

⑦ 44-49

基于模糊隶属函数和BP网络的脑障碍诊断

The Method of Diagnosing Brain-dysfunction
Based on Membership Function and BP Neural Network

曾孝平
Zeng Xiaoping

周家启
Zou Jiaqi

张安邦
Zang Anbang

R741.044

(重庆大学电气工程系, 重庆, 630044; 第一作者 39岁, 男, 副教授, 博士生)

A 摘要 给出了用对照组和肝性脑病组的连续反应时间(CRT)特征值构成模糊隶属度函数, 用它对脑CRT数据预处理, 然后用BP神经网络分类、诊断脑功能障碍。解决了样本固有的模糊性扩大样本和输入数据分散时BP网络训练精度差、速度低的问题。

关键词 / 模糊隶属度; 人工神经网络; 连续反应时间; 脑障碍

中国图书资料分类法分类号 TP391.4

模糊隶属函数

ABSTRACT Membership functions, formed with the characteristic values obtained by applying the continuous reaction time (CRT) theory from controls and hepatic encephalopathy and proposed in this paper. With these membership functions, the CRT data to be diagnosed are calculated in advance, and then discriminated by BP neural network to differentiate patients with or without brain dysfunction. The troubles of low accuracy and efficiency, encountered in training BP network with fuzzy samples, scattered data and extended samples, are solved.

KEYWORDS / fuzzy membership function; artificial neural network; continuous reaction time; brain-dysfunction

0 引 言

利用连续反应时间(CRT)原理测试大脑对随机信号的反应延迟时间, 是目前对脑功能障碍诊断的常用方法。1985年, Elass等用百分位法对正常对照组, 脑损伤组和肝性脑病组的CRT数据进行统计处理发现, 在百分位点 P_{10} 、 P_{90} 和 $\frac{P_{50}}{P_{90}-P_{10}}$ 上, 可以较好地将三组样本两两区分开。我们参照其方法, 制作了CRT微电脑测试仪, 收集肝性脑病和对照组的CRT数据进行分类研究, 在寻求最佳分界点, 以得到最好的诊断灵敏度和特异性的过程中, 我们发现: 1) 两样本的分界本身是模糊的, 大脑反应的快与慢、敏捷与迟钝很难用一个精确点将其截然分开; 2) 百分位法要求样本较大, 由于样本的每个病例都要经过多项检验才能确定, 时间长、工作量大、样本收集十分困难。为此, 我们采用人工神经网络方法对其分类, 利用网络

* 收文日期 1995-05-02
重庆大学青年科学基金资助项目

的学习特性,使网络的分类特性随病例的增多而不断完善。针对样本的模糊性和数据分散时BP网络训练速度低的问题,我们分别用两样本在 P_{10} 、 P_{50} 、 P_{90} 和 $P_{50}/(P_{90}-P_{10})$ 四个特征点上的统计值,作为岭形分布的边界值,构造岭形隶属度函数,对检测数据预处理,用处理后的数据作为BP网络的输入数据,进行网络训练或分类计算。结果表明,这不仅提高了分类的正确率,而且提高了神经计算的速度。

1 脑CRT数据分类的隶属函数

脑CRT数据是根据CRT原理,通过微电脑向受试者发出一系列随机信号,并记录受试者对每一信号的最短反应时间所得的数据。它要求采集的数据足够多,以消除一些随机干扰。我们参照文献[1]的方法,对每个受试者采集150个数据,用百分位法找出百分位点 P_{10} 、 P_{50} 和 P_{90} 对应的反应时间以及 $\frac{P_{50}}{P_{90}-P_{10}}$ 。表1列出了对照组和肝性脑病组两类样本的统计值,在这四个特征点上,根据样本分布特性,选择岭形隶属函数^[2],并以两样本的统计反应时间分别作为升、降半岭分布的边界值,求出各自的隶属函数。

表1 两组样本统计值 (ms)

百分位点	P_{10}	P_{50}	P_{90}	$\frac{P_{50}}{P_{90}-P_{10}}$
对照组	197.5	237.5	302.5	2.262
肝性脑病组	222.5	282.5	382.5	1.765

将各特征点的分别代替岭形分布公式中的边界值 a 、 b ,即:

降岭

$$\mu(t) = \begin{cases} 1 & t \leq a \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{b-a} \left(t - \frac{a+b}{2} \right) & a < t \leq b \\ 0 & b < t \end{cases}$$

和升岭

$$\mu(t) = \begin{cases} 1 & t \leq a \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{b-a} \left(t - \frac{a+b}{2} \right) & a < t \leq b \\ 1 & b < t \end{cases}$$

可得各特征点上反应时间 t 的隶属函数表达式,设 V_1 和 V_2 分别表示对照组和肝性脑病组的隶属函数,则在 P_{10} 点, $a = 197.5$, $b = 222.5$ 有:

$$V_1: \quad x_{11} = \begin{cases} 1 & t \leq 197.5 \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{25} (t - 210) & 197.5 < t \leq 222.5 \\ 0 & 222.5 < t \end{cases}$$

$$V_2: x_{21} = \begin{cases} 0 & t \leq 197.5 \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{25}(t - 210) & 197.5 < t \leq 222.5 \\ 1 & 222.5 < t \end{cases}$$

在 P_{50} 点, $a = 237.5, b = 282.5$

$$V_1: x_{12} = \begin{cases} 1 & t \leq 237.5 \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{45}(t - 260) & 237.5 < t \leq 282.5 \\ 0 & 282.5 < t \end{cases}$$

$$V_2: x_{22} = \begin{cases} 0 & t \leq 237.5 \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{45}(t - 260) & 237.5 < t \leq 282.5 \\ 1 & 282.5 < t \end{cases}$$

在 P_{90} 点, $a = 302.5, b = 382.5$

$$V_1: x_{13} = \begin{cases} 1 & t \leq 302.5 \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{80}(t - 342.5) & 302.5 < t \leq 382.5 \\ 0 & 382.5 < t \end{cases}$$

$$V_2: x_{23} = \begin{cases} 0 & t \leq 302.5 \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{80}(t - 342.5) & 302.5 < t \leq 382.5 \\ 1 & 382.5 < t \end{cases}$$

在 $\frac{P_{50}}{P_{90} - P_{10}}$ 点有, $a = 1.765, b = 2.262$

$$V_1: x_{14} = \begin{cases} 0 & t \leq 1.766 \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{0.497}(t - 2.014) & 1.766 < t \leq 2.262 \\ 1 & 2.262 < t \end{cases}$$

$$V_2: x_{24} = \begin{cases} 1 & t \leq 1.766 \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{0.497}(t - 2.014) & 1.766 < t \leq 2.262 \\ 0 & 2.262 < t \end{cases}$$

将诊断对象有脑 CRT 数据 $T = (t_1, t_2, t_3, t_4)$ 分别代入其隶属函数表达式预处理, 就得到神经网络的输入向量 $V_1 = (x_{11}, x_{12}, x_{13}, x_{14})$ 或 $V_2 = (x_{21}, x_{22}, x_{23}, x_{24})$, 向量 V_1 和 V_2 分别表示数据 T 隶属于对照组和肝性脑病组的程度。可选其中之一作为训练或诊断输入, 岭形隶属函数, 以两样本的统计特征值作升或降半岭形分布的边界值, 比文献[1]用单点分割更接近实际。以 P_{10} 点为例, 图 1 画出了属于对照组的隶属度 x_{11} 和属于肝性脑病的隶属度 x_{21} 的变化曲线。在对照组的特征值 197.5 ms 到肝性脑病组特征值 222.5 ms 之间, x_{11} 逐渐下降, x_{21} 逐渐上升, 存在一个过渡带, 这在一定程度上反映了两样本的统计特性。同时隶属度函数把 CRT 数据映射在 0 ~ 1, 这有利用提高 BP 网络的训练精度和效率。

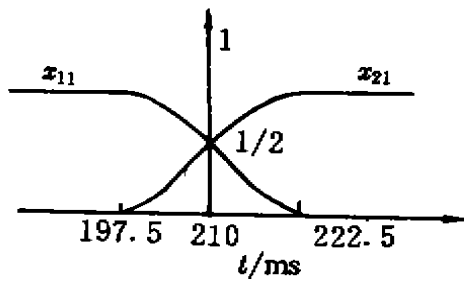


图 1 t 在 P_{10} 点隶属关系变化曲线

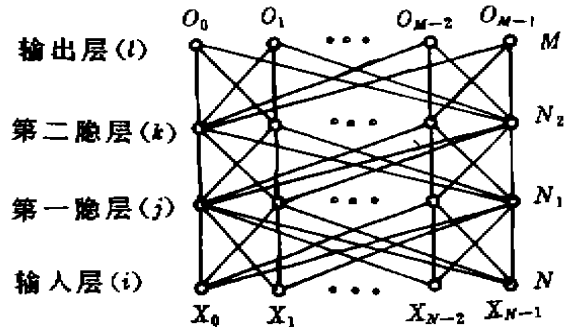


图 2 具有两个隐层的神经网络

2 脑障碍的 BP 网络诊断与结果

2.1 BP 网络

BP 网络是采用误差反向传播算法 (Back-Propagation Algorithm) 的多层神经网络的简称。具有二个隐层的神经网络如图 2 所示^[1], N, N_1, N_2 和 M 分别表示各层节点数。

如果以 I, O 分别表示节点的输入和输出, $()$ 内的数据表示层号, 则对输入层、仅接收信息:

$$O_i^{(1)} = I_i^{(1)} = x_i \quad 0 \leq i \leq N - 1$$

其余三层分别有:

$$O_j^{(2)} = f(I_j^{(2)} - Q_j^{(2)}) = f\left(\sum_{i=1}^{N-1} W_{ji} O_i^{(1)} - Q_j^{(2)}\right) \quad 0 \leq j \leq N_1 - 1$$

$$O_k^{(3)} = f(I_k^{(3)} - Q_k^{(3)}) = f\left(\sum_{j=1}^{N_1-1} W_{kj} O_j^{(2)} - Q_k^{(3)}\right) \quad 0 \leq k \leq N_2 - 1$$

$$O_l^{(4)} = f(I_l^{(4)} - Q_l^{(4)}) = f\left(\sum_{k=1}^{N_2-1} W_{lk} O_k^{(3)} - Q_l^{(4)}\right) \quad 0 \leq l \leq M - 1$$

其中 f 为连续可微函数, 设其为 S 型函数

$$f(I, Q) = \frac{1}{1 + e^{-(I-Q)}}$$

为了使网络实现正确分类, 必须用不同例子的输入特征向量和期望的输出向量对网络进行反复训练。设第 p 个训练样本所期望的输出为 $d_i(p), 0 \leq i \leq M - 1$, 系统的实际输出为 $O_i(p)$, 则误差

$$\delta_i(p) = d_i(p) - O_i(p) \quad 0 \leq i \leq M - 1$$

定义系统的均方误差能量函数为:

$$E(p) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{M-1} (d_i(p) - O_i(p))^2$$

$$E_T = \sum_{p=1}^{NM} E(p)$$

当误差能量函数取最小值时, 则输出最大限度地逼近希望输出值。根据梯度搜索技术, 为了使误差函数随各层间连续权和阈值的调整最速下降, 设权系数和阈值的改变量正比于它对

能量函数导数的负值,即

$$\Delta W_{pr} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{pr}}$$

$$\Delta Q_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial Q_i}$$

由复合求导法则不难得到网络训练的修正公式:

$$\Delta W_{pr}(n+1) = W_{pr}(n) + \eta \delta_r O_p$$

$$\Delta Q_i(n+1) = Q_i(n) - \eta \delta_i$$

这里 $0 < \eta < 1$ 表示学习率, O_p 是低层节点 p 的输出, δ_r 是能量函数 E 对高层节点 q 的输入 I_r 的导数负值. 对输出层节点 q 有

$$\delta_r = O_r(1 - O_r)(d_r - O_r)$$

若 q 是隐层节点则

$$\delta_r = O_r(1 - O_r) \sum_r \delta_r W_{rr}$$

这里 r 是比 q 更高一层的节点.

2.2 分类算法

分类算法包括网络训练和分类计算两个过程.

2.2.1 网络训练

- 1) 对所有的连续权和阈值赋以一个小的随机数作为计算初值;
- 2) 用隶属函数对 CRT 数据 T 预处理, 得到输入向量 V_1 或 V_2 ;
- 3) 输入训练样本的输入向量 V_1 或 V_2 的期望的输出向量 D , 样本数, 训练次数和允许误差;
- 4) 检验样本计算输出值与期望值的误差平方和, 若小于给定允许误差则结束训练, 否则转 5);
- 5) 检验训练次数是不是到规定值, 已到则结束训练, 否则转 6);
- 6) 按网络训练修正公式调整各连续权和阈值, 返回 4).

2.2.2 分类计算

- 1) 输入待识样本 CRT 数据 T ;
- 2) 用隶属函数对数据 T 预处理, 得到分类网络输入向量 V_1 或 V_2 ;
- 3) 计算输出向量及其与各类的均方误差;
- 4) 比较各均方误差, 最小值对应的模式即是该样本的类.

2.3 应用

统计所用数据是第三军医大学西南医院和大坪医院用 CRT 测试仪收集, 并通过其它方法所确诊的病例 56 个, 其中正常组 30 个, 肝性脑病 26 个, 我们在两类样本中分别取 4 例作为待识样本, 其余 48 例为网络训练样本, 在 486PC 机上进行了仿真计算. 经调试选择网络隐层数为 1, 隐层节点为 9 个, 当均方误差和 E 为 0.2 时, 经 11 分 29 秒的学习后, 可对所有的训练样本正确分类, 如果不作预处理, 则在训练 7 000 次时, 其均方误差和 E 为 16.7, 对已训练样本分类的正确率为 65%, 继续增加训练次数 T_v , 误差并不减少, 各权值不再改变. 此外, 我们还用归一化的方法对检测信号预处理, 即将第 i 个特征点的最大值 t_{im} 除该特征点样本 j 的值得归一化的值 x_{ij} , 即

$$x_{ij} = \frac{t_{ij}}{t_{im}}$$

$$t_{im} = \max(t_{ij}) \quad 0 \leq j \leq N, 0 \leq i \leq 3$$

N_i 为各类样本总数, 表 2 列出了三种计算的结果。

表 2 分别列出了三种情况下的训练样本数 T_s , 训练时间 T_t , 以及训练样本识别正确率 R_s 和测试样本识别正确率 R_r 。可以看出, 经隶属度预处理, 训练速度和分类正确率都明显提高。

表 2 三种情况下的计算结果

三种情况	T_s	E	T_t/min	T_s	$R_s/\%$	$R_r/\%$
未预处理	48	16.7	44.1	30000	65	33
归一化预处理	48	0.2	20.07	13651	100	66
隶属函数预处理	48	0.2	11.48	7853	100	83

2.4 关于网络参数的选择

2.4.1 隐层数和隐层节点数

网络的隐层数和隐层节点数一般是针对所研究的对象, 通过多次试验来确定。如果隐层节点数可以任意选择, 那么一个隐层的网络可以任意精度逼近任何连续函数, 二个隐层的网络可实现对任意复杂的分类。从两样本群特征值的统计分布来看, 可用一平滑曲线将其分开, 因此用一个隐层的网络足以满足要求, 对 N 维输入向量, 隐层节点数选择 $2N+1$ 足以保证分类计算所需容量。

2.4.2 关于学习率 η 的选择

通过调整学习率 η 可以调整权系数和阈值的改变量, η 的选择通常是根据经验决定, η 太小, 计算的收敛速度慢, η 太大又可能使计算不稳定, 经试验, 我们选取的 η 为 0.65。

3 结束语

笔者用模糊隶属函数对脑 CRT 信号进行预处理, 然后用 BP 神经网络分类, 给出了正常对照组和肝性脑病的隶属函数, 较好地解决了样本固有的模糊性分界和检测数据分散时, BP 模型训练精度差, 效率低的问题, 得到比较满意的分类结果。

参 考 文 献

- 1 Elsass P. Discrimination between organic and hepatic encephalopathy by means of continuous reaction times. *Liver*, 1985, (5), 29~34
- 2 张俊福, 邓本让, 朱玉仙. 应用模型数学. 北京: 地质出版社, 1988. 52~53
- 3 周继成, 周青山, 韩飘扬. 人工神经网络——第六代计算机的实现. 北京: 科学普及出版社, 1993. 47~52