电图进行了分类试验，分类的准确率也达到一个很高的水平，对用于训练的波形准确率达到 100%，未训练的达到 83.4%，但由于 BP 网络训练速度慢，其训练时间比 RBF 网络长几百倍。

4 讨论

本研究提出了一种结合心电图多导联信号分类的神经网络的方法：首先利用小波分析对心电图两导联信号进行特征提取，得到心电图人工分析中常用的描述性特征；以此特征训练径向基函数网络，利用径向基函数网络的分类能力对心电图进行分类。该方法结合了小波分析特征提取与径向基函数分类的优势，训练速度快，准确性较高，对用于训练的波形，分类准确率达到 100%，未用于训练的波形，分类准确率也达到 86.6%。

关键词：多导联；心电图分类；特征；Mexican-hat 小波；神经网络

中图法分类号：R540.41 **文献标识码**：B

参考文献：

[1] DOKUR Z, OLMEZ T. ECG beat classification by a novel hybrid neural network [J]. Comput Methods Programs Biomed, 2001, 66(2-3): 167-181.

[2] STEPHEN M. Singular detection and processing with wavelet [J]. IEEE Trans Information Theory, 1992, 38(2): 617-643.

[3] 王继成. 一个基于模糊神经网络的模式分类系统[J]. 计算机研究与发展, 1999, 36(1): 26-30.

[4] DASKALOV I K, CHRISTOV I I. Electrocardiogram signal preprocessing for automatic detection of QRS boundaries [J]. Med Eng Phys, 1999, 21(1): 37-44.

（编辑 陈聪连）