

文章编号 :1000-582X(2007)10-0050-05

吸毒者脉象信号的小波与神经网络分析

蔡坤宝¹, 吴太阳¹, 戴光明²

(1. 重庆大学 通信工程学院, 重庆 400030 2. 第三军医大学 第二附属医院, 重庆 400037)

摘 要 海洛因吸毒者与正常人脉象信号最显著的区别在于作为时间函数的幅度波形。两者在某特定的时间区域内的幅值及其变化速率均呈现显著的差别。然而,由小波变换所得的脉象信号尺度系数的子分量和小波系数的子分量恰好可以揭示这样的关键特征。应用小波变换的多分辨率分析法对 15 例海洛因吸毒者和 15 例正常人的脉象信号进行分析,利用 db2 正交小波对每一例脉象信号进行 3 层分解,取出第 3 层尺度系数的第 6 个分量和第 3 层小波系数的第 2 个分量的绝对值构成特征向量。设计具有良好性能的概率神经网络对获得的 30 个特征向量进行自动检测。在网络的设计中,取 20 个特征向量作为训练样本,另外 10 个作为测试样本。据此,15 例正常人和 15 例吸毒者全部予以正确地检测出来,检测率达到了 100%。

关键词 小波变换;多分辨率分析;尺度系数;小波系数;概率神经网络;海洛因吸毒者;脉象信号
中图分类号 R318.04 **文献标志码**: A

长期吸毒对人体的毒害主要表现在中枢神经系统,同时伴有其它器官(尤其是心脏、肝脏和肺)功能失调和组织病理变化,严重损害人体的免疫功能。毒品所带来的危害,决不只是伤害身体、危及生命,它还会诱发各种犯罪、扰乱和破坏社会治安,对国民经济、人口素质和社会安全都有极坏的影响^[1]。中医脉诊是中国医学的精华,具有方便快捷无创伤等优点。根据中医诊断学理论,人体左手关位的脉搏可以反映肝脏的生理及病理信息,因此笔者选取了人体左手关位为取脉部位,模拟中医切脉进行脉搏信号的检测和识别^[2]。已有的分析脉搏信号的方法有时域分析法、频域分析法、时频分析等,它们都取得了比较好的分析效果,但是这些分析方法比较单一,主要表现在对特征信号提取不够全面,得出的结果还不够理想。笔者将应用小波变换的多分辨率分析算法分析 15 例海洛因吸毒者和 15 例正常人的脉象信号。通过小波变换提取第 3 层低频尺度系数和小波系数中能反映吸毒者脉象信号特征的分量,并用概率神经网络进行模式识别。

1 理论基础

1.1 多分辨率分析

定义 $L^2(R)$ 中的一串嵌套的闭子空间 $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ 为 $L^2(R)$ 一个多分辨率逼近(MRA)^[3-5],其正交基为 $\phi_{j,n}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \phi(2^{-j}t - n)$, V_j 是由 V_{j+1} 空间和另外一个与 V_{j+1} 正交的子空间 W_{j+1} 组成:

$$V_j = V_{j+1} \oplus W_{j+1}, \quad (1)$$

并定义 $\psi_{j+1,n}(t) = 2^{-\frac{(j+1)}{2}} \psi(2^{-(j+1)}t - n)$ 为 W_{j+1} 的标准正交基。令 A_j 是 V_j 的正交投影算子,则 $f(t)$ 在每个 V_j 空间的正交投影是

$$A_j f(t) = f_{A_j}(t) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} [f \phi_{j,n}] \phi_{j,n}.$$

令 D_j 为到 W_j 的正交投影算子,则

$$f_{D_j}(t) = D_j f(t),$$

表示 $f(t)$ 在 W_{j+1} 上的正交投影。由式(1)可得

$$f_{A_j} = f_{A_{j+1}}(t) + f_{D_{j+1}}(t). \quad (2)$$

由于 $\phi_{j+1,n}(t) \in V_{j+1}$ 而 $V_{j+1} \subset V_j$, 所以

收稿日期 2007-05-21

基金项目 重庆市自然科学基金资助项目(CST2004BB)

作者简介 蔡坤宝(1950-)男,重庆大学教授,从事信号处理在生物医学中的应用研究(Tel)023-65104952;

(E-mail)caikun@cqu.edu.cn.

$$\varphi_{j+1,n}(t) = \sqrt{2} \sum_n h(k-2n) \phi_{j,k}(t),$$

其中 $h(n) = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) \phi(2t-n) dt$ 。将 $f(t)$ 与式 (2) 两边做内积可得

$$f(t) \phi_{j+1,n}(t) = \sum_k h(k-2n) [f(t) \phi_{j,k}(t)],$$

即

$$a_{j+1}(n) = \sum_k h(k-2n) a_j(k).$$

同理可得

$$d_{j+1}(n) = \sum_k g(k-2n) a_j(k), \quad (4)$$

其中 $g(n) = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) \phi(2t-n) dt$ 。并且可以证明

$$g(n) = (-1)^{1-n} h(1-n).$$

1.2 多分辨率分析的变换矩阵

下面以 haar 小波正交变换为例^[6]：

$$\phi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1; \\ 0, & \text{others.} \end{cases}$$

容易证明, 这是多分辨率逼近的一个尺度函数。

由 $h(n) = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) \phi(2t-n) dt$, 可求得 $h(0) =$

$$h(1) = \frac{1}{\sqrt{2}}, \text{ 其余为 } 0.$$

另外由 $g(n) = (-1)^{1-n} h(1-n)$, 可求得 $g(0) = -\frac{1}{\sqrt{2}}, g(1) = \frac{1}{\sqrt{2}}$, 其余为 0。

设 $a_0 = [a(0) a(1) a(2) a(3) a(4) a(5) a(6) a(7)]$, 由公式 (3), (4), 可得 Haar 第 1 层变换矩阵为

$$\begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix},$$

其第 2 层变换矩阵为

$$\begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ -\frac{1}{\sqrt{8}} & -\frac{1}{\sqrt{8}} & -\frac{1}{\sqrt{8}} & -\frac{1}{\sqrt{8}} & \frac{1}{\sqrt{8}} & \frac{1}{\sqrt{8}} & \frac{1}{\sqrt{8}} & \frac{1}{\sqrt{8}} \\ \frac{1}{\sqrt{8}} & \frac{1}{\sqrt{8}} \end{bmatrix}.$$

1.3 概率神经网络

概率神经网络 (Probabilistic Neural Networks, PNN) 是 Specht 于 1990 年提出的^[6-8], 其主要应用方向是进行预测分类, 它利用贝叶斯概率理论, 对模式聚类 (Pattern Cluster) 问题提供了一个统一的解决方案。

其算法如下：

第 1 步, 对输入样本矩阵进行归一化。设 m 个学习样本, 每个样本有 n 个特征属性。归一化后的学习矩阵为

$$\begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{m1} & c_{m2} & \dots & c_{mn} \end{bmatrix}_{m \times n}.$$

第 2 步, 由于是有监督学习, 必然知道每个样本所属的类别。不妨设 m 个样本共分为 c 类, 各类有相同的样本数, 假定为 k 。于是有

$$m = k \times c.$$

第 3 步, 计算输入待识别样本矩阵中每个样本与学习矩阵中各个模式之间的距离。设输入待识别样本矩阵由 p 个 n 维向量组成, 经过归一化处理输入待识别样本矩阵为

$$\begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{p1} & d_{p2} & \dots & d_{pn} \end{bmatrix}_{p \times n},$$

各个待识别样本与模式层中各个节点中心向量之间的欧氏距离为

$$\left[\begin{array}{ccc} \sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{1k} - c_{1k}|^2} & \sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{1k} - c_{2k}|^2} & \dots & \sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{1k} - c_{mk}|^2} \\ \sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{2k} - c_{1k}|^2} & \sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{2k} - c_{2k}|^2} & \dots & \sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{2k} - c_{mk}|^2} \\ \sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{pk} - c_{1k}|^2} & \sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{pk} - c_{2k}|^2} & \dots & \sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{pk} - c_{mk}|^2} \end{array} \right] \circ$$

第 4 步 激活模式层径向基函数神经元。对于归一化后的待识别样本和学习样本,一般取标准差 $\sigma = 0.1$ 的高斯型系数。激活后得到初始概率矩阵为

$$\left[\begin{array}{ccc} e^{-\frac{\sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{1k}-c_{1k}|^2}}{2\sigma^2}} & e^{-\frac{\sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{1k}-c_{2k}|^2}}{2\sigma^2}} & \dots & e^{-\frac{\sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{1k}-c_{mk}|^2}}{2\sigma^2}} \\ e^{-\frac{\sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{2k}-c_{1k}|^2}}{2\sigma^2}} & e^{-\frac{\sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{2k}-c_{2k}|^2}}{2\sigma^2}} & \dots & e^{-\frac{\sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{2k}-c_{mk}|^2}}{2\sigma^2}} \\ e^{-\frac{\sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{pk}-c_{1k}|^2}}{2\sigma^2}} & e^{-\frac{\sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{pk}-c_{2k}|^2}}{2\sigma^2}} & \dots & e^{-\frac{\sqrt{\sum_{k=1}^n |d_{pk}-c_{mk}|^2}}{2\sigma^2}} \end{array} \right] \circ$$

第 5 步 求取待识别样本矩阵中每个样本归入各类的初始概率和

$$\left[\begin{array}{ccc} \sum_{l=1}^k p_{1l} & \sum_{l=k+1}^{2k} p_{1l} & \dots & \sum_{l=m-k+1}^m p_{1l} \\ \sum_{l=1}^k p_{2l} & \sum_{l=k+1}^{2k} p_{2l} & \dots & \sum_{l=m-k+1}^m p_{2l} \\ \sum_{l=1}^k p_{pl} & \sum_{l=k+1}^{2k} p_{pl} & \dots & \sum_{l=m-k+1}^m p_{pl} \end{array} \right]_{p \times c} = \left[\begin{array}{ccc} s_{11} & s_{12} & \dots & s_{1c} \\ s_{21} & s_{22} & \dots & s_{2c} \\ s_{p1} & s_{p2} & \dots & s_{pc} \end{array} \right]_{p \times c} \circ$$

上式中 s_{ij} 表示第 i 个待识别样本归入第 j 类的初始概率和。

第 6 步 计算第 i 个待识别样本归入第 j 类的概率

$$P_{ij} = \frac{s_{ij}}{\sum_{l=1}^c s_{il}}$$

2 脉象信号的多分辨率分析

以下是海洛因吸毒者和正常健康人脉象信号 $x(n)$ 的波形。

通过观察图 1、图 2 不难发现:海洛因吸毒者与正常人的脉象信号显著的区别是它们基于时间的幅度波

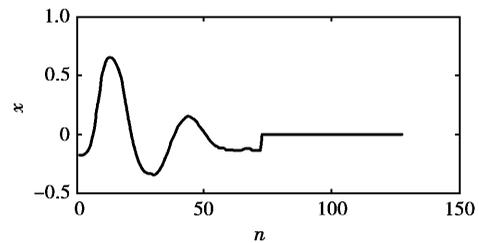


图 1 吸毒者的原始脉象信号

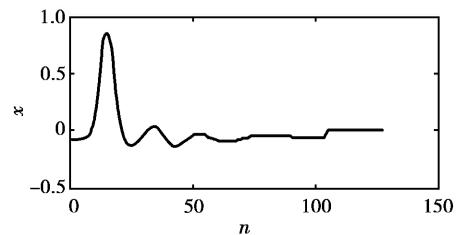


图 2 正常人的原始脉象信号

形,他们在某段时间区域所显示的幅值的大小和幅值的变化速率有明显的区别。基于小波变换的多分辨率的脉象信号的尺度系数的子分量和小波系数子分量恰好可以反映这个特点。因为心动周期内的脉象信号作为原始信号共有 128 个数据,进行不多于 5 层多分辨率分析后,其小波变换矩阵是稀疏矩阵,即变换后得到的各个尺度系数和小波系数只与原始信号的某些相应的分量有关。比如笔者所举例的 Haar 变换矩阵,其它正交小波也是如此,只不过矩阵中非零分量较多。多分辨率分析分解层数不能太多,否则小波系数和尺度系数中将损失过多的原始信号的短时域信息;也不能太少,否则不能起到数据压缩的作用^[4],这是本文特

征向量提取的指导思想,具体步骤如下:

- 1)取一个心动周期内的脉象信号作为原始信号 $a_0(n)$,设其初始分辨率为 2^0 ;
- 2)选取 db2 小波并利用公式(3)、(4)计算出第 3 层尺度下的尺度系数 $a_3(n)$ 和 $d_3(n)$;
- 3)取 $a_3(n)$ 中的第 6 个分量 $a_3(6)$ 和 $d_3(n)$ 第 2 个分量 $d_3(2)$ 并定义

$$A(6) = |a_3(6)|, D_A(2) = |d_3(2)|,$$

并以 $A(6)$ 和 $D_A(2)$ 构成每个样本的二维特征向量,其值如表 1 所示。

表 1 每个样本的特征向量(概率神经网络的输入)

正常人的脉象信号的特征向量			海洛因吸毒者的脉象信号的特征向量		
编号	$A(6)$	$D_A(2)$	编号	$A(6)$	$D_A(2)$
Z01	0.430	0.432	B01	0.674	0.396
Z02	0.356	0.477	B02	0.826	0.309
Z03	0.103	0.249	B03	0.714	0.414
Z04	0.090	0.557	B04	0.877	0.421
Z05	0.188	0.387	B05	0.588	0.463
Z06	0.010	0.076	B06	0.430	0.537
Z07	0.357	0.282	B07	0.900	0.410
Z08	0.390	0.083	B08	0.751	0.275
Z09	0.012	0.553	B09	0.977	0.343
Z10	0.518	0.104	B10	0.789	0.298
Z11	0.380	0.044	B11	0.397	0.545
Z12	0.033	0.003	B12	0.447	0.451
Z13	0.047	0.197	B13	0.435	0.097
Z14	0.025	0.466	B14	0.646	0.487
Z15	0.056	0.454	B15	0.762	0.274

4)把 $A(6)$ 和 $D_A(2)$ 分别作为二维视图的横纵坐标值画二维平面图,如图 4 所示;“*”表示吸毒者的脉象信号的特征向量(共 15 例);“·”标识正常人的脉象信号的特征向量(共 15 例)。在这次特征向量选择中,如果仅仅作线性划分,则海洛因吸毒者 B13 被错划为正常人。

3 基于概率神经网络的分类

正常人中选取 Z01、Z02 以及 Z08 到 Z15,海洛因吸毒者中选取 B06 到 B15 作为训练样本(共 20 例),将它们的二维特征向量即 $A(6)$ 和 $D_A(2)$ 作为概率神经网络的输入,并以输出为 1 表示海洛因吸毒者脉象信号,输出为 2 表示正常人的脉象信号建立一个概率神经网络,正常人中 Z03 到 Z07,海洛因吸毒者中 B01

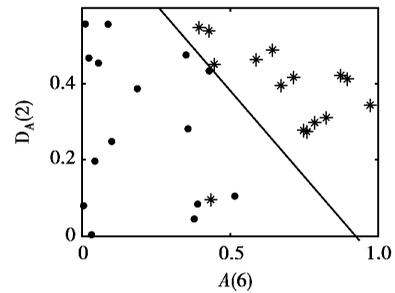


图 3 脉象信号特征向量分布图

到 B05 是测试样本。实验表明,无论是训练样本还是测试样本其正确分类识别率都达到了 100%,模式分类结果见表 2。识别率的提高,是因为概率神经网络有比较好的聚类效益,即将分布很近的样本归为一类,而不是简单地作线性区分。

表 2 概率神经网络的输出

正常人		海洛因吸毒者	
编号	判决输出	编号	判决输出
Z01	2	B01	1
Z02	2	B02	1
Z03	2	B03	1
Z04	2	B04	1
Z05	2	B05	1
Z06	2	B06	1
Z07	2	B07	1
Z08	2	B08	1
Z09	2	B09	1
Z10	2	B10	1
Z11	2	B11	1
Z12	2	B12	1
Z13	2	B13	1
Z14	2	B14	1
Z15	2	B15	1

说明:输出为 2 表示为正常人,输出为 1 表示吸毒者。

4 结 语

利用小波变换的多分辨率算法分析脉象信号,从新的角度揭示了隐含于脉象信号内部的更多有用信息,并借助于概率神经网络优良的分类特性,为进一步

研究脉象信号提供了又一新的工具,有助于实现脉象信号的定量分析,为戒毒治疗的药物筛选和疗效的评估提供了更多有益的辅助诊断信息。本论文的研究是初步的,其结论是在小样本的情况下得到的。在后续的研究工作中将进行大样本的分析和医学证实。

参考文献:

- [1] 郑建文. 广东沿海部分地区吸毒状况分析[J]. 社会工作研究, 1994(6): 49-52.
- [2] 朱英华. 阵列式脉搏传感器的研制及小波变换在脉搏信息分析中的应用[D]. 重庆: 重庆大学电气工程学院, 2000.
- [3] 唐晓初. 小波分析及其应用[D]. 重庆: 重庆大学光电机学院, 2003.
- [4] DONALD B. Percival wavelet methods for time series analysis[M]. Beijing: China Machine Press, 2004.
- [5] 陈鹏慧, 吴宝明, 胡勇. 应用连续小波变换提取脊柱手术中的脊髓功能特征参数的研究[J]. 生物医学工程杂志, 2005, 22(5): 947-950.
- [6] 许东, 吴铮. 基于 MATLAB 6. X 的系统分析与设计—神经网络[M]. 2 版. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002.
- [7] 鲁瑞华. 神经网络在图像复原中的应用[J]. 西南师范大学学报: 自然科学版, 2002, 27(3): 346-349.
- [8] 徐旺林. 概率神经网络及其在地球物理勘探中的应用[D]. 兰州: 兰州大学硕士学位论文, 2001.

Pulse Signal Analysis of Druggers with the Wavelet and Neural Network

CAI Kun-bao¹, WU Tai-yang¹, DAI Guang-ming²

(1. College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China;

2. The Second Attached Hospital, The Third Military Medical University, Chongqing 400030, China)

Abstract: The most significant difference between the human pulse signals collected from heroin druggers and healthy persons is at their amplitude waveforms as time functions. That is, the amplitude values and change rates of two types of signals, within a particular time range, appear different features. However, the partial components of the scaling and wavelet coefficients of the pulse signals obtained by using wavelet transform can reveal such key features. The pulse signals of 15 heroin druggers and 15 healthy persons are analyzed through using the multiresolution analysis of wavelet transform. By using db2 orthogonal wavelet, every pulse signal is decomposed into three levels and the absolute values of the sixth component of scaling coefficients and the second component of the wavelet coefficients in the third level are combined to form a feature vector. A probabilistic neural network with good detection performance is successfully designed for automatically detecting 30 feature vectors. During the network design, 20 feature vectors are used as training samples. The remained 10 feature vectors are used as testing samples. Based on these steps, 15 heroin druggers and 15 healthy persons are all correctly identified. In other words, the detection rate arrives at 100%.

Key words: wavelet transform; multiresolution analysis; scaling coefficient; wavelet coefficient; probabilistic neural network; heroin druggers; pulse signal

(编辑 张 苹)