

[0096] 其中, X_{Ai} ($i=1, 2, \dots, 10$) 表示主试者第 i 次想象左手运动的 EEG 信号, X_{Bi} ($i=1, 2, \dots, 10$) 表示主试者第 i 次想象右手运动的 EEG 信号, $X_{(i,A)}^T$ 表示 $X(i,A)$ 的转置, $\text{tr}(X_{(i,A)} X_{(i,A)}^T)$ 表示矩阵 $X_{(i,A)} X_{(i,A)}^T$ 的迹,

$$[0097] \quad \hat{R}_A = \sum_{i=1}^{40} \frac{\hat{X}_{Ai} \hat{X}_{Ai}^T}{\text{tr}(\hat{X}_{Ai} \hat{X}_{Ai}^T)}$$

$$[0098] \quad \hat{R}_B = \sum_{i=1}^{40} \frac{\hat{X}_{Bi} \hat{X}_{Bi}^T}{\text{tr}(\hat{X}_{Bi} \hat{X}_{Bi}^T)}$$

[0099] 其中, \hat{X}_{Ai} ($i=1, 2, \dots, 40$) 表示次试者第 i 次想象左手运动的 EEG 信号, \hat{X}_{Bi} ($i=1, 2, \dots, 40$) 表示次试者第 i 次想象右手运动的 EEG 信号;

[0100] 步骤五, 求正则化协方差矩阵引入正则化参数 α 和 β , 取值范围为 $\alpha \in [0, 1]$ 和 $\beta \in [0, 1]$, α 分别取 0, 0.001, 0.01, 0.1, 0.2; β 分别取 0, 0.01, 0.1, 0.2, 0.4, 0.6, 在正则化参数的作用下, 将主试者的协方差矩阵之和与次试者的协方差矩阵之和相结合, 构造两类平均正则化协方差矩阵, 公式如下所示:

$$[0101] \quad Z_A(\alpha, \beta) = (1-\alpha) \frac{(1-\beta) \cdot R_A + \beta \cdot \hat{R}_A}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m} + \frac{\alpha}{N} \text{tr} \left[\frac{(1-\beta) \cdot R_A + \beta \cdot \hat{R}_A}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m} \right] \cdot I$$

$$[0102] \quad Z_B(\alpha, \beta) = (1-\alpha) \frac{(1-\beta) \cdot R_B + \beta \cdot \hat{R}_B}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m} + \frac{\alpha}{N} \text{tr} \left[\frac{(1-\beta) \cdot R_B + \beta \cdot \hat{R}_B}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m} \right] \cdot I$$

[0103] 其中, $\text{tr} \left[\frac{(1-\beta) \cdot R_B + \beta \cdot \hat{R}_B}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m} \right]$ 表示 $\frac{(1-\beta) \cdot R_B + \beta \cdot \hat{R}_B}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m}$ 的迹, I 为 $N \times N$ 的单位矩阵, N 为通道采集数;

[0104] 步骤六, 将步骤五中的两类平均正则化协方差矩阵求和并进行特征值分解, 求解正则白化矩阵, 如下所示:

$$[0105] \quad Z(\alpha, \beta) = Z_A(\alpha, \beta) + Z_B(\alpha, \beta) = \hat{U} \cdot \hat{\Lambda} \cdot \hat{U}^T$$

[0106] 其中, $\hat{\Lambda}$ 为特征值对角矩阵, \hat{U} 为对应的特征向量矩阵, 则正则白化矩阵为:

$$[0107] \quad P = \hat{\Lambda}^{-\frac{1}{2}} \cdot \hat{U}^T$$

[0108] 步骤七, 对步骤六中所得的 $Z_A(\alpha, \beta)$ 和 $Z_B(\alpha, \beta)$ 进行如下转换:

$$[0109] \quad \bar{Z}_A(\alpha, \beta) = P \cdot Z_A(\alpha, \beta) \cdot P^T = U_A \cdot \Lambda_A \cdot U_A^T$$

$$[0110] \quad \bar{Z}_B(\alpha, \beta) = P \cdot Z_B(\alpha, \beta) \cdot P^T = U_B \cdot \Lambda_B \cdot U_B^T$$

[0111] 其中, Λ_A 和 Λ_B 为特征值对角矩阵, U_A 和 U_B 为对应的特征向量矩阵, 选取对角阵 Λ_A 、 Λ_B 中最大特征值对应的特征向量, 构造空间滤波器如下:

$$[0112] \quad W_A = U_A^T \cdot P$$

$$[0113] \quad W_B = U_B^T \cdot P$$

[0114] 步骤八, 将训练样本的两类 EEG 信号 X_A 和 X_B 经过相应的滤波器 W_A 、 W_B 有:

$$[0115] \quad F_A = W_A^T \cdot X_A$$

$$[0116] \quad F_B = W_B^T \cdot X_B$$

[0117] 步骤九, 对步骤八中经过正则化共同空间模式过滤的脑电信号计算功率谱密度,

求取频率在8~15Hz的功率谱密度值,利用构造学习字典 $B=[F_A F_B]$;

[0118] 步骤十,在主试者的训练样本中依次选取一组数据作为测试样本 y ,按以上步骤进行滤波,投影,保留处理后的测试样本数据;

[0119] 步骤十一,按下式求解测试样本的稀疏表示向量:

$$[0120] \quad \hat{x}_1 = \min \|x\|_1 \quad \text{subject to} \quad \|\hat{y} - Bx\|_2 \leq \varepsilon$$

[0121] 其中 x 为待求解的测试运动想象样本的稀疏表示向量, y 待求解的测试运动想象样本数据,为 ε 为误差阈值;

[0122] 步骤十二,针对每一次运动想象 i ,根据测试样本的稀疏表示向量 \hat{x}_i 计算残差 $r_i(\hat{y})$

$$[0123] \quad r_i(\hat{y}) = \|\hat{y} - BT_i(\hat{x}_i)\|$$

[0124] 其中 $T_i(\hat{x}_i)$ 是由稀疏表示向量 \hat{x}_i 得到的新向量,在该向量中,第 i 类运动想象所对应的元素项与稀疏表示向量中相应的元素项相同,其他元素项均为零;

[0125] 步骤十三,用残差最小的类别作为最终的运动想象类别的识别结果:

$$[0126] \quad \text{Identity}(y) = \arg \min r_i(\hat{y}), \hat{y} \text{ 是测试样本数据。}$$

[0127] 进一步,所述无线网络模块的数据传输方法包括以下步骤:

[0128] 步骤一,确定邻居节点数:节点广播HELLO消息给周围节点,节点记录接受到的不同的HELLO消息的数目从而得到本身的邻居节点数 N ;

[0129] 步骤二,估计节点冗余度:利用邻居节点数 N 得到节点冗余度的期望值为:

$$[0130] \quad E(\eta_N) = 1 - \left(\frac{3}{4}\right)^N, \text{ 当 } E(\eta_N) \geq \alpha \text{ 时认为是绝对冗余节点,当 } 1-\alpha < E(\eta_N) < \alpha \text{ 时为相对冗余节点, } 0 \leq E(\eta_N) \leq 1-\alpha \text{ 时为非冗余节点,其中, } \alpha \text{ 为预先设定的阈值;}$$

[0131] 步骤三,估计节点经过信息交换阶段之后的剩余能量:发送机每传1bit信息消耗能量: $E_{elec-te}$,接收机每接收1bit信息消耗能量: $E_{elec-re}$,且有 $E_{elec-te} = E_{elec-re}$;每传输1bit信息通过单位距离发送端放大器需消耗的能量: E_{amp} ,发送端发送 k bits信息到距离 d 的接收端需消耗的能量为 $E_{elec-te} * k + E_{amp} * k * d^2$,接收端接收 k bits信息消耗能量为:

[0132] $E_{elec-re} * k$;具有 m 个邻居节点的节点需要在信息交换过程中消耗的能量为:

$$[0133] \quad (E_{elec-te} * k + E_{amp} * k * d^2) * m + (E_{elec-re} * k) * m$$

[0134] 在信息交换过程之后具有 m 个邻居节点的节点的剩余能量为:

$$[0135] \quad E_{est1} = E1 - (E_{elec-te} * k + E_{amp} * k * d^2) * m - (E_{elec-re} * k) * m, \text{ 其中, } E1 \text{ 为信息交换前的节点的实时能量;}$$

[0136] 步骤四,发现潜在的死亡节点:如果节点能量满足: $E_{est1} < \hat{E}$,则为潜在的死亡节点,其中, \hat{E} 为一个时间段内消耗的平均能量;

[0137] 步骤五,节点信息交换:每个节点将包含本身的冗余度信息和是否为潜在的死亡节点的信息广播给所有的邻居节点;

[0138] 步骤六,非潜在死亡节点估计是否可以移动到潜在的死亡节点的位置;

[0139] 估计信息交换消耗的能量:所有可移动节点移动前要进行信息交换,此过程消耗能量为:

$$[0140] \quad (E_{elec-te} * k + E_{amp} * k * d^2) * L + (E_{elec-re} * k) * L, L \text{ 为进行信息交换的节点的数目, } k \text{ 为信息的bit, } d \text{ 为信息传送的距离;}$$

[0141] 若节点移动,估计节点在移动后的剩余能量:

[0142] $E_{est2} = E_2 - (E_{elec-te} * k + E_{amp} * k * d^2) * L - (E_{elec-re} * k) * L - E_{move} * h$, 其中, h 为移动到目标位置的距离, E_2 为移动前的节点的实时能量;

[0143] 判断节点是否具有移动的能量:要求移动节点到底新位置后至少工作 x 个时间段, 若节点能量满足: $E_{est2} - x * \hat{E} \geq 0$, 则此节点具有移动到目标位置的能量, 否则, 不具有此能力, 其中, x 为预先设定的阈值; 非潜在死亡节点估计是否可以移动到潜在的死亡节点的位置, 具体过程如下: 决定是否需要将对死亡节点引起的覆盖面积的丢失采取补偿动作: 如果潜在死亡节点是绝对冗余节点, 则不需采取任何行动; 如果潜在死亡节点的所有邻居节点均为非冗余节点, 则无法采取任何行动; 其他情况下通过移动节点减少潜在死亡节点引起的覆盖损失; 非潜在死亡节点自判断是否具有移动到潜在死亡节点位置的能量: 在所有非潜在死亡节点中去掉非冗余节点; 估计移动消耗的能量: 节点距离将死亡节点的距离为 h , 则移动要消耗的能量为: $E_{move} * h$, 其中, E_{move} 为移动单位距离消耗的能量;

[0144] 步骤七, 决定移动节点:

[0145] 根据如下规则在所有可移动的节点中选择最佳节点:

[0146] 若在可移动节点中存在绝对冗余节点, 根据目标距离判断, 移动目标距离最小的绝对冗余节点; 若存在多个绝对冗余节点的目标距离相等且均为最小, 则再根据剩余能量 E_{est2} 的大小判断, 选择剩余能量最大的节点;

[0147] 若在可移动节点中只有相对冗余节点, 则根据相对冗余节点的移动距离进行选择, 相对冗余节点移动的距离为相对冗余节点的最大可移动距离, 最大可移动距离是指在不影响覆盖区域的条件下节点可移动的最大距离, 根据最大可移动距离确定相对冗余节点移动的目标位置; 比较相对冗余节点的最大可移动距离, 移动最大可移动距离最小的相对冗余节点, 若存在多个相对冗余节点的最大可移动距离相等且均为最小, 则再根据剩余能量 E_{est2} 的大小判断, 选择剩余能量最大的节点,

[0148] 步骤八, 对剩余绝对冗余节点采用睡眠调度机制: 在节点移动到目标位置后, 将绝对冗余节点状态改变为睡眠。

[0149] 进一步, 所述无线移动网络模块的数据传输方法包括基于最小生成树的数据聚合方法:

[0150] 步骤一、部署无线传感器节点: 在面积为 $S = W \times L$ 的检测区域内, 将无线传感器节点部署在检测区域, 基站部署在检测区域外, 基站用于接收和处理整个无线传感网络收集到的数据信息;

[0151] 步骤二、选择簇头: 将整个检测区域按网格进行均匀划分, 使每个网格的大小形状相同, 在每个网格中选择位置距离网格中心最近的传感器节点作为簇头, 检测区域按照方形网格均匀划分, 选取方格中距离中心最近的节点作为簇头;

[0152] 步骤三、分簇: 簇头选择完成后, 簇头广播 $Cluster\{ID, N, Hop\}$ 信息, 其中, ID 为节点的编号, N 为 $Cluster$ 信息转发的跳数, 且 N 的初值为 0, Hop 为系统设定的跳数; 处于簇头附近的邻居节点收到 $Cluster$ 信息后 N 增加 1 再转发这一信息, 直到 $N = Hop$ 就不再转发 $Cluster$ 信息; 簇头的邻居节点转发 $Cluster$ 信息后再向将 $Cluster$ 信息转发给自己的邻居节点, 然后发送一个反馈信息 $Join\{ID, N, E_{ir}, d_{ij}, k_i\}$ 给将 $Cluster$ 信息转发给自己的节点, 最终将 $Join$ 信息转发给簇头表示自己加入该簇, 其中, E_{ir} 表示该节点此时的剩余能量, d_{ij} 表示两

节点间的距离, k_i 表示该节点能够监测得到的数据包的大小;如果一个节点收到了多个Cluster信息,节点就选择N值小的加入该簇,若N相等节点就随便选择一个簇并加入到该簇;如果节点没有收到Cluster信息,则节点发送Hello信息,加入离自己最近的一个簇;

[0153] 其中,得到每个节点初始的剩余能量 E_{ir} 后,就可以通过LEACH能耗模型来估算节点能量的剩余值,例如进行了M轮后,一轮为传感器节点得到监测数据然后将数据逐层上传,最终将数据传输给基站的这一过程为一轮,节点的剩余能量可以估算为: $E = E_{ir} - M(E_{tx} + E_{rx}) = E_{ir} - M(2kE_{elec} + k\epsilon_{free-space-amp}d^2)$, E_{ir} 即为节点反馈给簇头的剩余能量,LEACH能耗模型是LEACH协议提出的传感器在发送和接收数据时能量消耗的消耗模型,具体表达形式为:

$$[0154] \quad E_{tx}(k, d) = E_{tx-elec}(k) + E_{tx-amp}(k, d) = \begin{cases} kE_{elec} + k\epsilon_{free-space-amp}d^2, & d \leq d_0 \\ kE_{elec} + k\epsilon_{two-way-amp}d^2, & d \geq d_0 \end{cases};$$

$$[0155] \quad E_{rx}(k) = E_{re-elec}(k) = kE_{elec};$$

[0156] 其中, E_{elec} 表示无线收发电路能耗, $\epsilon_{free-space-amp}$ 和 $\epsilon_{two-way-amp}$ 分别表示自由空间模型和多路消耗模型的放大器能耗, d_0 是常数, d 是通信节点相隔距离, k 为要发送或接收的数据位数, $E_{tx}(k, d)$ 和 $E_{rx}(k)$ 分别表示传感器发送和接收数据时的能耗;通过LEACH能耗模型即可得到节点的剩余能量;

[0157] 步骤四、簇内节点构成简单图模型:通过步骤三得到簇内所有节点在簇内所处的位置,将每个节点当做图的一个顶点,每两个相邻节点间用边相连接;

[0158] 步骤五、簇内权值的计算:通过步骤三,簇头获取簇内成员节点的 E_{ir} 、 d_{ij} 和 k_i ,计算相邻两节点 i, j 之间的权值,权值的计算公式为:

$$[0159] \quad W_{ij} = a_1(E_{ir} + E_{jr}) + a_2d_{ij} + a_3(k_i + k_j)$$

[0160] 其中, E_{jr} 、 k_j 分别表示节点 j 的剩余能量和节点 j 能够监测得的数据的大小,且 $a_1 + a_2 + a_3 = 1$,这样系统就可以根据系统对 E_{ir} 、 d_{ij} 或 k_i 所要求的比重不同调整 a_i 的值而得到满足不同需要的权值;

[0161] 步骤六、簇内节点构建最小生成树:根据步骤四得到的簇内节点构成的简单图模型和步骤五得到的权值,根据Prim最小生成树算法的定义构建簇内节点最小生成树;Prim最小生成树算法的定义为:假设 E 是连通图 $G = (V, E)$ 上最小生成树中边的集合,其中 V 为传感器中的节点;

[0162] (1)、初始化: $U = \{u_0\}$ ($u_0 \in V$),其中 u_0 表示开始时选择的顶点, U 是他们的集合, $E = \{\Phi\}$,其中 E 表示选择的边的集合;

[0163] (2)、对于任意的 $u \in U, v \in V - U$ 所构成的边 $(u, v) \in E$,寻找一条权值最小的边 (u_0, v_0) ,并加到 E ,同时将 v_0 并入 U ;

[0164] (3)、假如 $U = V$,则转(4),否则转到(2);

[0165] (4)、因此,在生成树 $T = (V, E)$ 中,具有 $n-1$ 条边构成边的集合 E ,则 T 为连通图 G 的最小生成树;

[0166] 步骤七、簇内数据聚合:簇内节点的最小生成树构造完成后,传感器节点开始正常工作,从最低一级传感器节点开始,将收集的数据传给父节点,父节点将自己收集的数据和子节点传来的数据聚合后再传给自己的父节点,最终将聚合数据传输给簇头;

[0167] 其中,父节点为在最小生成树中按照数据的传输方向汇聚数据的节点称为父节

点,将数据传输给父节点的节点为子节点;

[0168] 步骤八、簇头权值的计算:通过步骤三分簇完成后,簇头获得整个簇内节点的位置、节点剩余能量和传感器节点可能监测得到数据的大小信息,其中 $E_{c_{ir}}=E_{1r}+E_{2r}+\dots+E_{ir}$ 表示整个簇的剩余能量值, K_{c_i} 表示簇头聚合的数据大小, D_{i_j} 表示相邻簇头间的距离,对相邻两簇头 i,j 之间权值进行计算,权值的公式定义为:

$$[0169] \quad W_{ij}=b_1(E_{c_{ir}}+E_{c_{jr}})+b_2D_{i_j}+b_3(K_{c_i}+K_{c_j})$$

[0170] 其中, $E_{c_{jr}}$ 和 K_{c_j} 分别表示簇头 j 的剩余能量值和簇头 j 聚合的数据大小,且 $b_1+b_2+b_3=1$,系统根据系统对 $E_{c_{ir}}$ 、 D_{i_j} 或 K_{c_i} 要求的比重不同调整 b_i 的值而得到满足不同需要的权值;

[0171] 步骤九、簇头节点构成简单图模型:将每个簇头当做图的一个顶点,相邻簇头之间用边相连接,每条边的权值由步骤八中的权值计算公式得到;

[0172] 步骤十、簇头节点构建最小生成树:由步骤八给出的簇头节点构成的简单图模型后,根据Prim最小生成树算法的定义来构建最小生成树;

[0173] 步骤十一、簇头数据聚合:簇头节点的最小生成树构造完成后,从最低一级簇头开始,将收集的数据传给父节点,父节点将自己聚合的数据和子节点传来的数据聚合后再传给自己的父节点,最终将聚合数据传输给基站;

[0174] 步骤十二、均衡节点能耗:为了平衡节点能量的消耗,防止节点过快死亡,维持簇正常运行,每进行 M 轮以后,就重新选择簇头,然后重新进行前面的步骤,其中,节点的能耗可由LEACH能耗模型进行估算;

[0175] 步骤十三、簇的维持:簇内节点死亡后,就可能会造成簇内的最小生成树路径失效,所以在节点即将死亡前,节点发送一个Die信息给簇头,表示自己即将死亡,簇头接收这一信息后,簇头就开始对簇内节点重新构建最小生成树。

[0176] 本发明在使用时,供氧源进行供氧,当病人需要使用雾化治疗时,按下雾化按钮控制通气装置开启第一气管,对病人进行雾化治疗,当病人需要吸氧时,按下供氧按钮控制通气装置开启第二气管,给病人供氧。通过设置综合配置箱使氧气直接经过雾化箱雾化,缩短了雾化时间,对于气急明显的病人可以进行有效的治疗,通过设置通气装置使雾化治疗或单纯吸氧更加方便快捷,便于医务人员操作;通过情绪感知模块和脑电波感知模块可以实时监控患者的精神状况,通过体温感知模块、电子医疗信息端、远程诊疗单元、监控系统可以实时监控治疗情况,保障治疗的准确性和安全性。本发明的脑电信号分类识别方法通过运用R-传统共同空间模式(CSP)算法对运动想象脑电信号进行特征提取,实现了降维,有效的降低了在运用基于信号的稀疏表示的脑电信号分类方法SRC对运动想象脑电信号识别时的计算复杂度,R-传统共同空间模式(CSP)算法是利用代数上矩阵同时对角化的理论,寻找一组空间滤波器,使得在这组滤波器的作用下,一类信号的方差达到极大,另一类信号是方差达到极小,从而达到分类的目的,R-传统共同空间模式(CSP)通过引入正则化参数 α 和 β ,将多位实验者的训练数据加权相加结合,有效的避免了小训练样本特征提取不稳定的弊端,减少了数据的个体差异性,充分利用了其他被试者的实验数据;本发明的SRC算法是将运动想象分类看作为多个线性回归模型的分类问题,将测试样本看成训练库中同类样本的线性组合,非同类样本系数表示为零,即使对于“模糊区域”中的点其线性加权系数中同类训练样本的非零数个数大于异类训练样本非零数个数,从而正确判别其分类,在比较了几种常规的线性判别分析方法在2003年BCI竞猜数据(dataset IVa)上的识别率后,得到的结

果显示本发明提出的分类算法相对于其他方法效果更佳,具有很强的鲁棒性。本发明方法简单,操作方便较好的解决了现有的脑电信号特征提取存在的构建特征向量的特征值稳定性低,区分度比较差,识别分类存在的得到的特征向量很难具有线性可分性,对分类造成很大困扰,引起识别率降低的问题。本发明的无线网络数据传输方法,采用了睡眠调度和覆盖补偿两种方法,从而达到了能量高效利用和保持覆盖率的双重目标,通过采用能量模型进行能量预测的方式达到准确判断节点的移动能力,进而达到了保持覆盖率的目标,之后又采取睡眠调度机制,避免冗余节点能量的浪费,达到高效率利用能量的目标;通过合理布置传感器节点和对节点进行分簇,使传感器节点的能耗均匀分布,延长了整个无线传感器网络的生命周期,使得所有节点的能量能够得到高效的利用;利用处于空闲状态的接入节点,根据接入节点覆盖范围内移动节点与下载移动节点相遇的可能性,选择不同的携带转发移动节点通过携带转发方式完成数据传输,以有效提高接入节点的利用率,提高下载速度,提升无线移动网络的便捷性。本发明基于覆盖保持和最小生成树的数据聚合传输方法达到了能量高效利用和保持覆盖率的双重目标,节省能量,生命周期长,下载速度快,便捷性好。

附图说明

[0177] 图1是本发明实施例提供的雾化吸入系统的结构示意图;

[0178] 图2是本发明实施例提供的雾化吸入系统综合配置箱的结构示意图;

[0179] 图3是本发明实施例提供的雾化吸入系统通气装置的结构示意图。

[0180] 图中:1、综合配置箱;11、配置箱外壳;12、雾化箱;13、氧气箱;14、支柱;15、第一气管;16、第二气管;17、供氧源配置室;2、阀门;3、通气装置;31、通气装置壳体;32、电动伸缩杆;33、通气挡板;34、限位板;35、滤气网;4、治疗装置;5、调节器;6、余量显示器;7、供氧源。

具体实施方式

[0181] 为能进一步了解本发明的发明内容、特点及功效,兹例举以下实施例,并配合附图详细说明如下。

[0182] 请参阅图1至图3:

[0183] 本发明提供一种雾化吸入系统,该雾化吸入系统包括综合配置箱1、配置箱外壳11、雾化箱12、氧气箱13、支柱14、第一气管15、第二气管16、供氧源配置室17、阀门2、通气装置3、通气装置壳体31、电动伸缩杆32、通气挡板33、限位板34、滤气网35、治疗装置4、调节器5、余量显示器6和供氧源7,所述综合配置箱1的表面设置有余量显示器6,所述综合配置箱1的左下角设置有阀门2,所述综合配置箱1的左侧固定安装有通气装置3,通气装置3通过导管连接有治疗装置4,治疗装置4上设置有调节器5,所述综合配置箱1的顶部正中间设置有供氧源7。

[0184] 本发明还可以采用如下技术措施:

[0185] 优选的,所述综合配置箱1包括配置箱外壳11、雾化箱12、氧气箱13、支柱14、第一气管15、第二气管16和供氧源配置室17,所述配置箱外壳11内壁的顶部设置有供氧源配置室17,供氧源配置室17分别通过导管与配置箱外壳11内部设置有的雾化箱12和氧气箱13相连接,雾化箱12和氧气箱13通过支柱14固定在配置箱外壳11内壁的底部,配置箱外壳11的

左侧设置有通气装置3,雾化箱12和氧气箱13分别通过第一气管15和第二气管16与通气装置3相连接。

[0186] 优选的,所述通气装置3包括通气装置壳体31、电动伸缩杆32、通气挡板33、限位板34、滤气网35,所述气装置壳体31内壁的顶部和底部均设置有电动伸缩杆32,电动伸缩杆32的活动端固定连接有通气挡板33,电动伸缩杆32的顶端设置有限位板34,所述通气装置壳体31的内部设置有滤气网35。

[0187] 优选的,所述治疗装置4上设置有控制雾化箱12和氧气箱13按钮,且控制按钮与通气装置3电连接。

[0188] 优选的,所述滤气网35设置在通气装置壳体31左侧开口处。

[0189] 优选的,所述通气挡板33与第一气管15和第二气管16的管径相适配。

[0190] 优选的,所述雾化箱12和氧气箱13的内部设置有感应器,感应器与余量显示器6信号连接。

[0191] 优选的,所述滤气网35上设置有吸水棉。

[0192] 所述综合配置箱内置电子医疗信息端、情绪感知模块、脑电波感知模块、体温感知模块、远程诊疗单元、监控系统;

[0193] 所述的脑电波感知模块包括多个脑电波传感器和脑电波处理单元;

[0194] 所述的体温感知模块内置有非接触式红外温度传感器,该非接触式红外温度传感器分别与温差热电堆放大电路以及温度补偿及放大电路相连,温差热电堆放大电路以及温度补偿及放大电路相连分别连接到AD转换电路,所述的AD转换电路为一个多路AD转换电路,AD转换电路与主控电路相连,主控电路与显示电路以及报警电路相连;所述的非接触式红外温度传感器采用热电堆红外温度传感器实现对体温信号和环境温度信号即温差热电堆微弱的电压信号和电热调节器的热敏电阻信号的非接触检测;

[0195] 所述的远程诊疗单元包括:

[0196] 一问诊端,其与电子医疗信息端连接;

[0197] 至少一专家端,其通过互联网与所述问诊端远程连接;

[0198] 一数据截取转发器组件,其与所述电子医疗信息端连接,所述数据截取转发器组件无损截取电子医疗信息端内的数据信息后进行无损或有损压缩;

[0199] 一网络安全传输组件,其与所述数据截取转发器组件连接,将接收自数据截取转发器组件的数据信息进行解密和加密;网络安全传输组件设置有无线移动网络模块;

[0200] 一数据中转服务器组件,其与所述网络安全传输组件连接,所述数据中转服务器组件接收网络安全传输组件发送的数据信息,并将该数据信息发送到相应的专家端;

[0201] 一远程会诊管控服务器,其分别通过互联网与问诊端和至少一专家端连接,对会诊端和专家端的用户进行管理;

[0202] 所述的监控系统包括氧气集中取样单元、数据采集单元、远程数据传输装置、流量监控单元,所述氧气集中取样单元、所述远程数据传输装置均与所述综合配置箱电连接,所述数据采集单元控制所述氧气集中取样单元实时对氧气的纯度、一氧化碳的浓度、二氧化碳的浓度、一氧化氮的浓度、二氧化氮的浓度、二氧化硫、氧气露点及氧压力的参数进行不间断采样,并将采样数据以电信号的方式上传给所述数据采集单元进行数据运算、处理,并通过远程数据传输单元将数据进行远程传输至远程监护中心进行管理。

[0203] 进一步,所述的情绪感知模块测量紧张情绪的紧张值 $T=k_1 \times E_1(\text{HRV})+k_2 \times E_2(P)+k_3 \times E_3(R)$,其中,

[0204] $k_1+k_2+k_3=1$;

[0205] $E_1(\text{HRV})=\varphi(\text{HRV})/H_0$, $0 < E_1(\text{HRV}) < 1$;

[0206] $\varphi(\text{HRV})=\text{HRV}(t-2)+\text{HRV}(t-1)+\text{HRV}(t)$;

[0207] $E_2(P)=(P(t)-P(t-1))/P_0$, $0 < E_2(P) < 1$;

[0208] $E_3(R)=(A-R(t))/A$, $0 < E_3(R) < 1$;

[0209] HRV、P和R分别代表心率变化值、血压值和表皮导电阻值, k_1, k_2, k_3 为加权系数,分别体现心率变化、血压和表皮导电性对情绪紧张程度度量值的贡献, $E_1(\text{HRV})$ 为根据心率变化计算出的情绪紧张程度, $E_2(P)$ 为根据血压变化计算出的情绪紧张程度, $E_3(R)$ 为根据皮肤导电性变化计算出的情绪紧张程度, t 为当前时刻, $t-1$ 为当前时刻的前一时刻, $t-2$ 为当前时刻的前两时刻, $\varphi(\text{HRV})$ 为 $t-2$ 时刻、 $t-1$ 时刻与当前时刻的心率变化值之和,HRV($t-2$)为 $t-2$ 时刻的心率变化值,HRV($t-1$)为 $t-1$ 时刻的心率变化值,HRV(t)为当前时刻的心率变化值, H_0 为被测对象正常情绪状态下的心率值, $P(t)$ 为当前时刻的血压值, $P(t-1)$ 为 $t-1$ 时刻的血压值, P_0 为被测对象在正常情绪状态下的血压值, A 为被测对象预先测量的皮肤电阻参考值, $R(t)$ 为当前时刻皮肤电阻值。

[0210] 进一步,所述的流量监控单元包括测量管、内设空腔的传感器安装管和外部温差补偿模块,所述传感器安装管的下端插入到测量管内部,所述传感器安装管的下端朝向气体流动方向设置有第一传感器,所述传感器安装管的空腔内设置有第二传感器,所述第一传感器和第二传感器电性连接于外部温差补偿模块;

[0211] 所述的第二传感器输出一个与流体的流速相应的信号;

[0212] 所述的外部温差补偿模块内的温度测量装置,用来测量流体的温度,并输出与温度相应的信号;

[0213] 所述外部温差补偿模块用于将第二传感器测定的流体的温度变化造成的流速的测量误差调整到一个与流速无关的恒定比率,并单一校正流体温度变化造成的流体测量值,使之与流速无关,输入所述气体流量计的输出信号和所述温度测量装置的输出信号,并根据温度信号补偿由于所述热电型流量测定仪的流体温度变化造成的流速测量误差。

[0214] 进一步,所述脑电波感知模块的脑电信号分类识别方法,其特征在于,该脑电信号分类识别方法包括以下步骤:

[0215] 步骤一,采集 n 位实验者想象两类不用运动的EEG信号,分别求得每位实验者的训练数据的协方差;

[0216] 步骤二,引入正则化参数 α 和 β ,在正则化参数的作用下,将主试者的协方差矩阵之和与次试者的协方差矩阵之和相结合,构造两类不同运动想象空间滤波器,保留滤波后的训练数据,提取两类特征最大化的向量,构造学习字典;

[0217] 分别求出主试者的A类和B类训练样本的协方差矩阵之和 \mathbb{R}_A 与 \mathbb{R}_B ,所有次试者A类和B类训练样本的协方差矩阵之和 $\tilde{\mathbb{R}}_A$ 与 $\tilde{\mathbb{R}}_B$,构造两类平均正则化协方差矩阵,公式如下所示:

[0218]
$$Z(\alpha, \beta) = (1-\alpha) \frac{(1-\beta) \cdot R + \beta \cdot \tilde{R}}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m} + \frac{\alpha}{N} \text{tr} \left[\frac{(1-\beta) \cdot R + \beta \cdot \tilde{R}}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m} \right] \cdot I$$

[0219] 其中, N 为采集通道数, I 为 n 阶单位阵, tr 为矩阵的迹, 即: 矩阵的所有主对角线上的元素之和;

[0220] 对正则化协方差矩阵之和进行特征值分解, 求得白化矩阵 P :

$$[0221] \quad P = \hat{\Lambda}^{-\frac{1}{2}} \cdot U^T$$

[0222] 其中, $\hat{\Lambda}$ 为 Z 的特征值对角矩阵, U 为对应的特征向量矩阵;

[0223] 对所得 Z 进行如下变换:

$$[0224] \quad \bar{Z}(\alpha, \beta) = P \cdot Z(\alpha, \beta) \cdot P^T = U \cdot \Lambda \cdot U^T$$

[0225] 其中, Λ 为特征值对角矩阵, U 为对应的特征向量矩阵, 选取对角阵 Λ 中最大特征值对应的特征向量, 构造空间滤波器如下:

$$[0226] \quad W = U^T \cdot P;$$

[0227] 将训练样本的两类EEG信号 X_A 和 X_B 经过相应的滤波器 W_A 、 W_B , 有:

$$[0228] \quad F_A = W_A^T \cdot X_A$$

$$[0229] \quad F_B = W_B^T \cdot X_B$$

[0230] 再经过傅里叶变换, 求取频率在8-15Hz的功率谱密度值, 作为稀疏表征的学习字典 $B = [F_A \ F_B]$ 。

[0231] 步骤三, 输入测试运动想象数据, 按照步骤二进行空间滤波, 并保留滤波后的测试数据;

[0232] 步骤四, 运用信号的稀疏表征方法, 对测试运动想象数据进行识别, 确定测试样本所属的类别; 按下式求解测试样本的稀疏表示向量:

$$[0233] \quad \hat{x}_1 = \min \|x\|_1 \quad \text{subject to} \quad \|\hat{y} - Bx\|_2 \leq \varepsilon$$

[0234] 其中, x 为待求解的测试运动想象样本的稀疏表示向量, y 为待求解的测试运动想象样本数据, ε 为误差阈值, B 为由两类特征向量构成的学习字典;

[0235] 针对每一次运动想象 i , 根据测试样本的稀疏表示向量 \hat{x}_1 计算残差 $r_i(\hat{y})$:

$$[0236] \quad r_i(\hat{y}) = \|\hat{y} - B T_i(\hat{x}_1)\|$$

[0237] 其中 $T_i(\hat{x}_1)$ 是由稀疏表示向量 \hat{x}_1 得到的新向量, 在该向量中, 第 i 类运动想象所对应的元素项与稀疏表示向量中相应的元素项相同, 其他元素项均为零;

[0238] 用残差最小的类别作为最终的运动想象类别的识别结果: $\text{Identity}(y) = \arg \min r_i(\hat{y})$, \hat{y} 是测试样本数据。

[0239] 进一步, 所述脑电信号分类识别方法的特征提取具体步骤包括如下:

[0240] 步骤一, 采集多位实验者的EEG信号

[0241] 利用8~30Hz带通滤波器对采集到的EEG信号数据进行滤波, 以获取明显的ERD/ERS生理现象;

[0242] 步骤二, 对 n 位实验者进行编号, 选取其中1名被试为主试; 其他为次试; 分别求取他们的各类协方差矩阵, 引入正则化参数 α 和 β ($0 \leq \alpha, \beta \leq 1$), 在正则化参数的作用下, 将主试者的协方差矩阵之和与次试者的协方差矩阵之和相结合, 构造两类平均正则化协方差矩阵:

$$[0243] \quad Z_A(\alpha, \beta) = (1 - \alpha) \frac{(1 - \beta) \cdot R_A + \beta \cdot \hat{R}_A}{(1 - \beta) \cdot m + \beta \cdot (n - 1) \cdot m} + \frac{\alpha}{N} \text{tr} \left[\frac{(1 - \beta) \cdot R_A + \beta \cdot \hat{R}_A}{(1 - \beta) \cdot m + \beta \cdot (n - 1) \cdot m} \right] \cdot I$$

$$[0244] \quad Z_B(\alpha, \beta) = (1 - \alpha) \frac{(1 - \beta) \cdot R_B + \beta \cdot \hat{R}_B}{(1 - \beta) \cdot m + \beta \cdot (n - 1) \cdot m} + \frac{\alpha}{N} \text{tr} \left[\frac{(1 - \beta) \cdot R_B + \beta \cdot \hat{R}_B}{(1 - \beta) \cdot m + \beta \cdot (n - 1) \cdot m} \right] \cdot I$$

[0245] 其中, $\text{tr} \left[\frac{(1 - \beta) \cdot R_B + \beta \cdot \hat{R}_B}{(1 - \beta) \cdot m + \beta \cdot (n - 1) \cdot m} \right]$ 表示 $\frac{(1 - \beta) \cdot R_B + \beta \cdot \hat{R}_B}{(1 - \beta) \cdot m + \beta \cdot (n - 1) \cdot m}$ 的迹, I 为 $N \times N$ 的单位矩阵, N 为通道采集数;

[0246] 当正则化参数 α 和 β 均为零时, 正则化的共同空间模式则变为传统的共同空间模式算法;

[0247] 步骤三, 将步骤二中的两类平均正则化协方差矩阵求和并进行特征值分解, 求解正则白化矩阵, 如下所示:

$$[0248] \quad Z(\alpha, \beta) = Z_A(\alpha, \beta) + Z_B(\alpha, \beta) = \hat{U} \cdot \hat{\Lambda} \cdot \hat{U}^T$$

[0249] 其中, $\hat{\Lambda}$ 为特征值对角矩阵, \hat{U} 为对应的特征向量矩阵, 则正则白化矩阵为:

$$[0250] \quad P = \hat{\Lambda}^{-\frac{1}{2}} \cdot \hat{U}^T;$$

[0251] 步骤四, 对步骤二中所求得的 $Z_A(\alpha, \beta)$ 和 $Z_B(\alpha, \beta)$ 进行如下转换:

$$[0252] \quad \bar{Z}_A(\alpha, \beta) = P \cdot Z_A(\alpha, \beta) \cdot P^T = U_A \cdot \Lambda_A \cdot U_A^T$$

$$[0253] \quad \bar{Z}_B(\alpha, \beta) = P \cdot Z_B(\alpha, \beta) \cdot P^T = U_B \cdot \Lambda_B \cdot U_B^T$$

[0254] 其中, Λ_A 和 Λ_B 为特征值对角矩阵, U_A 和 U_B 为对应的特征向量矩阵, 选取对角阵 Λ_A 、 Λ_B 中最大特征值对应的特征向量, 构造空间滤波器如下:

$$[0255] \quad W_A = U_A^T \cdot P$$

$$[0256] \quad W_B = U_B^T \cdot P$$

[0257] 步骤五, 将训练样本的两类 EEG 信号 X_A 和 X_B 经过相应的滤波器 W_A 、 W_B , 有:

$$[0258] \quad F_A = W_A^T \cdot X_A$$

$$[0259] \quad F_B = W_B^T \cdot X_B$$

[0260] 步骤六, 对步骤五中经过正则化 CSP 过滤的脑电信号计算功率谱密度, 求取频率在 8-15Hz 的功率谱密度值, 利用构造学习字典 $B = [F_A \ F_B]$;

[0261] 步骤七, 按下式求解测试样本的稀疏表示向量:

$$[0262] \quad \hat{x}_1 = \min \|x\|_1 \quad \text{subject to} \quad \|\hat{y} - \hat{B}x\|_2 \leq \varepsilon$$

[0263] 其中 x 为待求解的测试运动想象样本的稀疏表示向量, y 为待求解的测试运动想象样本数据, ε 为误差阈值;

[0264] 步骤八, 针对每一次运动想象 i , 根据测试样本的稀疏表示向量 \hat{x}_1 计算残差 $r_i(\hat{y})$

$$[0265] \quad r_i(\hat{y}) = \|\hat{y} - BT_i(\hat{x}_1)\|$$

[0266] 其中 $T_i(\hat{x}_1)$ 是由稀疏表示向量 \hat{x}_1 得到的新向量, 在该向量中, 第 i 类运动想象所对应的元素项与稀疏表示向量中相应的元素项相同, 其他元素项均为零;

[0267] 步骤九, 用残差最小的类别作为最终的运动想象类别的识别结果:

$$[0268] \quad \text{Identity}(y) = \arg \min r_i(\hat{y}), \hat{y} \text{ 是测试样本数据。}$$

[0269] 进一步, 所述脑电信号分类识别方法的具体步骤为:

[0270] 步骤一,选取主试和次试,对5位实验者对应的EEG信号依次编号为EEG_data_aI、EEG_data_aa、EEG_data_av、EEG_data_ay、EEG_data_aw,选定aI实验者为主要被试,其他四位实验者为次要被试;

[0271] 步骤二,频域滤波,使用一个8~30Hz的带通滤波器,对采集的脑电数据进行滤波预处理,且此频率段有明显的ERD/ERS生理现象;

[0272] 步骤三,选取训练样本,对信号滤波之后,从主要实验者aI的A类和B类EEG信号中分别选取11个EEG信号作为训练样本,然后从其他4位次要实验者的A类和B类EEG信号中分别选取10个EEG信号作为训练样本,则所有次试者的A类和B类训练样本总数均为40个;

[0273] 步骤四,分别求出主试者的A类和B类训练样本的协方差矩阵之和 R_A 与 R_B ,所有次试者A类和B类训练样本的协方差矩阵之和 \hat{R}_A 与 \hat{R}_B ,

$$[0274] \quad R_A = \sum_{i=1}^{10} \frac{X_{Ai} X_{Ai}^T}{\text{tr}(X_{Ai} X_{Ai}^T)}$$

$$[0275] \quad R_B = \sum_{i=1}^{10} \frac{X_{Bi} X_{Bi}^T}{\text{tr}(X_{Bi} X_{Bi}^T)}$$

[0276] 其中, X_{Ai} ($i=1,2,\dots,10$)表示主试者第*i*次想象左手运动的EEG信号, X_{Bi} ($i=1,2,\dots,10$)表示主试者第*i*次想象右手运动的EEG信号, $X_{(i,A)}^T$ 表示 $X(i,A)$ 的转置, $\text{tr}(X_{(i,A)} X_{(i,A)}^T)$ 表示矩阵 $X_{(i,A)} X_{(i,A)}^T$ 的迹,

$$[0277] \quad \hat{R}_A = \sum_{i=1}^{40} \frac{\hat{X}_{Ai} \hat{X}_{Ai}^T}{\text{tr}(\hat{X}_{Ai} \hat{X}_{Ai}^T)}$$

$$[0278] \quad \hat{R}_B = \sum_{i=1}^{40} \frac{\hat{X}_{Bi} \hat{X}_{Bi}^T}{\text{tr}(\hat{X}_{Bi} \hat{X}_{Bi}^T)}$$

[0279] 其中, \hat{X}_{Ai} ($i=1,2,\dots,40$)表示次试者第*i*次想象左手运动的EEG信号, \hat{X}_{Bi} ($i=1,2,\dots,40$)表示次试者第*i*次想象右手运动的EEG信号;

[0280] 步骤五,求正则化协方差矩阵

[0281] 引入正则化参数 α 和 β ,取值范围为 $\alpha \in [0,1]$ 和 $\beta \in [0,1]$, α 分别取0,0.001,0.01,0.1,0.2; β 分别取0,0.01,0.1,0.2,0.4,0.6,在正则化参数的作用下,将主试者的协方差矩阵之和与次试者的协方差矩阵之和相结合,构造两类平均正则化协方差矩阵,公式如下所示:

$$[0282] \quad Z_A(\alpha, \beta) = (1-\alpha) \frac{(1-\beta) \cdot R_A + \beta \cdot \hat{R}_A}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m} + \frac{\alpha}{N} \text{tr} \left[\frac{(1-\beta) \cdot R_A + \beta \cdot \hat{R}_A}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m} \right] \cdot I$$

$$[0283] \quad Z_B(\alpha, \beta) = (1-\alpha) \frac{(1-\beta) \cdot R_B + \beta \cdot \hat{R}_B}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m} + \frac{\alpha}{N} \text{tr} \left[\frac{(1-\beta) \cdot R_B + \beta \cdot \hat{R}_B}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m} \right] \cdot I$$

[0284] 其中, $\text{tr} \left[\frac{(1-\beta) \cdot R_B + \beta \cdot \hat{R}_B}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m} \right]$ 表示 $\frac{(1-\beta) \cdot R_B + \beta \cdot \hat{R}_B}{(1-\beta) \cdot m + \beta \cdot (n-1) \cdot m}$ 的迹, I 为 $N \times N$ 的单位矩阵, N 为通道采集数;

[0285] 步骤六,将步骤五中的两类平均正则化协方差矩阵求和并进行特征值分解,求解正则白化矩阵,如下所示:

[0286] $Z(\alpha, \beta) = Z_A(\alpha, \beta) + Z_B(\alpha, \beta) = \hat{U} \cdot \hat{\Lambda} \cdot \hat{U}^T$

[0287] 其中, $\hat{\Lambda}$ 为特征值对角矩阵, \hat{U} 为对应的特征向量矩阵, 则正则白化矩阵为:

[0288] $P = \hat{\Lambda}^{(-\frac{1}{2})} \cdot \hat{U}^T$

[0289] 步骤七, 对步骤六中所得的 $Z_A(\alpha, \beta)$ 和 $Z_B(\alpha, \beta)$ 进行如下转换:

[0290] $\bar{Z}_A(\alpha, \beta) = P \cdot Z_A(\alpha, \beta) \cdot P^T = U_A \cdot \Lambda_A \cdot U_A^T$

[0291] $\bar{Z}_B(\alpha, \beta) = P \cdot Z_B(\alpha, \beta) \cdot P^T = U_B \cdot \Lambda_B \cdot U_B^T$

[0292] 其中, Λ_A 和 Λ_B 为特征值对角矩阵, U_A 和 U_B 为对应的特征向量矩阵, 选取对角阵 Λ_A 、 Λ_B 中最大特征值对应的特征向量, 构造空间滤波器如下:

[0293] $W_A = U_A^T \cdot P$

[0294] $W_B = U_B^T \cdot P$

[0295] 步骤八, 将训练样本的两类 EEG 信号 X_A 和 X_B 经过相应的滤波器 W_A 、 W_B 有:

[0296] $F_A = W_A^T \cdot X_A$

[0297] $F_B = W_B^T \cdot X_B$

[0298] 步骤九, 对步骤八中经过正则化共同空间模式过滤的脑电信号计算功率谱密度, 求取频率在 8~15Hz 的功率谱密度值, 利用构造学习字典 $B = [F_A \ F_B]$;

[0299] 步骤十, 在主试者的训练样本中依次选取一组数据作为测试样本 y , 按以上步骤进行滤波, 投影, 保留处理后的测试样本数据;

[0300] 步骤十一, 按下式求解测试样本的稀疏表示向量:

[0301] $\hat{x}_1 = \min \|x\|_1 \quad \text{subject to} \quad \|\hat{y} - Bx\|_2 \leq \varepsilon$

[0302] 其中 x 为待求解的测试运动想象样本的稀疏表示向量, y 待求解的测试运动想象样本数据, 为 ε 为误差阈值;

[0303] 步骤十二, 针对每一次运动想象 i , 根据测试样本的稀疏表示向量 \hat{x}_1 计算残差 $r_i(\hat{y})$

[0304] $r_i(\hat{y}) = \|\hat{y} - BT_i(\hat{x}_1)\|$

[0305] 其中 $T_i(\hat{x}_1)$ 是由稀疏表示向量 \hat{x}_1 得到的新向量, 在该向量中, 第 i 类运动想象所对应的元素项与稀疏表示向量中相应的元素项相同, 其他元素项均为零;

[0306] 步骤十三, 用残差最小的类别作为最终的运动想象类别的识别结果:

[0307] $\text{Identity}(y) = \arg \min r_i(\hat{y})$, \hat{y} 是测试样本数据。

[0308] 进一步, 所述无线网络模块的数据传输方法包括以下步骤:

[0309] 步骤一, 确定邻居节点数: 节点广播 HELLO 消息给周围节点, 节点记录接受到的不同的 HELLO 消息的数目从而得到本身的邻居节点数 N ;

[0310] 步骤二, 估计节点冗余度: 利用邻居节点数 N 得到节点冗余度的期望值为:

[0311] $E(\eta_N) = 1 - (\frac{3}{4})^N$, 当 $E(\eta_N) \geq \alpha$ 时认为是绝对冗余节点, 当 $1 - \alpha < E(\eta_N) < \alpha$ 时为相对冗余节点, $0 \leq E(\eta_N) \leq 1 - \alpha$ 时为非冗余节点, 其中, α 为预先设定的阈值;

[0312] 步骤三, 估计节点经过信息交换阶段之后的剩余能量: 发送机每传 1bit 信息消耗能量:

[0313] $E_{\text{elec-te}}$, 接收机每接收 1bit 信息消耗能量: $E_{\text{elec-re}}$, 且有 $E_{\text{elec-te}} = E_{\text{elec-re}}$; 每传输

1bit信息通过单位距离发送端放大器需消耗的能量： E_{amp} ，发送端发送k bits信息到距离d的接收端需消耗的能量为 $E_{elec-te}*k+E_{amp}*k*d^2$ ，接收端接收k bits信息消耗能量为：

[0314] $E_{elec-re}*k$ ；具有m个邻居节点的节点需要在信息交换过程中消耗的能量为：

[0315] $(E_{elec-te}*k+E_{amp}*k*d^2)*m+(E_{elec-re}*k)*m$

[0316] 在信息交换过程之后具有m个邻居节点的节点的剩余能量为：

[0317] $E_{est1}=E1-(E_{elec-te}*k+E_{amp}*k*d^2)*m-(E_{elec-re}*k)*m$ ，其中，E1为信息交换前的节点的实时能量；

[0318] 步骤四，发现潜在的死亡节点：如果节点能量满足： $E_{est1} < \hat{E}$ ，则为潜在的死亡节点，其中， \hat{E} 为一个时间段内消耗的平均能量；

[0319] 步骤五，节点信息交换：每个节点将包含本身的冗余度信息和是否为潜在的死亡节点的信息广播给所有的邻居节点；

[0320] 步骤六，非潜在死亡节点估计是否可以移动到潜在的死亡节点的位置；

[0321] 估计信息交换消耗的能量：所有可移动节点移动前要进行信息交换，此过程消耗能量为：

[0322] $(E_{elec-te}*k+E_{amp}*k*d^2)*L+(E_{elec-re}*k)*L$ ，L为进行信息交换的节点的数目，k为信息的bit，d为信息传送的距离；

[0323] 若节点移动，估计节点在移动后的剩余能量：

[0324] $E_{est2}=E2-(E_{elec-te}*k+E_{amp}*k*d^2)*L-(E_{elec-re}*k)*L-E_{move}*h$ ，其中，h为移动到目标位置的距离，E2为移动前的节点的实时能量；

[0325] 判断节点是否具有移动的能量：要求移动节点到底新位置后至少工作x个时间段，若节点能量满足： $E_{est2} - x * \hat{E} \geq 0$ ，则此节点具有移动到目标位置的能量，否则，不具有此能力，其中，x为预先设定的阈值；非潜在死亡节点估计是否可以移动到潜在的死亡节点的位置，具体过程如下：决定是否需要对将死亡节点引起的覆盖面积的丢失采取补偿动作：如果潜在死亡节点是绝对冗余节点，则不需采取任何行动；如果潜在死亡节点的所有邻居节点均为非冗余节点，则无法采取任何行动；其他情况下通过移动节点减少潜在死亡节点引起的覆盖损失；非潜在死亡节点自判断是否具有移动到潜在死亡节点位置的能量：在所有非潜在死亡节点中去掉非冗余节点；估计移动消耗的能量：节点距离将死亡节点的距离为h，则移动要消耗的能量为： $E_{move}*h$ ，其中， E_{move} 为移动单位距离消耗的能量；

[0326] 步骤七，决定移动节点：

[0327] 根据如下规则在所有可移动的节点中选择最佳节点：

[0328] 若在可移动节点中存在绝对冗余节点，根据目标距离判断，移动目标距离最小的绝对冗余节点；若存在多个绝对冗余节点的目标距离相等且均为最小，则再根据剩余能量 E_{est2} 的大小判断，选择剩余能量最大的节点；

[0329] 若在可移动节点中只有相对冗余节点，则根据相对冗余节点的移动距离进行选择，相对冗余节点移动的距离为相对冗余节点的最大可移动距离，最大可移动距离是指在不影响覆盖区域的条件下节点可移动的最大距离，根据最大可移动距离确定相对冗余节点移动的目标位置；比较相对冗余节点的最大可移动距离，移动最大可移动距离最小的相对冗余节点，若存在多个相对冗余节点的最大可移动距离相等且均为最小，则再根据剩余能

量 E_{est2} 的大小判断,选择剩余能量最大的节点,

[0330] 步骤八,对剩余绝对冗余节点采用睡眠调度机制:在节点移动到目标位置后,将绝对冗余节点状态改变为睡眠。

[0331] 进一步,所述无线移动网络模块的数据传输方法包括基于最小生成树的数据聚合方法:

[0332] 步骤一、部署无线传感器节点:在面积为 $S=W \times L$ 的检测区域内,将无线传感器节点部署在检测区域,基站部署在检测区域外,基站用于接收和处理整个无线传感网络收集到的数据信息;

[0333] 步骤二、选择簇头:将整个检测区域按网格进行均匀划分,使每个网格的大小形状相同,在每个网格中选择位置距离网格中心最近的传感器节点作为簇头,检测区域按照方形网格均匀划分,选取方格中距离中心最近的节点作为簇头;

[0334] 步骤三、分簇:簇头选择完成后,簇头广播Cluster{ID,N,Hop}信息,其中,ID为节点的编号,N为Cluster信息转发的跳数,且N的初值为0,Hop为系统设定的跳数;处于簇头附近的邻居节点收到Cluster信息后N增加1再转发这一信息,直到 $N=Hop$ 就不再转发Cluster信息;簇头的邻居节点转发Cluster信息后再向将Cluster信息转发给自己的邻居节点,然后发送一个反馈信息Join{ID,N, E_{ir} , d_{ij} , k_i }给将Cluster信息转发给自己的节点,最终将Join信息转发给簇头表示自己加入该簇,其中, E_{ir} 表示该节点此时的剩余能量, d_{ij} 表示两节点间的距离, k_i 表示该节点能够监测得到的数据包的大小;如果一个节点收到了多个Cluster信息,节点就选择N值小的加入该簇,若N相等节点就随便选择一个簇并加入到该簇;如果节点没有收到Cluster信息,则节点发送Hello信息,加入离自己最近的一个簇;

[0335] 其中,得到每个节点初始的剩余能量 E_{ir} 后,就可以通过LEACH能耗模型来估算节点能量的剩余值,例如进行了M轮后,一轮为传感器节点得到监测数据然后将数据逐层上传,最终将数据传输给基站的这一过程为一轮,节点的剩余能量可以估算为: $E=E_{ir}-M(E_{tx}+E_{rx})=E_{ir}-M(2kE_{elec}+k\epsilon_{free-space-amp}d^2)$, E_{ir} 即为节点反馈给簇头的剩余能量,LEACH能耗模型是LEACH协议提出的传感器在发送和接收数据时能量消耗的消耗模型,具体表达形式为:

$$[0336] \quad E_{tx}(k,d) = E_{tx-elec}(k) + E_{tx-amp}(k,d) = \begin{cases} kE_{elec} + k\epsilon_{free-space-amp}d^2, & d \leq d_0 \\ kE_{elec} + k\epsilon_{two-way-amp}d^2, & d \geq d_0 \end{cases};$$

$$[0337] \quad E_{rx}(k) = E_{re-elec}(k) = kE_{elec};$$

[0338] 其中, E_{elec} 表示无线收发电路能耗, $\epsilon_{free-space-amp}$ 和 $\epsilon_{two-way-amp}$ 分别表示自由空间模型和多路消耗模型的放大器能耗, d_0 是常数,d是通信节点相隔距离,k为要发送或接收的数据位数, $E_{tx}(k,d)$ 和 $E_{rx}(k)$ 分别表示传感器发送和接收数据时的能耗;通过LEACH能耗模型即可得到节点的剩余能量;

[0339] 步骤四、簇内节点构成简单图模型:通过步骤三得到簇内所有节点在簇内所处的位置,将每个节点当做图的一个顶点,每两个相邻节点间用边相连接;

[0340] 步骤五、簇内权值的计算:通过步骤三,簇头获取簇内成员节点的 E_{ir} 、 d_{ij} 和 k_i ,计算相邻两节点i,j之间的权值,权值的计算公式为:

$$[0341] \quad W_{ij} = a_1(E_{ir}+E_{jr}) + a_2d_{ij} + a_3(k_i+k_j)$$

[0342] 其中, E_{jr} 、 k_j 分别表示节点j的剩余能量和节点j能够监测得的数据的大小,且 a_1+a_2

$+a_3=1$,这样系统就可以根据系统对 E_{ir} 、 d_{ij} 或 k_i 所要求的比重不同调整 a_i 的值而得到满足不同需要的权值;

[0343] 步骤六、簇内节点构建最小生成树:根据步骤四得到的簇内节点构成的简单图模型和步骤五得到的权值,根据Prim最小生成树算法的定义构建簇内节点最小生成树;Prim最小生成树算法的定义为:假设 E 是连通图 $G=(V,E)$ 上最小生成树中边的集合,其中 V 为传感器中的节点;

[0344] (1)、初始化: $U=\{u_0\}(u_0 \in V)$,其中 u_0 表示开始时选择的顶点, U 是他们的集合, $E=\{\Phi\}$,其中 E 表示选择的边的集合;

[0345] (2)、对于任意的 $u \in U, v \in V-U$ 所构成的边 $(u,v) \in E$,寻找一条权值最小的边 (u_0, v_0) ,并加到 E ,同时将 v_0 并入 U ;

[0346] (3)、假如 $U=V$,则转(4),否则转到(2);

[0347] (4)、因此,在生成树 $T=(V,E)$ 中,具有 $n-1$ 条边构成边的集合 E ,则 T 为连通图 G 的最小生成树;

[0348] 步骤七、簇内数据聚合:簇内节点的最小生成树构造完成后,传感器节点开始正常工作,从最低一级传感器节点开始,将收集的数据传给父节点,父节点将自己收集的数据和子节点传来的数据聚合后再传给自己的父节点,最终将聚合数据传输给簇头;

[0349] 其中,父节点为在最小生成树中按照数据的传输方向汇聚数据的节点称为父节点,将数据传输给父节点的节点为子节点;

[0350] 步骤八、簇头权值的计算:通过步骤三分簇完成后,簇头获得整个簇内节点的位置、节点剩余能量和传感器节点可能监测得到数据的大小信息,其中 $E_{cir}=E_{1r}+E_{2r}+\dots+E_{ir}$ 表示整个簇的剩余能量值, K_{ci} 表示簇头聚合的数据大小, D_{ij} 表示相邻簇头间的距离,对相邻两簇头 i,j 之间权值进行计算,权值的公式定义为:

[0351] $W_{ij}=b_1(E_{cir}+E_{cjr})+b_2D_{ij}+b_3(K_{ci}+K_{cj})$

[0352] 其中, E_{cjr} 和 K_{cj} 分别表示簇头 j 的剩余能量值和簇头 j 聚合的数据大小,且 $b_1+b_2+b_3=1$,系统根据系统对 E_{cir} 、 D_{ij} 或 K_{ci} 要求的比重不同调整 b_i 的值而得到满足不同需要的权值;

[0353] 步骤九、簇头节点构成简单图模型:将每个簇头当做图的一个顶点,相邻簇头之间用边相连接,每条边的权值由步骤八中的权值计算公式得到;

[0354] 步骤十、簇头节点构建最小生成树:由步骤八给出的簇头节点构成的简单图模型后,根据Prim最小生成树算法的定义来构建最小生成树;

[0355] 步骤十一、簇头数据聚合:簇头节点的最小生成树构造完成后,从最低一级簇头开始,将收集的数据传给父节点,父节点将自己聚合的数据和子节点传来的数据聚合后再传给自己的父节点,最终将聚合数据传输给基站;

[0356] 步骤十二、均衡节点能耗:为了平衡节点能量的消耗,防止节点过快死亡,维持簇正常运行,每进行 M 轮以后,就重新选择簇头,然后重新进行前面的步骤,其中,节点的能耗可由LEACH能耗模型进行估算;

[0357] 步骤十三、簇的维持:簇内节点死亡后,就可能会造成簇内的最小生成树路径失效,所以在节点即将死亡前,节点发送一个Die信息给簇头,表示自己即将死亡,簇头接收这一信息后,簇头就开始对簇内节点重新构建最小生成树。

[0358] 本发明在使用时,供氧源7进行供氧,当病人需要使用雾化治疗时,按下雾化按钮

控制通气装置3开启第一气管15,对病人进行雾化治疗,当病人需要吸氧时,按下供氧按钮控制通气装置3开启第二气管16,给病人供氧。通过设置综合配置箱使氧气直接经过雾化箱雾化,缩短了雾化时间,对于气急明显的病人可以进行有效的治疗,通过设置通气装置使雾化治疗或单纯吸氧更加方便快捷,便于医务人员操作;通过情绪感知模块和脑电波感知模块可以实时监控患者的精神状况,通过体温感知模块、电子医疗信息端、远程诊疗单元、监控系统可以实时监控治疗情况,保障治疗的准确性和安全性。

[0359] 利用本发明所述的技术方案,或本领域的技术人员在本发明技术方案的启发下,设计出类似的技术方案,而达到上述技术效果的,均是落入本发明的保护范围。

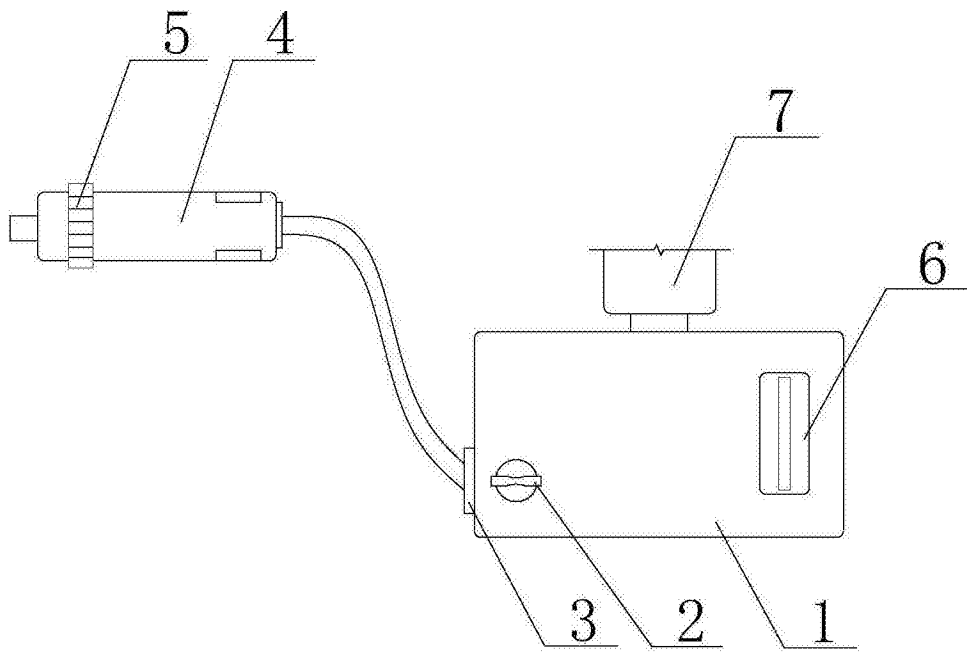


图1

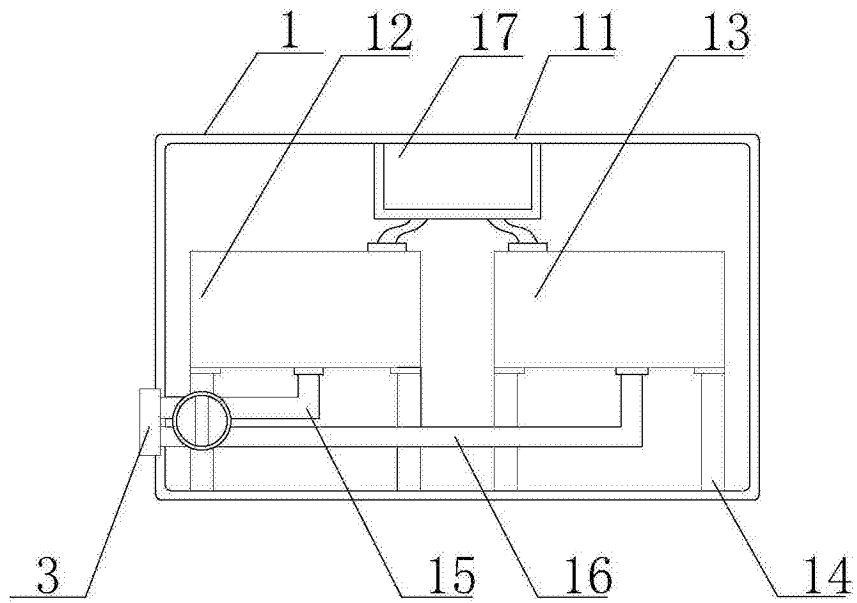


图2

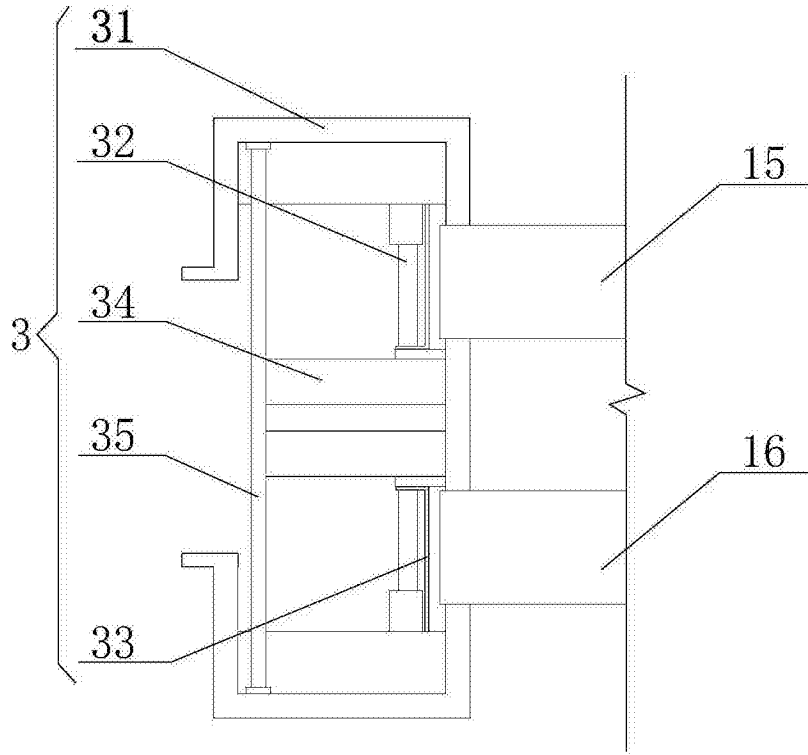


图3

专利名称(译)	一种雾化吸入系统		
公开(公告)号	CN105749393A	公开(公告)日	2016-07-13
申请号	CN201610073819.X	申请日	2016-02-02
[标]发明人	韩伟忠 王镜奎 佟丽 李国		
发明人	韩伟忠 王镜奎 佟丽 李国		
IPC分类号	A61M16/00 A61M16/10 A61M15/00 A61B5/00 A61B5/01 G06F19/00 A61B5/16 A61B5/0476		
CPC分类号	A61B5/00 A61B5/0015 A61B5/0022 A61B5/01 A61B5/0476 A61B5/165 A61B5/7253 A61M15/00 A61M16/00 A61M16/10 A61M2016/003 A61M2016/102 A61M2016/1025 A61M2016/103 A61M2205/70 G06F19/3418		
代理人(译)	董芙蓉		
其他公开文献	CN105749393B		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供一种雾化吸入系统，包括综合配置箱、配置箱外壳、雾化箱、氧气箱、支柱、第一气管、第二气管、供氧源配置室、阀门、通气装置、通气装置壳体、电动伸缩杆、通气挡板、限位板、滤气网、治疗装置、调节器、余量显示器和供氧源，综合配置箱内置电子医疗信息端、情绪感知模块、脑电波感知模块、体温感知模块、远程诊疗单元、监控系统。本发明通过综合配置箱使氧气直接经过雾化箱雾化，缩短了雾化时间，便于医务人员操作；通过情绪感知模块和脑电波感知模块实时监控患者的精神状况，通过体温感知模块、电子医疗信息端、远程诊疗单元、监控系统实时监控治疗情况，保障治疗的准确性和安全性。

