

文章编号:1000-582X(2004)08-0035-05

# 人工神经网络在中医脉象信号检测中的应用\*

徐方维<sup>1</sup>,蔡坤宝<sup>2</sup>

(1.重庆大学电气工程学院,重庆 400030; 2.重庆大学通信工程学院,重庆 400030)

**摘要:**人工神经网络是在结构上模仿生物神经连接的连接型网络,经训练的网络可用于进行模式分类,信号处理与检测等。针对海洛因吸食者的脉象信号与正常人脉象信号的特征差异,成功地应用BP网络对15例海洛因吸食者和15例正常人的脉象信号进行了识别。为此,建立了一个40~20~1的二层BP网络模型,选取每一例脉象信号的一段特征信号作为网络的输入信号,采用了训练样本和加噪声的训练样本分别训练网络的方法。论文还比较了共轭梯度法与基本BP算法训练网络的快慢问题。实验结果除1例正常人被误判外,吸毒病人全被检测出来,网络达到了96.7%的识别率,其结果说明训练的网络对检测脉象信号是十分有效的。

**关键词:**吸毒者;脉象信号;神经网络;BP算法

**中图分类号:**R318.04

**文献标识码:**A

当今社会,毒品泛滥全球,吸毒已经成为全世界面临的严重问题之一。吸毒者不仅自身组织器官全方位受损,还极易引起传染病和爱滋病的传播与流行<sup>[1]</sup>。长期吸毒,导致人体全身器官均发生严重的病理改变,尤以对心脏,肝脏,血液和肺的损害最大,并且随着吸龄的增加,毒害会加深<sup>[2]</sup>。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<sup>[3]</sup>,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。

## 1 BP网络的结构及算法

已有的分析脉搏信号的方法有小波变换,时频分析等等,笔者采用人工神经网络(ANN)的BP算法对采集的脉搏信号进行分析,以辨别出哪些是吸毒者,哪些是正常人。人工神经网络是在结构上模仿生物神经连接的系统,可用于模式分类,信号处理等工作,并已广泛应用于脑电、心电、肌电、通信、故障检测等信号的分类与识别中。神经网络具有很高的容错性和可靠性,它不需要对数据和噪声做任何先验统计假设,也不需要把专家知识和经验归纳成严密的条文,其自组织

性和自适应学习能力大大放松了传统识别方法所需的约束条件,非常适合用于研究生物医学信号。

### 1.1 BP网络的结构<sup>[4]</sup>

用神经网络的方法做模式识别的研究,一般重点考虑三个方面:网络结构、训练网络的算法和网络的输入输出信号。BP神经网络是多层前馈网络,该网络的信号从输入神经元到输出神经元进行无反馈传播,网络结构如图1所示。这种网络由输入信号源,隐含层,输出层三部分构成,要研究的信号经输入神经元输入网络,输出层输出被研究信号的分析结果,而隐含层,又名中间层通常可以有一层或多层(图1只画出了含一个隐含层的BP网络),每层神经元的数目多少根据解决问题的实际需要而定。各层都有自己的权值矩阵 $W$ ,域值向量 $b$ ,净输入向量 $n$ 和一个输出向量 $a$ ,用上标来标注这些层次。该网络有 $R$ 个输入信号,隐含层有 $S^1$ 个神经元,输出层有 $S^2$ 个神经元。其中 $f$ 是传递函数, $a=f(n)$ 。理论和实践的研究表明,用误差反向传播算法(error-backpropagation algorithm,简称BP算法)训练的,具有一个隐含层的多层前馈网络是目前使用最广泛的网络之一。

\* 收稿日期:2004-04-20

基金项目:重庆大学高电压与电工新技术教育部重点实验室资助项目

作者简介:徐方维(1978-),女,四川仁寿人,重庆大学硕士研究生,从事生物医学信号处理研究。

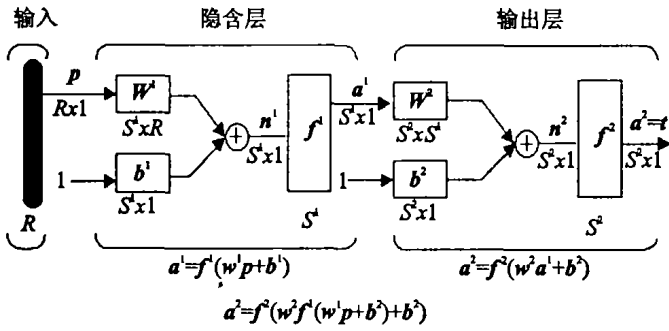


图1 具有一个隐含层的BP网络

1.2 误差反向传播算法<sup>[4]</sup>

误差反向传播算法是一种有监督的学习算法。所谓有监督的学习,就是对于一组确定的训练样本,知道网络的期望输出值(目标输出值),网络学习的过程就是让其实际输出值逼近期望输出值的过程。BP算法的主要思想是把学习过程分成两个阶段:第一阶段(正向传播过程),输入信息通过隐含层、输出层逐层处理并计算每个单元的实际输出值;第二阶段(反向传播过程),若在输出层未能得到期望的输出值,则逐层递归地计算实际输出与期望输出之差值(即误差),以便根据此误差调节权值。该算法有两种学习方式,即批处理学习过程和单个模式处理过程:批处理是所有模式进行学习之后再改变权值;单个模式学习就是学习一个模式改变一次权值,适合小样本的模式识别问题,本文中采用的是后者。

误差反向传播算法的性能函数是误差的平方和函数。在具有非线性传递函数的多层网络中,网络权值和误差的关系较为复杂。计算导数需要使用微积分的链式法则。下面给出具体的BP算法。多层网络中某一层的输出成为下一层的输入

$$a^{m+1} = f^{m+1}(W^{m+1}a^m + b^{m+1}), m = 0, 1, \dots, M - 1 \quad (1)$$

这里,  $M$  是网络的层数。隐含层的神经元从外部接收输入  $a^0 = p$ , 它是等式(1)的起点。最后一层神经元的输出即是网络的输出  $a = a^M$ 。网络的输入信号和目标输出信号对为:

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_q, t_q\} \quad (2)$$

这里  $p_q$  是网络的第  $q$  个输入,  $t_q$  是其对应的目标输出。在单个模式的学习中,每输入一个样本,便将网络实际输出与目标输出相比较,从而调整网络参数以使网络的均方误差  $F(x)$  最小化。若网络有多个输出,则均方误差函数  $F(x)$  的一般形式为:

$$F(x) = E[e^T e] = E[(t - a)^T (t - a)] \quad (3)$$

这里,  $x = [W, b]^T$  是网络权值和阈值构成的向量。实际计算时应用  $\hat{F}(x)$  来估计均方误差:

$$\hat{F}(x) = (t(k) - a(k))^T (t(k) - a(k)) = e^T(k) e(k) \quad (4)$$

这里,均方误差被第  $k$  次迭代时的误差平方和所代替。网络训练的目标就是要使  $\hat{F}(x)$  最小化。网络第  $m$  层的权值和阈值更新规则为:

$$w_{ij}^m(k+1) = w_{ij}^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial w_{ij}^m} \quad (5)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial b_i^m} \quad (6)$$

这里,  $\alpha$  是学习速率。又由于  $\frac{\partial \hat{F}}{\partial w_{ij}^m} = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial w_{ij}^m}$  和  $\frac{\partial \hat{F}}{\partial b_i^m} = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m}$ , 其中  $n_i^m = \sum_{j=1}^{s^{m-1}} w_{ij}^m a_j^{m-1} + b_i^m$ , 因此有  $\frac{\partial n_i^m}{\partial w_{ij}^m} = a_j^{m-1}$ ,  $\frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m} = 1$ 。如果定义灵敏度为  $s_i^m = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m}$ , 则有  $w_{ij}^m(k+1) = w_{ij}^m(k) - \alpha s_i^m a_j^{m-1}$  和  $b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha s_i^m$ 。用矩阵形式表示则为:

$$W^m(k+1) = W^m(k) - \alpha s^m (a^{m-1})^T \quad (7)$$

$$b^m(k+1) = b^m(k) - \alpha s^m \quad (8)$$

这里  $s^m \equiv \frac{\partial \hat{F}}{\partial n^m} = \left[ \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_1^m} \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_2^m} \dots \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_{s^m}^m} \right]^T$ 。现在计算灵敏度  $s^m$ , 这要用到微分链法则。正是这个过程给出了反向传播这个名称,因为它描述了第  $m$  层的灵敏度通过第  $m+1$  层的灵敏度来计算的递推关系。灵敏度递推关系的雅可比矩阵为:

$$\frac{\partial n^{m+1}}{\partial n^m} = \begin{bmatrix} \frac{\partial n_1^{m+1}}{\partial n_1^m} & \frac{\partial n_1^{m+1}}{\partial n_2^m} & \dots & \frac{\partial n_1^{m+1}}{\partial n_{s^m}^m} \\ \frac{\partial n_2^{m+1}}{\partial n_1^m} & \frac{\partial n_2^{m+1}}{\partial n_2^m} & \dots & \frac{\partial n_2^{m+1}}{\partial n_{s^m}^m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial n_{s^{m+1}}^{m+1}}{\partial n_1^m} & \frac{\partial n_{s^{m+1}}^{m+1}}{\partial n_2^m} & \dots & \frac{\partial n_{s^{m+1}}^{m+1}}{\partial n_{s^m}^m} \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中  $\frac{\partial n_i^{m+1}}{\partial n_j^m} = w_{ij}^{m+1} \frac{\partial a_j^m}{\partial n_j^m} = w_{ij}^{m+1} f^m(n_j^m)$ , 因而雅可比矩阵可写成:

$$\frac{\partial n^{m+1}}{\partial n^m} = W^{m+1} \hat{F}^m(n^m) \quad (10)$$

$$\text{这里 } \hat{F}^m(n^m) = \begin{bmatrix} f^m(n_1^m) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & f^m(n_2^m) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & f^m(n_{s^m}^m) \end{bmatrix}$$

用矩阵形式的链法可写出灵敏度的递推关系式:

$$s^m = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n^m} = \left( \frac{\partial n^{m+1}}{\partial n^m} \right)^T \frac{\partial \hat{F}}{\partial n^{m+1}} =$$

$$\hat{F}^m(n^m)(W^{m+1})^T \frac{\partial \hat{F}}{\partial n^{m+1}} = \hat{F}^m(n^m)(W^{m+1})^T s^{m+1} \quad (11)$$

灵敏度从最后一层通过网络被反向传播到第一层：

$$s^M \rightarrow s^{M-1} \rightarrow \dots \rightarrow s^2 \rightarrow s^1 \quad (12)$$

递推关系式(12)的起点为

$$s_i^M = -2(t_i - a_i)j^M(n_i^M),$$

矩阵形式表示为

$$s^M = -2\hat{F}^M(n^M)(t - a) \quad (13)$$

## 2 用 BP 神经网络分析脉象信号

### 2.1 脉象信号的采集

笔者研究的脉象信号是用脉搏传感器在正常人和海洛因吸食者的左手关位取得的,脉搏传感器将脉压信号转换成电压信号输出,通过信号处理电路处理后,由计算机采集而得。根据 Nyquist 采样定理,考虑到低通滤波器截止频率为 45 Hz,选用 128 Hz 的采样频率,采样点数 20 000,取样时间长度为 156.25 s。对每一例采得的时间信号选取代表一个心动周期的脉搏波,并对其归一化,在其后补零使其长度为 140 点。本文的 30 例脉象信号中,15 例取自正常人(其中男性 9 人,女性 6 人,年龄 22~31 岁),15 例取自吸毒病人(其中男性 10 人,女性 5 人,年龄 17~40 岁)<sup>[5-6]</sup>。如图 2 所示,(a)图表示一例正常人的脉搏信号(在表 1 中标注为 Z01),(b)图表示一例吸毒病人的脉搏信号(在表 1 中标注为 B01)。

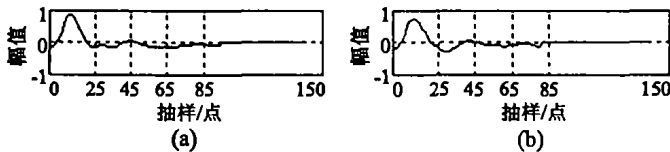


图 2 原始脉象图

### 2.2 脉象信号的检测

通过反复实验,笔者建立了一个 40~20~1 的二层 BP 网络,即网络的每个训练样本含 40 个元素,隐含层选用 20 个神经元,输出层选用 1 个神经元,网络输出即为识别的结果。每个输入样本均是选取脉搏信号的第 25~64 这 40 个点作为网络的输入信号,形成  $PP = [Z01 B01 Z02 B02 \dots Z14 B14 Z15 B15]$  这样一个含有 30 个元素的样本数组,其中 Z 代表正常人, B 代表病人,它们又都是含有 40 个元素的列向量。令  $TT = [1 -1 1 -1 \dots 1 -1 1 -1]$ ,这里 1 和 -1 分别是与 Z 和 B 相对应的网络目标输出,即是说网络输出 1,表示该脉搏信号属于正常人,反之则是吸毒病人。将 30 例原始样本 PP 分为 20 个训练样本信号  $P_{训}$  和

10 个测试样本信号  $P_{测}$ ,其中  $P_{训} = [Z06 B06 \dots Z15 B15]$ ,  $P_{测} = [Z01 B01 \dots Z05 B05]$ ,又令 20 个训练样本加上噪声为  $PP_{训} = P_{训} + NOISE1$ ,这里的噪声 NOISE1 是信噪比分别为 20 dB 和 5 dB 的高斯噪声,30 例原始样本加噪声为  $PP_{测} = PP + NOISE2$ ,此处 NOISE2 是信噪比为 20 dB 的高斯噪声。网络隐含层和输出层的传递函数均为双曲正切 S 形函数  $tansig$ ,其表达式为  $a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$ ,该函数保证网络的实际输出值在  $[-1, 1]$  之间。网络训练采用如前所述的 BP 算法,将用  $P_{训}$  训练完成的网络记为 NET1,再用  $PP_{训}$  和  $P_{测}$  依次训练 NET1,将训练完成的网络记为 NET2,然后用测试样本  $P_{测}$  和加噪声的测试样本  $PP_{测}$  分别测试网络 NET1 和 NET2,给出了如下的图形和数据结果。

### 2.3 实验结果及分析

图 3 中(a)图表示网络 NET1 的性能函数值随迭代周期改变的误差曲线,(b)图是在  $PP_{训}$  训练 NET1 的基础上, $P_{测}$  训练的网络 NET2 的性能函数值随迭代周期改变的误差曲线。从图 3(a)可以看到,网络在迭代 1 000 次后误差已小于 0.01,从图 3(b)可以看出,网络 NET2 较之网络 NET1 达到了更好的收敛效果。图 4 是网络 NET1 对原始的 10 个测试样本  $P_{测}$  和 30 个加信噪比为 20 分贝噪声的样本  $PP_{测}$  的网络测试输出。表 1 和表 2 分别是图 4 中(a)和(b)两图对应的网络实际测试输出值。可以看到,除了第一例正常人被判为吸毒病人外,其他的脉象信号都被正确地分类了。图 5 是网络 NET2 对原始的 10 个测试样本  $P_{测}$  和 30 个加信噪比为 20 dB 噪声的样本  $PP_{测}$  的网络测试输出。可以看出,网络也只对第一例脉象信号误判了。

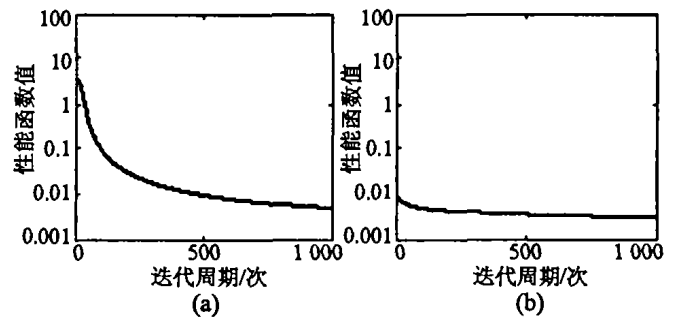


图 3 性能函数曲线

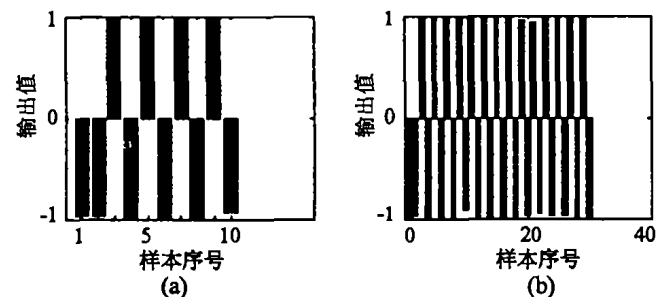


图 4  $P_{训}$  训练的网络 NET1 对  $P_{测}$  和  $PP_{测}$  的网络测试输出

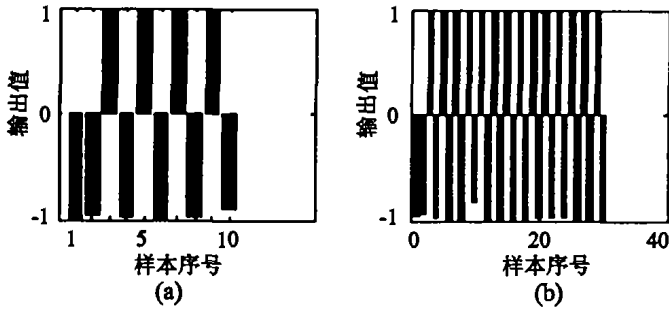


图5  $PP_{\text{训}}$ 训练的网络 NET2 对  $P_{\text{测}}$  和  $PP_{\text{测}}$  网络测试输出

表1 对应图4(a)的网络测试输出数据

记录	正常人	记录	病人
Z01 *	-0.994 1	B01	-0.988 2
Z02	0.988 5	B02	-0.999 2
Z03	1.000 0	B03	-0.999 4
Z04	0.999 9	B04	-0.994 8
Z05	0.999 2	B05	-0.861 4

表2 对应图4(b)的网络测试输出数据

记录	正常人	记录	病人
Z01 *	-0.995 1	B01	-0.984 1
Z02	0.985 9	B02	-0.999 5
Z03	1.000 0	B03	-0.999 4
Z04	0.999 9	B04	-0.994 9
Z05	0.998 6	B05	-0.882 9
Z06	1.000 0	B06	-0.998 8
Z07	0.999 7	B07	-0.984 8
Z08	0.999 8	B08	-0.999 7
Z09	1.000 0	B09	-0.999 3
Z10	0.954 3	B10	-0.935 8
Z11	0.979 5	B11	-0.952 6
Z12	0.998 9	B12	-0.976 9
Z13	0.994 3	B13	-0.975 3
Z14	1.000 0	B14	-0.999 4
Z15	0.997 7	B15	-0.997 4

说明:表1和表2中的“\*”均表示被误判的脉象信号

本文前面的实验结果是基于 MATLAB6.5 的神经网络工具箱的,笔者还用 C 语言验证了上述方法,其结果与如前所用 MATLAB6.5 分析结果一致,用测试样本  $P_{\text{测}}$  对训练的网络进行测试,仅标号为 Z01 的这一例正常人被误判为病人,网络达到了 96.7% 的识别率。

从上面基本 BP 算法检测脉象信号可以看出,网络的收敛速度太慢了。为此,笔者还用共轭梯度后向传播算法(Conjugate Gradient Backpropagation, CGBP)训练的网络来检测上述脉象信号。CGBP 是基本 BP 算法与数值优化中的共轭梯度法相结合的改进的快速

BP 算法。采用 CGBP 算法与  $P_{\text{训}}$  样本对 40~20~1 的原始网络进行训练,只迭代 133 次就达到误差为  $10^{-3}$  的性能指标,误差曲线示于图 6。训练完成的网络对  $P_{\text{测}}$  和  $PP_{\text{测}}$  的网络测试输出如图 7 所示,其检测结果与应用基本 BP 算法训练的网络检测结果相同,均达到了 96.7% 的检测率。

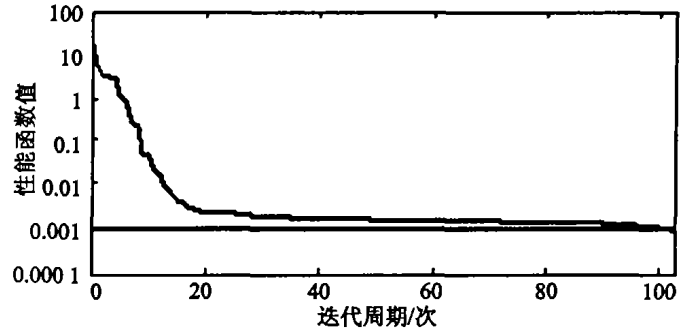


图6 CGBP 的性能函数曲线

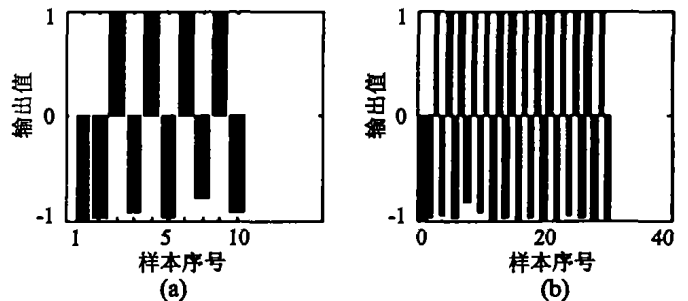


图7 用 CGBP 训练的网络对  $P_{\text{测}}$  和  $PP_{\text{测}}$  的网络测试输出

### 3 结论

用神经网络 BP 算法和 CGBP 算法训练的网络对吸毒病人的脉象信号的识别率均达到了 96.7%,较之用其它方法研究脉象信号的识别问题,其正确率大大提高了,说明该方法是切实可行的。该方法为脉象信号的计算机识别和吸毒病人的临床检测提供了一个比较有效的手段。

#### 参考文献:

- [1] 唐洁. 吸毒现象蔓延的特点、原因及对策[J]. 广西政法管理干部学院学报, 2003, 18(3): 94-96.
- [2] 陈益, 陈嘉琳, 连文. 228 例吸毒者的肝功能和乙肝感染指标调查[J]. 广东卫生防疫, 1995, 21(3): 9-11.
- [3] 广东中医学院. 中医诊断学[M]. 上海: 上海人民出版社, 1972.
- [4] MARTIN T H, HOWARD B D, MARK B. Neural network design[M]. 北京: 机械工业出版社, 中信出版社, 2002.
- [5] 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.
- [6] 朱英华, 蔡坤宝, 王永东, 海洛因成瘾者脉象异常的分析[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2001, 24(1): 59-62.

## Application of neural networks to the detection of pulse signals

XU Fang-wei<sup>1</sup>, CAI Kun-bao<sup>2</sup>

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

2. College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

**Abstract:** Artificial neural networks are a class of interconnected network, which imitate the biological interconnections in structures. A trained neural network may be used to realize pattern recognitions, signal processing and detection, etc. . Considering the characteristic differences between the pulse signals of heroin addicts and healthy persons, we successfully use BP network to identify heroin addicts from the pulse signals of 15 heroin addicts and 15 healthy persons. A two-layer BP network with 40 ~ 20 ~ 1 is constructed. The input signals of the network are obtained by clipping the characteristic section of every pulse signal. The network is trained by the training samples obtained by the clipping and the training samples with additive noise, respectively. The training speed of the basic BP algorithm is compared with that of the Conjugate Gradient algorithm. The experimental result shows that all of the heroin addicts are identified except that one healthy person is misjudged. The identification rate of the trained networks reaches 96.7%, which shows that the trained networks in this paper are effective for detecting pulse signals.

**Key words:** heroin addict; pulse signal; neural network; BP algorithm

(编辑 李胜春)

---

(上接第26页)

## Universal design of ISO9000 quality management information system

DAI Hong-mei, HUANG Zhong-quan, ZHANG Gen-bao, WANG Shu-de, FENG Shi-lin

(College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

**Abstract:** Quality Management Information System(QMIS) is critical component in enterprise quality system. The enterprise quality management of modern manufacture perform mostly as a dynamic system during continuous change. OMT (Object-oriented Modeling Technique) is adopted in this paper, QMIS is analyzed on the aspects of system analysis, system architecture, object model. The framework architecture of flexible ISO9000-QMIS and the universal feature is presented. With the design of flexibility and expandability, structure and function can be redesigned based on managing instance of enterprises, and satisfy the dynamic requirement of informationlization.

**Key words:** quality information management; object-oriented; universal design; framework architecture

(编辑 张小强)