



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107714037 A

(43)申请公布日 2018.02.23

(21)申请号 201710947117.4

(22)申请日 2017.10.12

(71)申请人 西安科技大学

地址 710054 陕西省西安市雁塔中路58号

(72)发明人 汪梅 王刚 张思明 张佳楠

赵海强 陈士汉 程松

(74)专利代理机构 西安创知专利事务所 61213

代理人 谭文琰

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

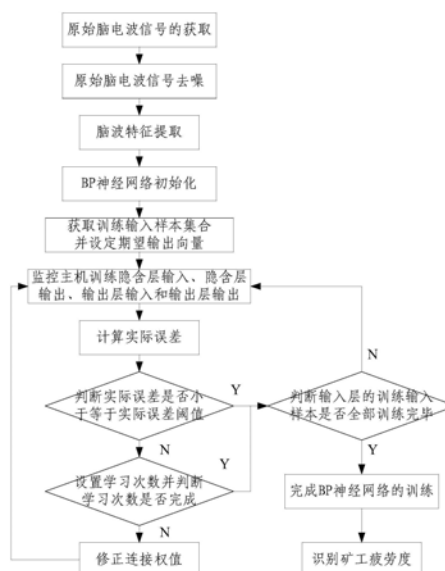
权利要求书4页 说明书12页 附图3页

(54)发明名称

一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法,包括步骤:一、原始脑电波信号的获取;二、原始脑电波信号去噪;三、脑波特征提取;四、BP神经网络的训练,401、BP神经网络初始化,402、获取训练输入样本集合并设定期望输出向量,403、监控主机训练隐含层输入、隐含层输出、输出层输入和输出层输出,404、计算实际误差,405、判断实际误差是否小于等于实际误差阈值,406、设置学习次数并判断学习次数是否完成,407、修正连接权值,408、完成BP神经网络的训练;五、识别矿工疲劳度。本发明对原始脑电波信号去噪获取精度高的脑电波信号,采用脑电波能量波动关系量化矿工精神状态并作为BP网络输入信号,矿工疲劳识别准确率高。



1. 一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法,其特征在于,该方法包括以下步骤:

步骤一、原始脑电波信号的获取:采用安装在矿用头盔本体(14)上的脑电信号获取装置获取矿工的脑电波信号并对其进行预处理,得到原始脑电波信号 $X(t)$ 后送入处理器(5);

所述脑电信号获取装置包括安装在矿用头盔本体(14)的内表面上获取大脑右侧前额叶部位精神状态的第一脑电电极(1)、采集的耳垂处的电位且屏蔽参考信号的第二脑电电极(2)和屏蔽大脑以下伪迹信号的第三脑电电极(3),以及安装在矿用头盔本体(14)后侧用于对第一脑电电极(1)、第二脑电电极(2)和第三脑电电极(3)采集的信号进行预处理的脑电信号获取模块(4),脑电信号获取模块(4)的信号输出端与处理器(5)的信号输入端相接;

步骤二、原始脑电波信号去噪,过程如下:

步骤201、选取小波基对原始脑电波信号进行小波分解:处理器(5)利用sym5小波基函数对脑电信号获取模块(4)采集的原始脑电波信号 $X(t)$ 进行小波分解,得到原始脑电波信

$$\text{号} X(t) \text{ 小波分解的频带离散展开系数 } \begin{cases} d_i = \sum_{n=1}^N c_{i-1} g_n \\ c_i = \sum_{n=1}^N c_{i-1} h_n \end{cases}, \text{ 其中, } i \text{ 为小波分解的层数且 } i \text{ 为不小于}$$

1的正整数, N 为离散点的采样点数且 $N \geq 2$, c_i 为原始脑电波信号 $X(t)$ 的第 i 层小波分解低频系数, d_i 为原始脑电波信号 $X(t)$ 的第 i 层小波分解高频系数, g_n 为第 n 个采样点对应的高通滤波器, h_n 为第 n 个采样点对应的低通滤波器,低通滤波器 h_n 与高通滤波器 g_n 正交;

$$\text{步骤202、根据公式 } \bar{d}_i = \begin{cases} \text{sign}(d_i)|d_i - t|, & d_i \geq T \\ 0, & d_i < T \end{cases}, \text{ 对第 } i \text{ 层小波分解高频系数 } d_i \text{ 进行阈}$$

值处理,得到第 i 层小波分解高频更新系数 $\bar{d}_i$,其中, T 为高频系数阈值且 $T = \phi \sqrt{2 \ln N}$, ϕ 为

噪声标准差且 $\phi = \frac{\text{Median}(|d_i|)}{0.6745}$, $\text{Median}(\cdot)$ 为中值函数, $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数, t 为门限选

择参数且 $t = \frac{T}{\exp^2(\frac{|d_i| - T}{N_i})}$, N_i 为随机数;

步骤203、根据公式 $c'_{i-1} = \sum_{n=1}^N c'_i h_n + \sum_{n=1}^N \bar{d}_i g_n$,对第 $i-1$ 层小波分解低频系数 c_{i-1} 进行更新,得到第 $i-1$ 层小波分解低频更新系数 c'_{i-1} , c'_i 为第 i 层小波分解低频更新系数,当且仅当 i 为小波分解最后一层时 $c'_i = c_i$;

步骤204、根据公式 $D(t) = \sum c'_i \varphi_i(t) + \sum \bar{d}_i \psi_i(t)$,重构去噪脑电波信号 $D(t)$,其中, $\varphi(t)$ 为低频小波函数, $\psi(t)$ 为高频小波函数;

步骤三、脑波特征提取,过程如下:

步骤301、去噪脑电波信号的小波包分解再重构:处理器(5)利用db5小波基函数对去噪脑电波信号 $D(t)$ 进行小波包分解再重构,得到去噪脑电波信号 $D(t)$ 小波包分解再重构的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$,其中, j 为小波包分解层数且 j 为不小于5的正整数, m 为每层分解

频带的位置编号且 $m=0,1,\dots,2^j-1$;

步骤302、获取去噪脑电波信号 $D(t)$ 的总能量:处理器(5)根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $0\sim 4\text{Hz}$ 之间的 δ 波节律信号的能量,获取 δ 波节律信号的能量 $E_n[\delta(t)]=E_n(\delta)$;处理器(5)根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $4\sim 8\text{Hz}$ 之间的 θ 波节律信号的能量,获取 θ 波节律信号的能量 $E_n[\theta(t)]=E_n(\theta)$;处理器(5)根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $8\sim 14\text{Hz}$ 之间的 α 波节律信号的能量,获取 α 波节律信号的能量 $E_n[\alpha(t)]=E_n(\alpha)$;处理器(5)根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $14\sim 30\text{Hz}$ 之间的 β 波节律信号的能量,获取 β 波节律信号的能量 $E_n[\beta(t)]=E_n(\beta)$;处理器(5)根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $0\sim 30\text{Hz}$ 之外的剩余信号的能量,获取剩余信号的干扰能量 $E_n[b(t)]=E_n(b)$;然后,根据公式 $E_n[D(t)]=\{E_n[\alpha(t)]+E_n[\beta(t)]+E_n[\theta(t)]+E_n[\delta(t)]\}+E_n[b(t)]$,获取去噪脑电波信号 $D(t)$ 的总能量 $E_n[D(t)]$,其中, $E_n[\cdot]$ 表示能量函数,去噪脑电波信号 $D(t)$ 的总能量 $E_n[D(t)]=\sum_{m=0}^{2^j-1}E_n[x^{j,m}(k)]$,

小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中任意一个离散信号 $x^{j,m}(k)$ 的能量 $E_n[x^{j,m}(k)]=\frac{1}{M}\sum_{k=1}^M[x^{j,m}(k)]^2$,
 M 为离散信号 $x^{j,m}(k)$ 的离散采样点 k 的数据长度;

$$\text{步骤303、根据公式} \begin{cases} E_n(\bar{\delta}) = \frac{E_n(\delta)}{E_n[D(t)]} \\ E_n(\bar{\theta}) = \frac{E_n(\theta)}{E_n[D(t)]} \\ E_n(\bar{\alpha}) = \frac{E_n(\alpha)}{E_n[D(t)]} \\ E_n(\bar{\beta}) = \frac{E_n(\beta)}{E_n[D(t)]} \end{cases}, \text{对}\delta\text{波节律信号的能量}E_n(\delta)\text{、}\theta\text{波节律信号的能}$$

量 $E_n(\theta)$ 、 α 波节律信号的能量 $E_n(\alpha)$ 和 β 波节律信号的能量 $E_n(\beta)$ 分别进行归一化处理,得到 δ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\delta})$ 、 θ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\theta})$ 、 α 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\alpha})$ 和 β 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\beta})$;

步骤四、BP神经网络的训练,过程如下:

步骤401、BP神经网络初始化:监控主机(10)设定BP神经网络的输入层节点数为 s 和输出层节点数为 p ;然后,根据公式 $r=\sqrt{s^2+p^2}+a$,计算隐含层节点数 r , a 为常数;最后,对输入层与隐含层之间的一级连接权 W 设定一级连接权初始值 W_0 ,对隐含层与输出层之间的二级连接权 ω 设定二级连接权初始值 ω_0 ;

步骤402、获取训练输入样本集合并设定期望输出向量:处理器(5)对矿工进行不同状态下的脑波节律信号的相对能量采集,获取训练输入样本集合 ζ ,训练输入样本集合 ζ 中训练输入样本数量为 U^0 且 $U^0=U_1^0+U_2^0+U_3^0$, U_1^0 为训练输入样本集合 ζ 中矿工疲劳状态下的训练输入样本数量且 $100\leq U_1^0\leq 200$, U_2^0 为训练输入样本集合 ζ 中矿工清醒状态下的训练输入

样本数量且 $100 \leq U_2^0 \leq 200$, U_3^0 为训练输入样本集合 ζ 中矿工集中状态下的训练输入样本数量且 $100 \leq U_3^0 \leq 200$; 设定矿工疲劳状态下的期望输出向量 $Q_1 = [1 \ 0 \ 0]$, 设定矿工清醒状态下的期望输出向量 $Q_2 = [0 \ 1 \ 0]$, 设定矿工集中状态下的期望输出向量 $Q_3 = [0 \ 0 \ 1]$;

步骤403、根据公式
$$\begin{cases} v_{IR} = \sum_{R=1}^r W_{SR} u_S - b_R \\ v_{OR} = f(v_{IR}) \\ y_{IP} = \sum_{P=1}^p \omega_{RP} v_{OR} - b_P \\ y_{OP} = F(y_{IP}) \end{cases}$$
, 监控主机(10)训练隐含层输入 v_{IR} 、隐含层输出 v_{OR} 、输出层输入 y_{IP} 和输出层输出 y_{OP} , 其中, R 为隐含层节点编号且 $R=1, \dots, r$, S 为输入层节点编号且 $S=1, \dots, s$, P 为输出层节点编号且 $P=1, \dots, p$, u_S 为输入层第 S 个节点的训练输入样本且 $u_S \in \zeta$, W_{SR} 为输入层第 S 个节点至隐含层第 R 个节点之间的一级连接权值, b_R 为隐含层第 R 个节点的阈值, $f(\cdot)$ 为隐含层的传输函数, ω_{RP} 为隐含层第 R 个节点至输出层第 P 个节点之间的二级连接权值, b_P 为输出层第 P 个节点的阈值, $F(\cdot)$ 为输出层的传输函数;

步骤404、根据公式 $e = \frac{1}{2} \sum_{P=1}^p (q_P - y_{OP})^2$, 监控主机(10)计算实际误差 e , 其中, q_P 为输出层第 P 个节点的期望输出值且 $q_P=0$ 或 1 ;

步骤405、判断实际误差是否满足 $e \leq e_\epsilon$, 当 $e \leq e_\epsilon$ 时, 更换输入层的训练输入样本, 重复步骤403, 直至输入层的训练输入样本全部训练完毕后循环步骤408, 其中, e_ϵ 为实际误差阈值; 当 $e > e_\epsilon$ 时, 执行步骤406;

步骤406、设置学习次数并判断学习次数是否完成: 监控主机(10)设置学习次数 z 且 $100 \leq z \leq 500$, 当学习次数未循环完成时, 执行步骤407; 当学习次数循环完成时, 执行步骤405;

步骤407、修正输入层至隐含层之间的一级连接权值和隐含层至输出层之间的二级连接权值: 根据公式
$$\begin{cases} W_{SR} = W_{SR}^Z \\ \omega_{RP} = \omega_{RP}^Z \end{cases}$$
, 对输入层第 S 个节点至隐含层第 R 个节点之间的一级连接权值 W_{SR} 和隐含层第 R 个节点至输出层第 P 个节点之间的二级连接权值 ω_{RP} 进行修正, 得到输入层第 S 个节点至隐含层第 R 个节点之间的第 Z 次修正的一级修正连接权值 W_{SR}^Z 和隐含层第 R 个节点至输出层第 P 个节点之间的第 Z 次修正的二级修正连接权值 ω_{RP}^Z , 重复步骤403, 其中, Z 为

学习次数编号且 $Z=1, \dots, z$,
$$\begin{cases} W_{SR}^Z = W_{SR}^{Z-1} - \mu \frac{\partial e}{\partial W_{SR}} = W_{SR}^{Z-1} + \eta \delta_1 u_S \\ \omega_{RP}^Z = \omega_{RP}^{Z-1} - \mu \frac{\partial e}{\partial \omega_{RP}} = \omega_{RP}^{Z-1} + \eta \delta_2 v_{OR} \end{cases}$$
, μ 为学习速率系数, η 为梯度搜索步长且 $0 < \eta < 1$, δ_1 为隐含层各节点偏导数, δ_2 为输出层各节点偏导数;

步骤408、完成BP神经网络的训练;

步骤五、识别矿工疲劳度: 处理器(5)对矿工进行不同状态下的 δ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\delta})$ 、 θ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\theta})$ 、 α 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\alpha})$ 和 β 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\beta})$ 进行采集, 分别以 $E_n(\bar{\delta})$ 、 $E_n(\bar{\theta})$ 、 $E_n(\bar{\alpha})$ 、 $E_n(\bar{\beta})$ 为输入层各节点的输

入信号,带入训练完成的BP神经网络,获取输出层实际输出,对比输出层实际输出与期望输出向量,识别矿工疲劳度,当输出层实际输出等于期望输出向量 $Q_1=[1\ 0\ 0]$ 时,矿工为疲劳状态;当输出层实际输出等于期望输出向量 $Q_2=[0\ 1\ 0]$ 时,矿工为清醒状态;当输出层实际输出等于期望输出向量 $Q_3=[0\ 0\ 1]$ 时,矿工为集中状态。

2.按照权利要求1所述的一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法,其特征在于:所述离散信号 $x^{j,m}(k)$ 的离散采样点 k 的数据长度 M 为256。

3.按照权利要求1所述的一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法,其特征在于:所述实际误差阈值 e_e 为 10^{-4} 。

4.按照权利要求1所述的一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法,其特征在于:所述常数 a 为1~10。

5.按照权利要求1所述的一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法,其特征在于:所述隐含层的传输函数 $f(\cdot)$ 和输出层的传输函数 $F(\cdot)$ 均为S型函数。

6.按照权利要求1所述的一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法,其特征在于:所述矿用头盔本体(14)的前侧设置有LED灯(13),矿用头盔本体(14)左右两侧分别设置有用出出声提示报警的扬声器(8),矿用头盔本体(14)的后侧设置有供电电源(11),扬声器(8)通过功率放大器(7)与处理器(5)的输出端相接,供电电源(11)为LED灯(13)供电,所述供电电源(11)为LED灯(13)供电的回路中串联有LED灯开关(12),LED灯开关(12)设置在矿用头盔本体(14)上。

7.按照权利要求1所述的一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法,其特征在于:所述矿用头盔本体(14)上开有第一安装孔(16)、第二安装孔(17)和第三安装孔(18),第一脑电电极(1)上连接的导线穿过第一安装孔(16)与脑电信号获取模块(4)连接,第二脑电电极(2)上连接的导线穿过第二安装孔(17)与脑电信号获取模块(4)连接,第三脑电电极(3)上连接的导线穿过第三安装孔(18)与脑电信号获取模块(4)连接。

一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法

技术领域

[0001] 本发明属于矿工疲劳识别技术领域,具体涉及一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法。

背景技术

[0002] 我国是世界上最大的一个产煤国,但高产却伴随着高的事故率。据统计资料显示,煤炭企业的生产事故中80%是由矿工的不安全行为引起的,在地下超静,低亮度空间间歇独立作业中,矿工生理和心理疲劳是导致不安全行为的重要因素。目前,我国煤炭行业井下人员佩戴的安全帽仅在一定程度上具有防御人体头部受到外来物体击打和伤害的功能,尚难以掌握煤矿作业人员的生理和心理状况是否适合相应的岗位操作,缺乏对矿工疲劳度的检测。因此,现如今缺少一种结构简单、设计合理的基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法,可获取矿工在井下的脑电波信号,通过信号去噪以及神经网络矿工在疲劳状态,避免矿工在疲劳状态下的误操作对煤矿生产带来的不必要的威胁。

发明内容

[0003] 本发明所要解决的技术问题在于针对上述现有技术中的不足,提供一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法,通过对原始脑电波信号去噪获取精度高的脑电波信号,采用脑电波能量波动关系量化矿工精神状态并作为BP网络输入信号,矿工疲劳识别准确率高,便于推广使用。

[0004] 为解决上述技术问题,本发明采用的技术方案是:一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法,其特征在于,该方法包括以下步骤:

[0005] 步骤一、原始脑电波信号的获取:采用安装在矿用头盔本体上的脑电信号获取装置获取矿工的脑电波信号并对其进行预处理,得到原始脑电波信号 $X(t)$ 后送入处理器;

[0006] 所述脑电信号获取装置包括安装在矿用头盔本体的内表面上获取大脑右侧前额叶部位精神状态的第一脑电电极、采集的耳垂处的电位且屏蔽参考信号的第二脑电电极和屏蔽大脑以下伪迹信号的第三脑电电极,以及安装在矿用头盔本体后侧用于对第一脑电电极、第二脑电电极和第三脑电电极采集的信号进行预处理的脑电信号获取模块,脑电信号获取模块的信号输出端与处理器的信号输入端相接;

[0007] 步骤二、原始脑电波信号去噪,过程如下:

[0008] 步骤201、选取小波基对原始脑电波信号进行小波分解:处理器利用sym5小波基函数对脑电信号获取模块采集的原始脑电波信号 $X(t)$ 进行小波分解,得到原始脑电波信号 X

$$(t) \text{ 小波分解的频带离散展开系数 } \begin{cases} d_i = \sum_{n=2}^N c_{i-1} g_{n-2} \\ c_i = \sum_{n=2}^N c_{i-1} h_{n-2} \end{cases}, \text{ 其中, } i \text{ 为小波分解的层数且 } i \text{ 为不小于 } 1$$

的正整数, N 为离散点的采样点数且 $N \geq 2$, c_i 为原始脑电波信号 $X(t)$ 的第 i 层小波分解低频

系数, c_0 为原始脑电波信号 $X(t)$ 未进行小波分解时的系数, d_i 为原始脑电波信号 $X(t)$ 的第 i 层小波分解高频系数, g 为高通滤波器, h 为与高通滤波器 g 正交的低通滤波器;

[0009] 步骤202、根据公式 $\bar{d}_i = \begin{cases} \text{sign}(d_i)|d_i - t|, & d_i \geq T \\ 0, & d_i < T \end{cases}$, 对第 i 层小波分解高频系数 d_i 进行

阈值处理, 得到第 i 层小波分解高频更新系数 $\bar{d}_i$, 其中, T 为高频系数阈值且 $T = \phi\sqrt{2\ln N}$,

ϕ 为噪声标准差且 $\phi = \frac{\text{Median}(|d_i|)}{0.6745}$, $\text{Median}(\cdot)$ 为中值函数, $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数, t 为门

限选择参数且 $t = \frac{T}{\exp^2(\frac{|d_i| - T}{N_i})}$, N_i 为随机数;

[0010] 步骤203、根据公式 $c'_{i-1} = \sum_{n=2}^N c'_i h_{n-2} + \sum_{n=2}^N \bar{d}_i g_{n-2}$, 对第 $i-1$ 层小波分解低频系数 c_{i-1} 进行更新, 得到第 $i-1$ 层小波分解低频更新系数 c'_{i-1} , c'_0 为重构后的脑电波信号系数, c'_i 为第 i 层小波分解低频更新系数, 当且仅当 i 为小波分解最后一层时 $c'_i = c_i$;

[0011] 步骤204、根据公式 $D(t) = \sum c'_{i-1} \varphi_{i-1}(t) + \sum \bar{d}_i \psi_{i-1}(t)$, 重构去噪脑电波信号 $D(t)$, 其中, $\varphi(t)$ 为低频小波函数, $\psi(t)$ 为高频小波函数, $\bar{d}_0 = 0$;

[0012] 步骤三、脑波特征提取, 过程如下:

[0013] 步骤301、去噪脑电波信号的小波包分解再重构: 处理器利用 db5 小波基函数对去噪脑电波信号 $D(t)$ 进行小波包分解再重构, 得到去噪脑电波信号 $D(t)$ 小波包分解再重构的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$, 其中, j 为小波包分解层数且 j 为不小于 5 的正整数, m 为每层分解频带的位置编号且 $m=0, 1, \dots, 2^j-1$;

[0014] 步骤302、获取去噪脑电波信号 $D(t)$ 的总能量: 处理器根据能量不变原则叠加步骤 301 得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $0 \sim 4\text{Hz}$ 之间的 δ 波节律信号的能量, 获取 δ 波节律信号的能量 $E_n[\delta(t)] = E_n(\delta)$; 处理器根据能量不变原则叠加步骤 301 得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $4 \sim 8\text{Hz}$ 之间的 θ 波节律信号的能量, 获取 θ 波节律信号的能量 $E_n[\theta(t)] = E_n(\theta)$; 处理器根据能量不变原则叠加步骤 301 得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $8 \sim 14\text{Hz}$ 之间的 α 波节律信号的能量, 获取 α 波节律信号的能量 $E_n[\alpha(t)] = E_n(\alpha)$; 处理器根据能量不变原则叠加步骤 301 得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $14 \sim 30\text{Hz}$ 之间的 β 波节律信号的能量, 获取 β 波节律信号的能量 $E_n[\beta(t)] = E_n(\beta)$; 处理器根据能量不变原则叠加步骤 301 得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $0 \sim 30\text{Hz}$ 之外的剩余信号的能量, 获取剩余信号的干扰能量 $E_n[b(t)] = E_n(b)$; 然后, 根据公式 $E_n[D(t)] = \{E_n[\alpha(t)] + E_n[\beta(t)] + E_n[\theta(t)] + E_n[\delta(t)]\} + E_n[b(t)]$, 获取去噪脑电波信号 $D(t)$ 的总能量 $E_n[D(t)]$, 其中, $E_n[\cdot]$ 表示能量函数, 去噪脑电波信号 $D(t)$ 的总能量 $E_n[D(t)] = \sum_{m=0}^{2^j-1} E_n[x^{j,m}(k)]$,

小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中任意一个离散信号 $x^{j,m}(k)$ 的能量 $E_n[x^{j,m}(k)] = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M [x^{j,m}(k)]^2$, M 为离散信号 $x^{j,m}(k)$ 的离散采样点 k 的数据长度;

[0015] 步骤303、根据公式
$$\begin{cases} E_n(\bar{\delta}) = \frac{E_n(\delta)}{E_n[D(t)]} \\ E_n(\bar{\theta}) = \frac{E_n(\theta)}{E_n[D(t)]} \\ E_n(\bar{\alpha}) = \frac{E_n(\alpha)}{E_n[D(t)]} \\ E_n(\bar{\beta}) = \frac{E_n(\beta)}{E_n[D(t)]} \end{cases},$$
 对 δ 波节律信号的能量 $E_n(\delta)$ 、 θ 波节律信号

的能量 $E_n(\theta)$ 、 α 波节律信号的能量 $E_n(\alpha)$ 和 β 波节律信号的能量 $E_n(\beta)$ 分别进行归一化处理, 得到 δ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\delta})$ 、 θ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\theta})$ 、 α 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\alpha})$ 和 β 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\beta})$;

[0016] 步骤四、BP神经网络的训练,过程如下:

[0017] 步骤401、BP神经网络初始化:监控主机设定BP神经网络的输入层节点数为 s 和输出层节点数为 p ;然后,根据公式 $r = \sqrt{s^2 + p^2} + a$,计算隐含层节点数 r , a 为常数;最后,对输入层与隐含层之间的一级连接权 W 设定一级连接权初始值 W_0 ,对隐含层与输出层之间的二级连接权 ω 设定二级连接权初始值 ω_0 ;

[0018] 步骤402、获取训练输入样本集合并设定期望输出向量:处理器对矿工进行不同状态下的脑波节律信号的相对能量采集,获取训练输入样本集合 ζ ,训练输入样本集合 ζ 中训练输入样本数量为 U^0 且 $U^0 = U_1^0 + U_2^0 + U_3^0$, U_1^0 为训练输入样本集合 ζ 中矿工疲劳状态下的训练输入样本数量且 $100 \leq U_1^0 \leq 200$, U_2^0 为训练输入样本集合 ζ 中矿工清醒状态下的训练输入样本数量且 $100 \leq U_2^0 \leq 200$, U_3^0 为训练输入样本集合 ζ 中矿工集中状态下的训练输入样本数量且 $100 \leq U_3^0 \leq 200$;设定矿工疲劳状态下的期望输出向量 $Q_1 = [1 \ 0 \ 0]$,设定矿工清醒状态下的期望输出向量 $Q_2 = [0 \ 1 \ 0]$,设定矿工集中状态下的期望输出向量 $Q_3 = [0 \ 0 \ 1]$;

[0019] 步骤403、根据公式
$$\begin{cases} v_{IR} = \sum_{R=1}^r W_{SR} u_S - b_R \\ v_{OR} = f(v_{IR}) \\ y_{IP} = \sum_{P=1}^p \omega_{RP} v_{OR} - b_P \\ y_{OP} = F(y_{IP}) \end{cases},$$
 监控主机训练隐含层输入 v_{IR} 、隐含层输出

v_{OR} 、输出层输入 y_{IP} 和输出层输出 y_{OP} ,其中, R 为隐含层节点编号且 $R=1, \dots, r$, S 为输入层节点编号且 $S=1, \dots, s$, P 为输出层节点编号且 $P=1, \dots, p$, u_S 为输入层第 S 个节点的训练输入样本且 $u_S \in \zeta$, W_{SR} 为输入层第 S 个节点至隐含层第 R 个节点之间的一级连接权值, b_R 为隐含层第 R 个节点的阈值, $f(\cdot)$ 为隐含层的传输函数, ω_{RP} 为隐含层第 R 个节点至输出层第 P 个节点之间的二级连接权值, b_P 为输出层第 P 个节点的阈值, $F(\cdot)$ 为输出层的传输函数;

[0020] 步骤404、根据公式 $e = \frac{1}{2} \sum_{P=1}^p (q_P - y_{OP})^2$,监控主机计算实际误差 e ,其中, q_P 为输出

层第P个节点的期望输出值且 $q_P=0$ 或1；

[0021] 步骤405、判断实际误差是否满足 $e \leq e_e$ ，当 $e \leq e_e$ 时，更换输入层的训练输入样本，重复步骤403，直至输入层的训练输入样本全部训练完毕后循环步骤408，其中， e_e 为实际误差阈值；当 $e > e_e$ 时，执行步骤406；

[0022] 步骤406、设置学习次数并判断学习次数是否完成：监控主机设置学习次数 z 且 $100 \leq z \leq 500$ ，当学习次数未循环完成时，执行步骤407；当学习次数循环完成时，执行步骤405；

[0023] 步骤407、修正输入层至隐含层之间的一级连接权值和隐含层至输出层之间的二

级连接权值：根据公式
$$\begin{cases} W_{SR} = W_{SR}^Z \\ \omega_{RP} = \omega_{RP}^Z \end{cases}$$
，对输入层第S个节点至隐含层第R个节点之间的一级连

接权值 W_{SR} 和隐含层第R个节点至输出层第P个节点之间的二级连接权值 ω_{RP} 进行修正，得到输入层第S个节点至隐含层第R个节点之间的第Z次修正的一级修正连接权值 W_{SR}^Z 和隐含层第R个节点至输出层第P个节点之间的第Z次修正的二级修正连接权值 ω_{RP}^Z ，重复步骤403，其

中，Z为学习次数编号且 $Z=1, \dots, z$ ，
$$\begin{cases} W_{SR}^Z = W_{SR}^{Z-1} - \mu \frac{\partial e}{\partial W_{SR}} = W_{SR}^{Z-1} + \eta \delta_1 u_s \\ \omega_{RP}^Z = \omega_{RP}^{Z-1} - \mu \frac{\partial e}{\partial \omega_{RP}} = \omega_{RP}^{Z-1} + \eta \delta_2 v_{OR} \end{cases}$$
， μ 为学习速率系

数， η 为梯度搜索步长且 $0 < \eta < 1$ ， δ_1 为隐含层各节点偏导数， δ_2 为输出层各节点偏导数；

[0024] 步骤408、完成BP神经网络的训练；

[0025] 步骤五、识别矿工疲劳度：处理器对矿工进行不同状态下的 δ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\delta})$ 、 θ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\theta})$ 、 α 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\alpha})$ 和 β 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\beta})$ 进行采集，分别以 $E_n(\bar{\delta})$ 、 $E_n(\bar{\theta})$ 、 $E_n(\bar{\alpha})$ 、 $E_n(\bar{\beta})$ 为输入层各节点的输入信号，带入训练完成的BP神经网络，获取输出层实际输出，对比输出层实际输出与期望输出向量，识别矿工疲劳度，当输出层实际输出等于期望输出向量 $Q_1=[100]$ 时，矿工为疲劳状态；当输出层实际输出等于期望输出向量 $Q_2=[010]$ 时，矿工为清醒状态；当输出层实际输出等于期望输出向量 $Q_3=[001]$ 时，矿工为集中状态。

[0026] 上述的一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法，其特征在于：所述离散信号 $x^{j,m}(k)$ 的离散采样点k的数据长度M为256。

[0027] 上述的一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法，其特征在于：所述实际误差阈值 e_e 为 10^{-4} 。

[0028] 上述的一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法，其特征在于：所述常数a为1~10。

[0029] 上述的一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法，其特征在于：所述隐含层的传输函数 $f(\cdot)$ 和输出层的传输函数 $F(\cdot)$ 均为S型函数。

[0030] 上述的一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法，其特征在于：所述矿用头盔本体的前侧设置有LED灯，矿用头盔本体左右两侧分别设置有用于出声提示报警的扬声器，矿用头盔本体的后侧设置有供电电源，扬声器通过功率放大器与处理器的输出端相接，供电电源为LED灯供电，所述供电电源为LED灯供电的回路中串联有LED灯开关，LED灯开

关设置在矿用头盔本体上。

[0031] 上述的一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法,其特征在于:所述矿用头盔本体上开有第一安装孔、第二安装孔和第三安装孔,第一脑电电极上连接的导线穿过第一安装孔与脑电信号获取模块连接,第二脑电电极上连接的导线穿过第二安装孔与脑电信号获取模块连接,第三脑电电极上连接的导线穿过第三安装孔与脑电信号获取模块连接。

[0032] 本发明与现有技术相比具有以下优点:

[0033] 1、本发明对采集的原始脑电波信号进行去噪,对小波分解高频系数进行阈值处理,得到小波分解高频更新系数,同时利用小波分解高频更新系数对上一层小波分解低频系数进行更新,得到上一层小波分解低频更新系数,重构去噪后的脑电波信号,获取的脑电波信号精度高,便于推广使用。

[0034] 2、本发明采用脑电波能量波动关系量化矿工精神状态,利用db5小波基函数对去噪后的脑电波信号进行小波包分解再重构,获取小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$,分别得到满足 δ 波段信号的频带离散信号、满足 θ 波段信号的频带离散信号、满足 α 波段信号的频带离散信号、满足 β 波段信号的频带离散信号,并对不同波段信号的频带离散信号进行能量归一化,使其作为BP神经网络的输入信号,可靠稳定,使用效果好。

[0035] 3、本发明采用处理器对矿工进行不同状态下的脑波节律信号的相对能量采集,获取训练输入样本集合,训练隐含层输入、隐含层输出、输出层输入和输出层输出,结合期望输出计算实际误差并对输入层至隐含层之间的一级连接权值和隐含层至输出层之间的二级连接权值进行修正,完成BP神经网络的训练,利用训练好的BP神经网络识别矿工疲劳度,精度高,具有较高的实用价值,便于推广使用。

[0036] 综上所述,本发明通过对原始脑电波信号去噪获取精度高的脑电波信号,采用脑电波能量波动关系量化矿工精神状态并作为BP网络输入信号,矿工疲劳识别准确率高,便于推广使用。

[0037] 下面通过附图和实施例,对本发明的技术方案做进一步的详细描述。

附图说明

[0038] 图1为本发明采用的矿用头盔的结构示意图。

[0039] 图2为本发明采用的矿用头盔的电路原理框图。

[0040] 图3为本发明矿工疲劳识别方法的流程框图。

[0041] 图4为本发明频率为256Hz的去噪脑电波信号的小波包脑电节律分解示意图。

[0042] 附图标记说明:

[0043] 1—第一脑电电极; 2—第二脑电电极; 3—第三脑电电极;

[0044] 4—脑电信号获取模块; 5—处理器; 6—存储器;

[0045] 7—功率放大器; 8—扬声器; 9—无线通信节点;

[0046] 10—监控主机; 11—供电电源; 12—LED灯开关;

[0047] 13—LED灯; 14—矿用头盔本体; 15—透气孔;

[0048] 16—第一安装孔; 17—第二安装孔; 18—第三安装孔;

[0049] 19—控制模块。

具体实施方式

[0050] 如图1至图4所示,本发明的一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法,包括以下步骤:

[0051] 步骤一、原始脑电波信号的获取:采用安装在矿用头盔本体14上的脑电信号获取装置获取矿工的脑电波信号并对其进行预处理,得到原始脑电波信号 $X(t)$ 后送入处理器5;

[0052] 所述脑电信号获取装置包括安装在矿用头盔本体14的内表面上获取大脑右侧前额叶部位精神状态的第一脑电电极1、采集的耳垂处的电位且屏蔽参考信号的第二脑电电极2和屏蔽大脑以下伪迹信号的第三脑电电极3,以及安装在矿用头盔本体14后侧用于对第一脑电电极1、第二脑电电极2和第三脑电电极3采集的信号进行预处理的脑电信号获取模块4,脑电信号获取模块4的信号输出端与处理器5的信号输入端相接;

[0053] 本实施例中,所述矿用头盔本体14上开有第一安装孔16、第二安装孔17和第三安装孔18,第一脑电电极1上连接的导线穿过第一安装孔16与脑电信号获取模块4连接,第二脑电电极2上连接的导线穿过第二安装孔17与脑电信号获取模块4连接,第三脑电电极3上连接的导线穿过第三安装孔18与脑电信号获取模块4连接。

[0054] 实际使用中,将第一脑电电极1、第二脑电电极2和第三脑电电极3,伸入至矿用头盔本体14内采集精确的脑波信号,设置第一安装孔16、第二安装孔17和第三安装孔18是为了分别将第一脑电电极1、第二脑电电极2和第三脑电电极3采集的信号引出至矿用头盔本体14外处理,避免占用矿用头盔本体14内有限的空间。

[0055] 本实施例中,所述矿用头盔本体14的前侧设置有LED灯13,矿用头盔本体14左右两侧分别设置用于出声提示报警的扬声器8,矿用头盔本体14的后侧设置有供电电源11,扬声器8通过功率放大器7与处理器5的输出端相接,供电电源11为LED灯13供电,所述供电电源11为LED灯13供电的回路中串联有LED灯开关12,LED灯开关12设置在矿用头盔本体14上。LED灯开关12的设置为了方便矿工根据实际情况选择是否开启LED灯13,当井下照明环境良好,可不必开启LED灯13,避免浪费供电电源11的电能资源。

[0056] 需要说明的是,处理器5、供电电源11以及均与处理器5连接的存储器6和用于与位于监控室内的监控主机10通信的无线通信节点9构成控制模块19,并安装在矿用头盔本体14后侧,在矿用头盔本体14前侧设置的LED灯13是为了给矿工提供井下照明,LED灯功耗低,亮度高,节约电能,满足井下环境需求,在矿用头盔本体14左右两侧设置用于出声提示报警的扬声器8是为了给矿工提供井下语音提示,避免采用蜂鸣器产生的报警蜂鸣声因不能具体提示哪种危险而惊吓到矿工,同时避免不能给予矿工井下避难的指示,在矿用头盔本体14后侧设置的控制模块19是为了避免控制模块19占用矿用头盔本体14内部空间,通过设置第一脑电电极1获取大脑右侧前额叶部位精神状态,第二脑电电极2获取耳垂处的电位且屏蔽参考信号,第三脑电电极3屏蔽大脑以下伪迹信号,实现矿工脑电信号的采集,采用脑电信号获取模块4和处理器先后对矿工脑电信号进行处理,实现矿工疲劳度的检测,避免矿工在疲劳状态下的工作,存储器6的设置为了存储唤醒报警的音频数据,可通过存储器6存储多种使用者喜欢的音频数据,存储器6中的数据还可以随时进行更换,功率放大器7的设置是为了驱动扬声器8发声,从听觉方面唤醒人报警;通过设置与位于监控室内的监控主机10通信的无线通信节点9是为了采用无线数据传输的方式实时的监测矿工的工作路线。

[0057] 实际使用中,所述矿用头盔本体14上开设有多个透气孔15,增加矿工配合矿用头盔本体14的舒适度。

[0058] 实际使用中,所述脑电信号获取模块4为美国NeuroSky公司研发的TGAM芯片;所述TGAM芯片的EEG管脚和EEG_shi led管脚的连接端与第一脑电电极1相接用于采集人体脑电波信号,TGAM芯片的REF管脚和REF_shiled管脚的连接端与第二脑电电极2相接,TGAM芯片的EEG_GND管脚与第三脑电电极3相接,通过第二脑电电极2和第三脑电电极3屏蔽人体头部以下电波对大脑电波的影响,所述TGAM芯片对第一脑电电极1、第二脑电电极2和第三脑电电极4采集的脑电波信号进行预处理。

[0059] 步骤二、原始脑电波信号去噪,过程如下:

[0060] 步骤201、选取小波基对原始脑电波信号进行小波分解:处理器5利用sym5小波基函数对脑电信号获取模块4采集的原始脑电波信号 $X(t)$ 进行小波分解,得到原始脑电波信

号 $X(t)$ 小波分解的频带离散展开系数
$$\begin{cases} d_i = \sum_{n=2}^N c_{i-1} g_{n-2} \\ c_i = \sum_{n=2}^N c_{i-1} h_{n-2} \end{cases}$$
,其中, i 为小波分解的层数且 i 为不小于1的正整数, N 为离散点的采样点数且 $N \geq 2$, c_i 为原始脑电波信号 $X(t)$ 的第 i 层小波分解低频系数, c_0 为原始脑电波信号 $X(t)$ 未进行小波分解时的系数, d_i 为原始脑电波信号 $X(t)$ 的第 i 层小波分解高频系数, g 为高通滤波器, h 为与高通滤波器 g 正交的低通滤波器;

[0061] 需要说明的是, g_{n-2} 为对离散点中第 n 个采样点和第 $n-1$ 个采样点进行滤波的高通滤波器, h_{n-2} 为对离散点中第 n 个采样点和第 $n-1$ 个采样点进行滤波的低通滤波器。

[0062] 步骤202、根据公式
$$\bar{d}_i = \begin{cases} \text{sign}(d_i)|d_i - t|, & d_i \geq T \\ 0, & d_i < T \end{cases}$$
,对第 i 层小波分解高频系数 d_i 进

行阈值处理,得到第 i 层小波分解高频更新系数 $\bar{d}_i$,其中, T 为高频系数阈值且 $T = \phi\sqrt{2\ln N}$,

ϕ 为噪声标准差且 $\phi = \frac{\text{Median}(|d_i|)}{0.6745}$, $\text{Median}(\cdot)$ 为中值函数, $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数, t 为门

限选择参数且
$$t = \frac{T}{\exp^2(\frac{|d_i| - T}{N_i})}$$
, N_i 为随机数;

[0063] 步骤203、根据公式
$$c'_{i-1} = \sum_{n=2}^N c'_i h_{n-2} + \sum_{n=2}^N \bar{d}_i g_{n-2}$$
,对第 $i-1$ 层小波分解低频系数 c_{i-1} 进行更新,得到第 $i-1$ 层小波分解低频更新系数 c'_{i-1} , c'_0 为重构后的脑电波信号系数, c'_i 为第 i 层小波分解低频更新系数,当且仅当 i 为小波分解最后一层时 $c'_i = c_i$;

[0064] 实际使用中,处理器5利用sym5小波基函数对脑电信号获取模块4采集的原始脑电波信号 $X(t)$ 进行7层小波分解,当且仅当 i 为小波分解最后一层,即为第7层小波分解时 $c'_7 = c_7$;

[0065] 步骤204、根据公式
$$D(t) = \sum c'_{i-1} \varphi_{i-1}(t) + \sum \bar{d}_{i-1} \psi_{i-1}(t)$$
,重构去噪脑电波信号 $D(t)$,其中, $\varphi(t)$ 为低频小波函数, $\psi(t)$ 为高频小波函数, $\bar{d}_0 = 0$;

[0066] 需要说明的是,由于井下环境恶劣,脑电信号获取装置获取矿工的脑电波信号,得到原始脑电波信号 $X(t)$ 存在一定的噪声,需要对原始脑电波信号 $X(t)$ 中的噪声进行滤除,尽可能的获取纯净的脑电波信号,便于脑波特征提取。

[0067] 步骤三、脑波特征提取,过程如下:

[0068] 步骤301、去噪脑电波信号的小波包分解再重构:处理器5利用db5小波基函数对去噪脑电波信号 $D(t)$ 进行小波包分解再重构,得到去噪脑电波信号 $D(t)$ 小波包分解再重构的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$,其中, j 为小波包分解层数且 j 为不小于5的正整数, m 为每层分解频带的位置编号且 $m=0,1,\dots,2^j-1$;

[0069] 本实施例中,所述去噪脑电波信号 $D(t)$ 的频率为 $0\sim 256\text{Hz}$,需要说明的是,如图4所示,对频率为 $0\sim 256\text{Hz}$ 的去噪脑电波信号 $D(t)$ 采用db5小波基函数进行小波包分解再重构,小波包分解再重构的过程中信号频带均为逐层均分,得到去噪脑电波信号 $D(t)$ 小波包分解再重构的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$,其中, j 取7时可获取脑波中 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波四种节律。

[0070] 步骤302、获取去噪脑电波信号 $D(t)$ 的总能量:处理器5根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $0\sim 4\text{Hz}$ 之间的 δ 波节律信号的能量,获取 δ 波节律信号的能量 $E_n[\delta(t)]=E_n(\delta)$;处理器5根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $4\sim 8\text{Hz}$ 之间的 θ 波节律信号的能量,获取 θ 波节律信号的能量 $E_n[\theta(t)]=E_n(\theta)$;处理器5根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $8\sim 14\text{Hz}$ 之间的 α 波节律信号的能量,获取 α 波节律信号的能量 $E_n[\alpha(t)]=E_n(\alpha)$;处理器5根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $14\sim 30\text{Hz}$ 之间的 β 波节律信号的能量,获取 β 波节律信号的能量 $E_n[\beta(t)]=E_n(\beta)$;处理器5根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $0\sim 30\text{Hz}$ 之外的剩余信号的能量,获取剩余信号的干扰能量 $E_n[b(t)]=E_n(b)$;然后,根据公式 $E_n[D(t)]=\{E_n[\alpha(t)]+E_n[\beta(t)]+E_n[\theta(t)]+E_n[\delta(t)]\}+E_n[b(t)]$,获取去噪脑电波信号 $D(t)$ 的总能量 E_n

$[D(t)]$,其中, $E_n[\cdot]$ 表示能量函数,去噪脑电波信号 $D(t)$ 的总能量 $E_n[D(t)]=\sum_{m=0}^{2^j-1} E_n[x^{j,m}(k)]$,小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中任意一个离散信号 $x^{j,m}(k)$ 的能量 $E_n[x^{j,m}(k)]=\frac{1}{M} \sum_{k=1}^M [x^{j,m}(k)]^2$,

M 为离散信号 $x^{j,m}(k)$ 的离散采样点 k 的数据长度;

[0071] 需要说明的是,如图4所示,去噪脑电波信号 $D(t)$ 的总能量 $E_n[D(t)]$ 满足 $E_n[D(t)]=\{E_n[\alpha(t)]+E_n[\beta(t)]+E_n[\theta(t)]+E_n[\delta(t)]\}+E_n[b(t)]$,采用db5小波基函数对去噪脑电波信号 $D(t)$ 进行小波包分解再重构,各个频率带的信号相互独立,无冗余,不疏漏,满足能量不变原则, δ 波节律信号的能量 $E_n[\delta(t)]=E_n(\delta)$,根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $0\sim 4\text{Hz}$ 之间的 δ 波节律信号的能量,即 $E_n(\delta)=E_n[x^{6,1}(k)]$;同理,根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $4\sim 8\text{Hz}$ 之间的 θ 波节律信号的能量,即 $E_n(\theta)=E_n[x^{6,2}(k)]$;根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $8\sim 14\text{Hz}$ 之间的 α 波节律信号的能量,即 $E_n(\alpha)=E_n[x^{6,3}(k)]+E_n[x^{7,7}(k)]$;根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中频率在 $14\sim 30\text{Hz}$ 之间的 β 波节律信号的能量,获取 β 波节律信号的能量 $E_n(\beta)=E_n[x^{7,8}(k)]$

$+E_n[x^{5,3}(k)] + E_n[x^{6,7}(k)] + E_n[x^{7,15}(k)]$; 同理, 根据能量不变原则叠加步骤301得到的小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 的全部离散信号 $x^{j,m}(k)$ 的能量 $E_n[D(t)] = \sum_{m=0}^{2^j-1} E_n[x^{j,m}(k)]$ 。

[0072] 小波树频带离散信号 $x^{j,m}(k)$ 中任意一个离散信号 $x^{j,m}(k)$ 的能量 $E_n[x^{j,m}(k)] = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M [x^{j,m}(k)]^2$, 本实施例中, 所述离散信号 $x^{j,m}(k)$ 的离散采样点 k 的数据长度 M 为 256。

[0073] 步骤303、根据公式
$$\begin{cases} E_n(\bar{\delta}) = \frac{E_n(\delta)}{E_n[D(t)]} \\ E_n(\bar{\theta}) = \frac{E_n(\theta)}{E_n[D(t)]} \\ E_n(\bar{\alpha}) = \frac{E_n(\alpha)}{E_n[D(t)]} \\ E_n(\bar{\beta}) = \frac{E_n(\beta)}{E_n[D(t)]} \end{cases},$$
 对 δ 波节律信号的能量 $E_n(\delta)$ 、 θ 波节律信号

的能量 $E_n(\theta)$ 、 α 波节律信号的能量 $E_n(\alpha)$ 和 β 波节律信号的能量 $E_n(\beta)$ 分别进行归一化处理, 得到 δ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\delta})$ 、 θ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\theta})$ 、 α 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\alpha})$ 和 β 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\beta})$;

[0074] 需要说明的是, δ 波节律信号反应大脑状态为极度疲劳和深睡状态, θ 波节律信号反应大脑状态为受到挫折或精神抑郁的状态, α 波节律信号反应大脑状态为在清静状态下并且集中思考状态, β 波节律信号反应大脑状态为精神紧张或情绪激动或者亢奋状态, 在脑电信号分析中, 各节律信号的幅值差异较大, 通过相对能量的分析可有效地将各节律归一化处理, 去除掉量纲。

[0075] 步骤四、BP神经网络的训练, 过程如下:

[0076] 步骤401、BP神经网络初始化: 监控主机10设定BP神经网络的输入层节点数为 s 和输出层节点数为 p ; 然后, 根据公式 $r = \sqrt{s^2 + p^2} + a$, 计算隐含层节点数 r , a 为常数; 最后, 对输入层与隐含层之间的一级连接权 W 设定一级连接权初始值 W_0 , 对隐含层与输出层之间的二级连接权 ω 设定二级连接权初始值 ω_0 ;

[0077] 本实施例中, 所述常数 a 为 1~10。

[0078] 需要说明的是, 将无量纲的 δ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\delta})$ 、 θ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\theta})$ 、 α 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\alpha})$ 和 β 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\beta})$ 作为BP神经网络的输入层节点, 即 s 取值为 4, 本实施例中, 设定输出层节点数 p 为取值为 3, 因此, 隐含层节点数 r 取值为 6~15, 一级连接权初始值 W_0 和二级连接权初始值 ω_0 随机设定位于 $(-1, 1)$ 区间内的随机数。

[0079] 步骤402、获取训练输入样本集合并设定期望输出向量: 处理器5对矿工进行不同状态下的脑波节律信号的相对能量采集, 获取训练输入样本集合 ζ , 训练输入样本集合 ζ 中训练输入样本数量为 U^0 且 $U^0 = U_1^0 + U_2^0 + U_3^0$, U_1^0 为训练输入样本集合 ζ 中矿工疲劳状态下

的训练输入样本数量且 $100 \leq U_1^0 \leq 200$, U_2^0 为训练输入样本集合 ζ 中矿工清醒状态下的训练输入样本数量且 $100 \leq U_2^0 \leq 200$, U_3^0 为训练输入样本集合 ζ 中矿工集中状态下的训练输入样本数量且 $100 \leq U_3^0 \leq 200$; 设定矿工疲劳状态下的期望输出向量 $Q_1 = [100]$, 设定矿工清醒状态下的期望输出向量 $Q_2 = [010]$, 设定矿工集中状态下的期望输出向量 $Q_3 = [001]$;

[0080] 需要说明的是, 将处理器5一次获取的 δ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\delta})$ 、 θ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\theta})$ 、 α 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\alpha})$ 和 β 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\beta})$ 作为一个训练输入样本, 采用处理器5重复对矿工进行不同状态下的脑波节律信号的相对能量采集, 获取训练输入样本集合 ζ , 设定矿工疲劳状态下的期望输出向量 $Q_1 = [100]$, 设定矿工清醒状态下的期望输出向量 $Q_2 = [010]$, 设定矿工集中状态下的期望输出向量 $Q_3 = [001]$, 分别采集矿工疲劳状态下的训练输入样本、矿工清醒状态下的训练输入样本以及矿工集中状态下的训练输入样本, 每种训练输入样本优选的采集100个。

[0081] 步骤403、根据公式

$$\begin{cases} v_{IR} = \sum_{R=1}^r W_{SR} u_S - b_R \\ v_{OR} = f(v_{IR}) \\ y_{IP} = \sum_{P=1}^p \omega_{RP} v_{OR} - b_P \\ y_{OP} = F(y_{IP}) \end{cases}, \text{监控主机10训练隐含层输入 } v_{IR} \text{、隐含层输}$$

出 v_{OR} 、输出层输入 y_{IP} 和输出层输出 y_{OP} , 其中, R 为隐含层节点编号且 $R=1, \dots, r$, S 为输入层节点编号且 $S=1, \dots, s$, P 为输出层节点编号且 $P=1, \dots, p$, u_S 为输入层第 S 个节点的训练输入样本且 $u_S \in \zeta$, W_{SR} 为输入层第 S 个节点至隐含层第 R 个节点之间的一级连接权值, b_R 为隐含层第 R 个节点的阈值, $f(\cdot)$ 为隐含层的传输函数, ω_{RP} 为隐含层第 R 个节点至输出层第 P 个节点之间的二级连接权值, b_P 为输出层第 P 个节点的阈值, $F(\cdot)$ 为输出层的传输函数;

[0082] 本实施例中, 所述隐含层的传输函数 $f(\cdot)$ 和输出层的传输函数 $F(\cdot)$ 均为S型函数。

[0083] 实际使用中, 输出层的传输函数 $F(\cdot)$ 还可采用纯线性函数。

[0084] 步骤404、根据公式 $e = \frac{1}{2} \sum_{P=1}^p (q_P - y_{OP})^2$, 监控主机10计算实际误差 e , 其中, q_P 为输出层第 P 个节点的期望输出值且 $q_P=0$ 或 1 ;

[0085] 步骤405、判断实际误差是否满足 $e \leq e_e$, 当 $e \leq e_e$ 时, 更换输入层的训练输入样本, 重复步骤403, 直至输入层的训练输入样本全部训练完毕后循环步骤408, 其中, e_e 为实际误差阈值; 当 $e > e_e$ 时, 执行步骤406;

[0086] 本实施例中, 所述实际误差阈值 e_e 为 10^{-4} 。

[0087] 需要说明的是, 当 $e \leq e_e$ 时, 说明输入进BP神经网络的输入层的训练输入样本对BP神经网络适应, 输入层至隐含层之间的一级连接权值和隐含层至输出层之间的二级连接权值均在有效的范围内, 此时无需修正输入层至隐含层之间的一级连接权值和隐含层至输出层之间的二级连接权值, 在训练输入样本集合 ζ 中更换输入层的训练输入样本, 继续训练, 查看别的输入层的训练输入样本是否适应该连接权值; 当 $e > e_e$ 时, 说明BP神经网络对输入进BP神经网络的输入层的训练输入样本不匹配, 由于输入层的训练输入样本为获取的有效

脑电信号,因此,需对输入层至隐含层之间的一级连接权值和隐含层至输出层之间的二级连接权值进行修正。

[0088] 步骤406、设置学习次数并判断学习次数是否完成:监控主机10设置学习次数 z 且 $100 \leq z \leq 500$,当学习次数未循环完成时,执行步骤407;当学习次数循环完成时,执行步骤405;

[0089] 需要说明的是,输入层至隐含层之间的一级连接权值和隐含层至输出层之间的二级连接权值在修正过程中,并非一次性就可修正到位,同样也不能无限次的修正下去,因此,需对输入层至隐含层之间的一级连接权值和隐含层至输出层之间的二级连接权值修正设定学习次数,便于提高学习效率。

[0090] 步骤407、修正输入层至隐含层之间的一级连接权值和隐含层至输出层之间的二

级连接权值:根据公式 $\begin{cases} W_{SR} = W_{SR}^Z \\ \omega_{RP} = \omega_{RP}^Z \end{cases}$,对输入层第 S 个节点至隐含层第 R 个节点之间的一级连接

权值 W_{SR} 和隐含层第 R 个节点至输出层第 P 个节点之间的二级连接权值 ω_{RP} 进行修正,得到输入层第 S 个节点至隐含层第 R 个节点之间的第 Z 次修正的一级修正连接权值 W_{SR}^Z 和隐含层第 R 个节点至输出层第 P 个节点之间的第 Z 次修正的二级修正连接权值 ω_{RP}^Z ,重复步骤403,其中,

$$Z \text{ 为学习次数编号且 } Z=1, \dots, z, \begin{cases} W_{SR}^Z = W_{SR}^{Z-1} - \mu \frac{\partial e}{\partial W_{SR}} = W_{SR}^{Z-1} + \eta \delta_1 u_s \\ \omega_{RP}^Z = \omega_{RP}^{Z-1} - \mu \frac{\partial e}{\partial \omega_{RP}} = \omega_{RP}^{Z-1} + \eta \delta_2 v_{OR} \end{cases}, \mu \text{ 为学习速率系数, } \eta$$

为梯度搜索步长且 $0 < \eta < 1$, δ_1 为隐含层各节点偏导数, δ_2 为输出层各节点偏导数;

$$[0091] \text{ 需要说明的是, } \frac{\partial e}{\partial W_{SR}} = \frac{\partial e}{\partial v_{IR}} \frac{\partial v_{IR}}{\partial W_{SR}}, \quad \frac{\partial v_{IR}}{\partial W_{SR}} = \frac{\partial(\sum_{R=1}^r W_{SR} u_s - b_r)}{\partial W_{SR}} = u_s, \quad \frac{\partial e}{\partial v_{IR}} = -\Lambda \delta_1,$$

$$\frac{\partial e}{\partial \omega_{RP}} = \frac{\partial e}{\partial y_{IP}} \frac{\partial y_{IP}}{\partial \omega_{RP}}, \quad \frac{\partial y_{IP}}{\partial \omega_{RP}} = \frac{\partial(\sum_{P=1}^p \omega_{RP} v_{OR} - b_p)}{\partial \omega_{RP}} = v_{OR}, \quad \frac{\partial e}{\partial y_{IP}} = -\Lambda \delta_2, \text{ 其中, } \Lambda \text{ 为偏导系数;修}$$

正一次连接权值后,将修正连接权值赋予步骤403中的连接权值,并带入步骤403训练隐含层输入 v_{IR} 、隐含层输出 v_{OR} 、输出层输入 y_{IP} 和输出层输出 y_{OP} ,进而求得一次实际误差,查看求得的实际误差是否满足要求,若满足要求则查看输入层的训练输入样本是否全部训练完毕,若训练输入样本全部训练完毕,则完成BP神经网络的训练,若训练输入样本未全部训练完毕,则更换输入样本,继续训练隐含层输入 v_{IR} 、隐含层输出 v_{OR} 、输出层输入 y_{IP} 和输出层输出 y_{OP} ;若求得的实际误差不满足要求,则继续修正连接权值,在学习次数范围内多次修正连接权值,直至求得的实际误差满足要求,在学习次数范围内多次修正的连接权值若不满足实际误差要求,则结束修正连接权值过程,更换输入样本,避免长时间的训练延误训练效率。

[0092] 步骤408、完成BP神经网络的训练;

[0093] 步骤五、识别矿工疲劳度:处理器5对矿工进行不同状态下的 δ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\delta})$ 、 θ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\theta})$ 、 α 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\alpha})$ 和 β 波节律信号

的相对能量 $E_n(\bar{\beta})$ 进行采集,分别以 $E_n(\bar{\delta})$ 、 $E_n(\bar{\theta})$ 、 $E_n(\bar{\alpha})$ 、 $E_n(\bar{\beta})$ 为输入层各节点的输入信号,带入训练完成的BP神经网络,获取输出层实际输出,对比输出层实际输出与期望输出向量,识别矿工疲劳度,当输出层实际输出等于期望输出向量 $Q_1=[100]$ 时,矿工为疲劳状态;当输出层实际输出等于期望输出向量 $Q_2=[010]$ 时,矿工为清醒状态;当输出层实际输出等于期望输出向量 $Q_3=[001]$ 时,矿工为集中状态。

[0094] 需要说明的是,处理器5对矿工实时状态下的 δ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\delta})$ 、 θ 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\theta})$ 、 α 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\alpha})$ 和 β 波节律信号的相对能量 $E_n(\bar{\beta})$ 进行采集,将训练好的BP神经网络投入使用,查看训练好的BP神经网络输出层的3个节点的输出值,将输出层实际输出与期望输出向量进行比较,识别矿工疲劳度,识别率高。

[0095] 本发明使用时,预先在存储器6保存轻音乐用于提示疲劳状态下的矿工,采用供电电源11为处理器5供电,预先在井下布设多个中继器,当矿工佩戴矿用头盔本体14下井时,第一脑电电极1、第二脑电电极2和第三脑电电极4采集脑电波信号,通过脑电信号获取模块4预处理后传输至处理器5,处理器5通过无线通信节点9经中继器传输至监控主机10,监控主机10可查看矿工的 actual 行走路线及疲劳状态,当监控主机10查看BP神经网络输出层实际输出等于期望输出向量 $Q_1=[1\ 0\ 0]$ 时,矿工为疲劳状态,当矿工处于疲劳状态时,处理器5驱动功率放大器7使扬声器8发生,通过听觉上感觉的变化唤醒人报警,给人立体的报警唤醒服务,达到愉悦提示使用者报警的目的,当井下照明装置有损坏而导致井下某处黑暗时,可临时开启LED灯开关12,通过LED灯13为矿工提供照明,使用效果好。

[0096] 以上所述,仅是本发明的较佳实施例,并非对本发明作任何限制,凡是根据本发明技术实质对以上实施例所作的任何简单修改、变更以及等效结构变化,均仍属于本发明技术方案的保护范围内。

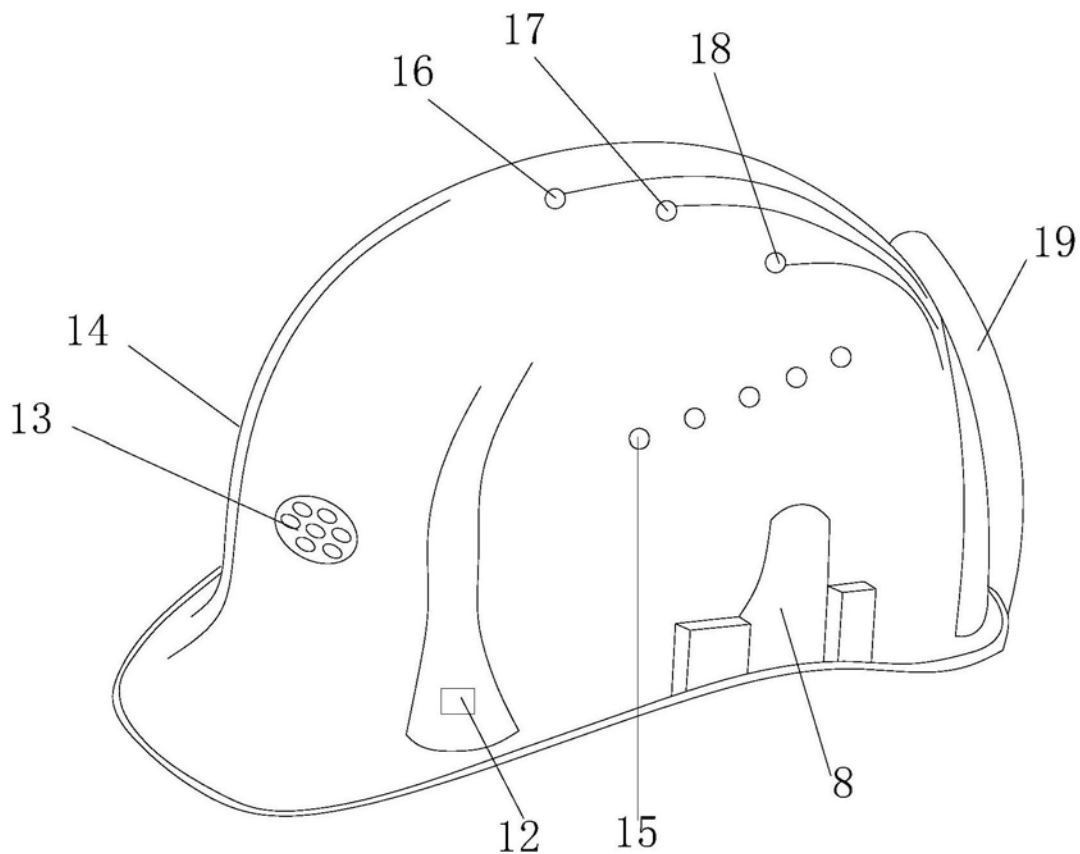


图1

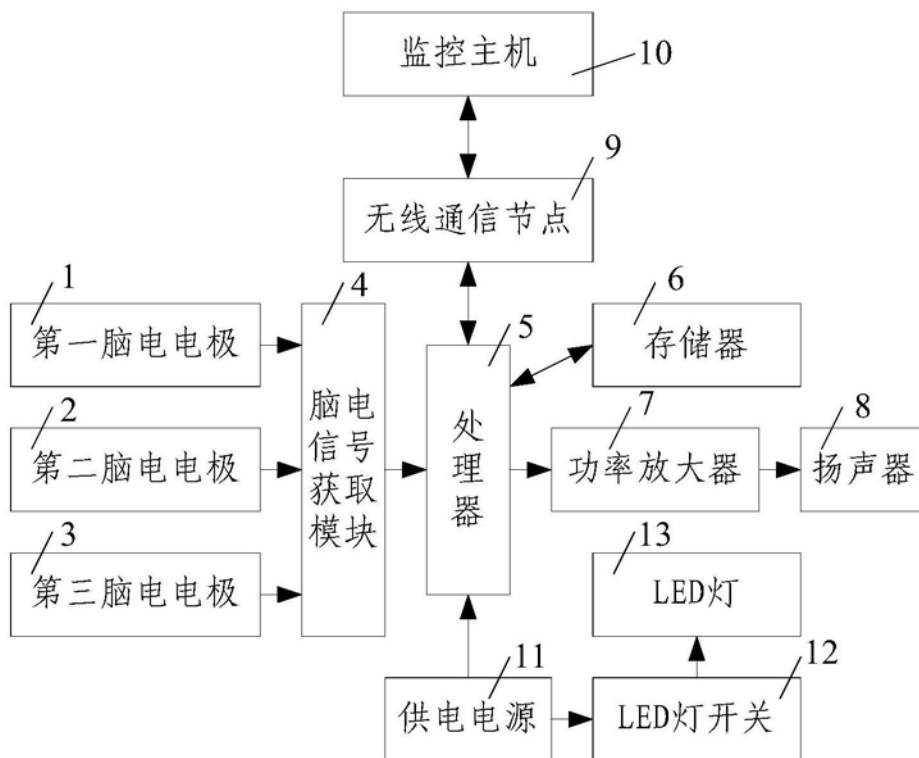


图2

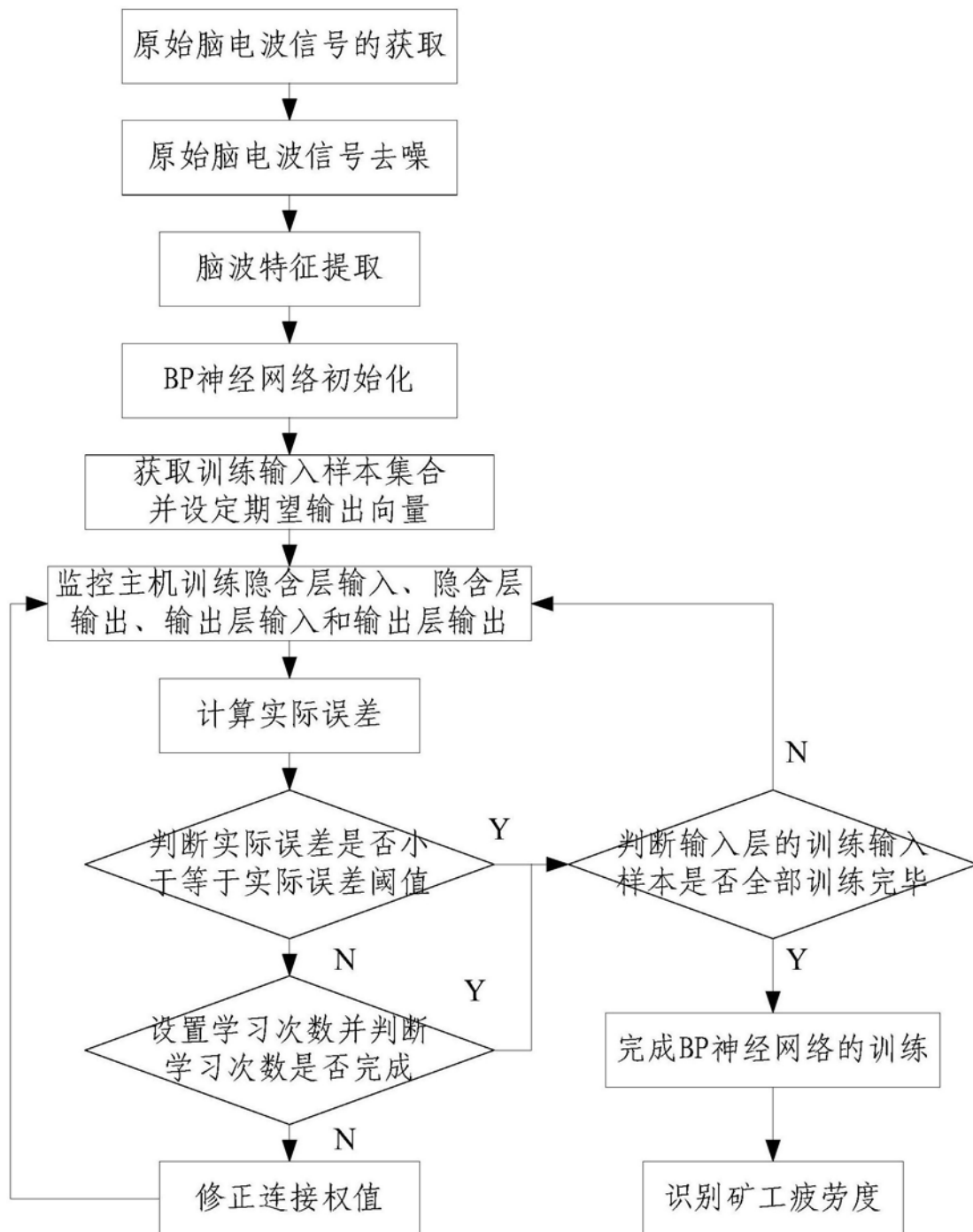


图3

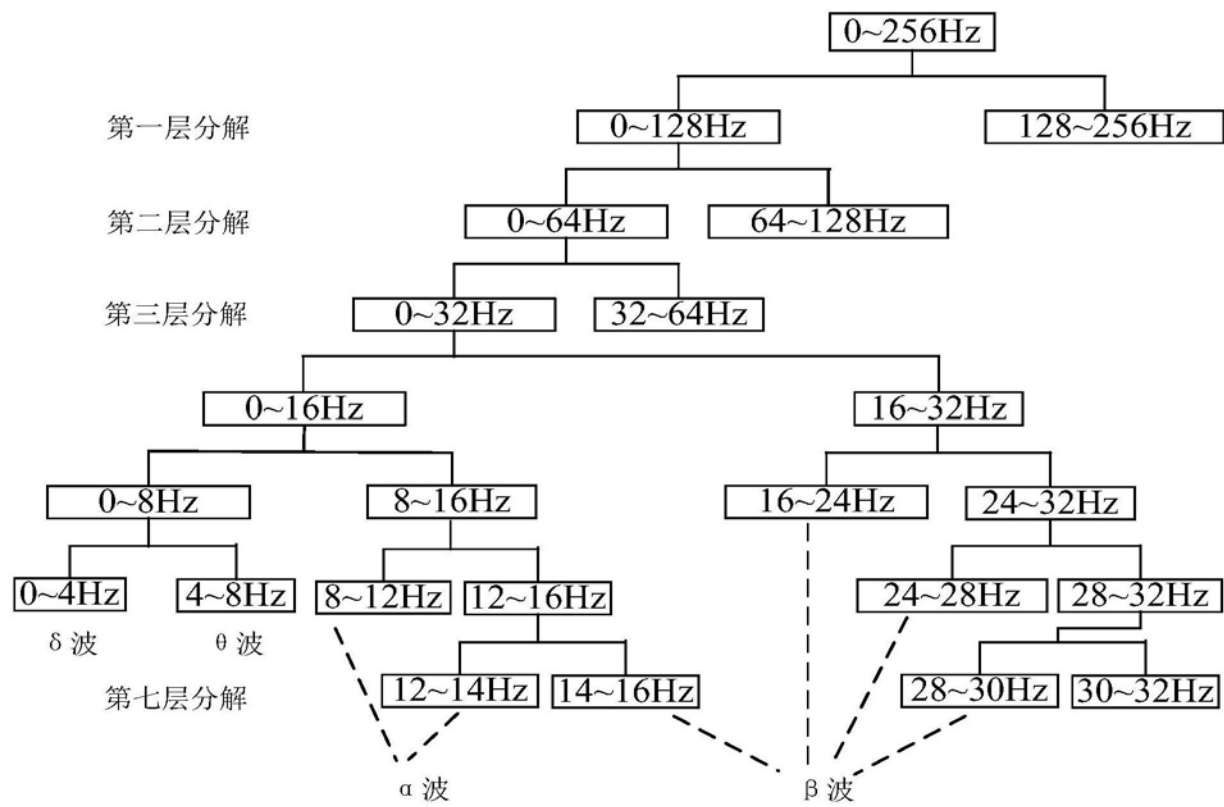


图4

专利名称(译)	一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法		
公开(公告)号	CN107714037A	公开(公告)日	2018-02-23
申请号	CN201710947117.4	申请日	2017-10-12
[标]申请(专利权)人(译)	西安科技大学		
申请(专利权)人(译)	西安科技大学		
当前申请(专利权)人(译)	西安科技大学		
[标]发明人	汪梅 王刚 张思明 张佳楠 赵海强 陈士汉 程松		
发明人	汪梅 王刚 张思明 张佳楠 赵海强 陈士汉 程松		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/6803 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/7264		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于脑机接口矿用头盔的矿工疲劳识别方法，包括步骤：一、原始脑电波信号的获取；二、原始脑电波信号去噪；三、脑波特征提取；四、BP神经网络的训练，401、BP神经网络初始化，402、获取训练输入样本集合并设定期望输出向量，403、监控主机训练隐含层输入、隐含层输出、输出层输入和输出层输出，404、计算实际误差，405、判断实际误差是否小于等于实际误差阈值，406、设置学习次数并判断学习次数是否完成，407、修正连接权值，408、完成BP神经网络的训练；五、识别矿工疲劳度。本发明对原始脑电波信号去噪获取精度高的脑电波信号，采用脑电波能量波动关系量化矿工精神状态并作为BP网络输入信号，矿工疲劳识别准确率高。

