



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109480780 B

(45) 授权公告日 2021.08.24

(21) 申请号 201811352371.0

G16H 30/20 (2018.01)

(22) 申请日 2018.11.14

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 108122221 A, 2018.06.05

申请公布号 CN 109480780 A

CN 108389626 A, 2018.08.10

(43) 申请公布日 2019.03.19

CN 106874663 A, 2017.06.20

(73) 专利权人 重庆三峡医药高等专科学校

CN 103892821 A, 2014.07.02

地址 404120 重庆市万州区百安坝天星路
366号

CN 105246399 A, 2016.01.13

WO 0223191 A1, 2002.03.21

(72) 发明人 程创

US 2002072667 A1, 2002.06.13

US 2012184840 A1, 2012.07.19

(74) 专利代理机构 北京科亿知识产权代理事务
所(普通合伙) 11350

鲁舜, 刘光远. 用自适应蚁群算法的生理信
号情感状态识别.《计算机应用》.2009,

林时来 等. 蚁群算法在呼吸信号情感识别
中的应用研究.《计算机工程与应用》.2011,

代理人 汤东风

审查员 舒玉

(51) Int.Cl.

A61B 5/00 (2006.01)

G16H 50/30 (2018.01)

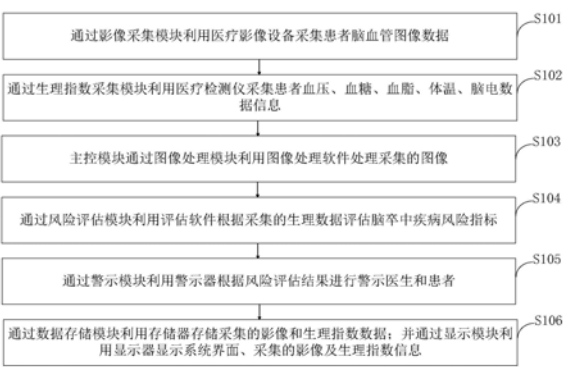
权利要求书5页 说明书13页 附图1页

(54) 发明名称

一种脑卒中预警系统的评估方法及系统

(57) 摘要

本发明属于医疗预警技术领域,公开了一种脑卒中预警系统及方法,脑卒中预警系统包括:影像采集模块、生理指数采集模块、主控模块、图像处理模块、风险评估模块、警示模块、数据存储模块、显示模块。本发明通过图像处理模块可以解决超急性期脑缺血区域的自动识别与分割,提高对缺血区域的分割精度;通过风险评估模块根据数据预处理、特征选择、特征优化,得到的数据特征更有效;采用XGBoost方法自动生成目标人群患脑卒中的风险概率,可以更高效便捷地进行社区健康普查,可以帮助医生更简单快捷地对目标人群患脑卒中风险进行评估;可有力推动健康普查,以更快发现潜在脑卒中用户,更早提醒,以更早更有效地治疗。



1. 一种脑卒中预警系统,其特征在于,该系统执行脑卒中预警方法,所述脑卒中预警方法包括:

利用评估软件根据采集的生理数据评估脑卒中疾病风险指标;采集的生理数据中,通过蚁群算法进行随机搜索的生理数据概率通过下式计算:

$$P(\tau_j^k(I_{pi})) = \frac{\tau_j^k(I_{pi})\eta_j^\beta(I_{pi})}{\sum_{j=1}^N I_{pi}}, \eta_j^\beta(I_{pi}) = fit^k(x)$$

其中, k 表示蚂蚁序数, i 表示参数集合序数, j 表示元素序数, $\tau_j^k(I_{pi})$ 意味着第 k 个蚂蚁在第 i 个参数集合 I_{pi} 中的第 j 个元素上留下的信息, $\eta_j^\beta(I_{pi})$ 表示蚂蚁 k 选择第 i 个参数集合 I_{pi} 中的第 j 个元素的期望程度, N 表示参数集合 I_{pi} 的总数; $fit^k(x)$ 为适应度函数, x 为蚂蚁 k 前搜索的解空间;

所述 $\tau_j^k(I_{pi})$ 通过以下公式计算:

$$\tau_j^k(I_{pi}) = \begin{cases} Q/e^k & (\text{若第}k\text{只蚂蚁在本次循环中选择了}I_{pi}\text{中第}j\text{个元素}) \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

式中, $e^k = fit^k(x') - fit^k(x)$,为蚂蚁 k 前后循环搜索的解的适应值之差;

其中, Q 为用来调节信息素的调整速度的常数, x' 为蚂蚁 k 后搜索的解空间;

将生理数据概率高的数据通过高斯去噪模型处理后,得到合理指标数据;

将预处理之后的数据通过因子定权模型分析,得到最后最优生理数据。

2. 如权利要求1所述的一种脑卒中预警系统,其特征在于,该系统执行脑卒中预警方法,所述脑卒中预警方法具体包括:

步骤一,通过影像采集模块利用医疗影像设备采用基于Radon逆变换的半覆盖螺旋锥束CT重建算法采集用户脑血管图像数据;

步骤二,通过生理指数采集模块利用医疗检测仪采集用户血压、血糖、血脂、体温、脑电数据信息,其中脑电数据采集,采用形态学去噪算法进行数据采集;

步骤三,主控模块通过图像处理模块利用图像处理软件处理采集的图像;

步骤四,通过风险评估模块利用评估软件根据采集的生理数据评估脑卒中疾病风险指标;

步骤五,通过警示模块利用警示器根据风险评估结果进行警示医生和用户;

步骤六,通过数据存储模块利用存储器存储采集的影像和生理指数数据;并通过显示模块利用显示器采用改进的灰度级校正方法显示系统界面、采集的影像及生理指数信息。

3. 如权利要求1所述的一种脑卒中预警系统,其特征在于,所述高斯去噪模型的步骤如下:

步骤一,建立带权的高斯平滑滤波器矩阵模型:

$$Q[i] = \frac{e^{-i^2/2}}{2 * n^2}$$

式中:Q为滤波器矩阵,Q为1*n的矩阵;

n为矩阵大小阈值;

i为距离中心坐标点的相对坐标值,即Q[i]所得为该坐标点相对中心点的权重差;

步骤二,计算高斯平滑中心点相对左右阈值的差值和;

$$S[k] = \sum_{i=0}^{n-1} (Q[i] * (buf[k-i] + buf[k+i]))$$

式中:S[k]为中心点相对左右阈值的差值和;

buf[k]为中心点的样本测量值;

n为滤波器矩阵大小;

步骤三,计算高斯平滑处理后的样本值:

$$buf'[k] = \frac{S[k] + buf[k]}{\sum_{i=0}^{n-1} 1}$$

式中:buf'[k]为中心点处理后的值

buf[k]为中心点的样本测量值;

n为滤波器矩阵大小;

所述因子定权模型的算法步骤如下:

步骤一,将因子分子与模糊数学隶属度结合得到因子隶属度,如公式:

$$ly(x) = \begin{cases} 0 \\ \frac{(x-x_0)}{(x_1-x_0)} \\ \frac{(x_1-x)}{(x_1-x_0)} \\ 1 \end{cases} \quad (x < x_0, x_0 \leq x < x_1, x \geq x_1)$$

式中x0代表生理数据指标前一个生理数据异常数据;

x1代表生理数据指标后一个生理数据异常数据;

x代表当前生理数据样本值;

$$\text{步骤二,根据公式 } ly(x) = \begin{cases} 0 \\ \frac{(x-x_0)}{(x_1-x_0)} \\ \frac{(x_1-x)}{(x_1-x_0)} \\ 1 \end{cases} \text{ 对生理数据单项指标评价;}$$

W为生理数据各项指标样本集合,L为生理数据各项指标污染等级集合,建立如下公式:

$$\begin{cases} W = \{A_1, A_2, \dots, A_n\} \\ L = \{(1 \text{ 级}), (2 \text{ 级}), \dots, m\} \end{cases}$$

式中:A为样本数值;

n为指标数目;

m为生理数据异常等级个数据；

通过下公式计算出单项指标的因子隶属度,对应n个生理数据指标得到m*n的矩阵R；

$$R = \begin{pmatrix} A_{1L1} & \dots & A_{1Lm} \\ \dots & \dots & \dots \\ A_{nL1} & \dots & A_{nLm} \end{pmatrix}$$

步骤三,计算综合权重；

生理数据是由多个指标引起的,不同物质采集条件应当对综合评定权重有影响,单个指标的权重计算如下公式：

$$W_i = A_i / \bar{L}_i \text{ 即 } W_i = A_i / \left(\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m L_k \right);$$

即式中： A_i 代表当前指标数值；

L_k 代表指标等级；

使用模糊模型中统一化权重计算,得到如下公式：

$$\bar{W}_i = W_i / \sum_{k=1}^n W_k;$$

式中： W_k 代表单一指标权重；

有n个生理数据指标,即得到生理数据综合权重矩阵B,如下公式：

$$B = [W_1, W_2, \dots, W_n];$$

步骤四,将矩阵R与矩阵B复合计算,计算得到最优生理数据。

4. 如权利要求2所述的一种脑卒中预警系统,其特征在于,所述图像处理的处理方法如下：

(1) 将多个超急性缺血性脑卒中用户的弥散加权成像图像分成测试图像和训练图像；所述弥散加权成像图像包括 T_2 加权图像、弥散加权图像DWI和表观弥散系数图像ADC；

(2) 根据训练图像训练随机森林模型、学习字典和支持向量机模型,获得已训练的随机森林模型、已训练的学习字典和已训练的支持向量机模型；

(3) 提取测试图像中每个体素的灰度特征；

(4) 根据测试图像中每个体素的灰度特征,利用已训练的随机森林模型对测试数据中的弥散加权成像图像进行脑缺血区域初始分割,获得第一初始分割图像；

(5) 提取第一初始分割图像中每个连通区域内的每个体素的局部图像块,确定第一初始分割图像中每个连通区域内的局部图像块特征向量；

(6) 基于已训练的学习字典,对第一初始分割图像中每个连通区域内的局部图像块特征向量进行稀疏表示,确定第一初始分割图像中每个连通区域内的局部图像块特征向量的稀疏编码矩阵；

(7) 根据第一初始分割图像中每个连通区域内的局部图像块特征向量的稀疏编码矩阵,确定第一初始分割图像中每个连通区域的包特征；

(8) 利用已训练的线性支持向量机模型,根据第一初始分割图像中每个连通区域的包特征,对第一初始分割图像中的连通区域进行分类,将非缺血组织所在的连通区域从第一初始分割图像中删除,得到优化分割图像；

在所述提取测试图像中每个体素的灰度特征之前,还包括:按如下方式对测试图像进行预处理：

提取测试图像中的脑部区域,生成脑部模板图像;
确定脑部模板图像中脑部区域的灰度直方图;
确定灰度直方图中出现次数最多的灰度值;
根据灰度直方图中出现次数最多的灰度值,确定脑部模板图像中每个体素的相对灰度值;

按如下公式确定灰度直方图中出现次数最多的灰度值:

$$g_{\max} = \max H_i(S);$$

按如下公式确定脑部模板图像中每个体素的相对灰度值:

$$G_i(x, y, z) = G_i(x, y, z)' / g_{\max};$$

其中, $g_{\max}$ 为出现次数最多的灰度值; s 为灰度值; $H_i(s)$ 为灰度值出现的频率; $G_i(x, y, z)'$ 为 i 图像中每个体素的灰度值; $G_i(x, y, z)$ 为每个体素的相对灰度值; $i \in \{T2, DWI, ADC\}$ 。

5. 如权利要求2所述的一种脑卒中预警系统,其特征在于,所述风险评估的评估方法如下:

1) 数据预处理步骤:选取历史数据,对历史数据进行预处理,得到预处理数据集;
2) 特征选择步骤:基于预处理数据集,采用遗传算法来进行特征选择,得到特征选择数据集;

3) 特征优化步骤:对特征选择数据集进行特征优化,得到特征优化数据集;

4) 评估预测步骤:对特征优化数据集进行预测,得到目标人群患脑卒中的风险概率;

所述数据预处理步骤包括:

去缺失和噪声数据步骤:采用均值和最近邻补差方法对历史数据的缺失值和噪声数据进行处理;

数据转化步骤:采用函数变换进行数据转化,进行数学函数变换将不具有正态分布的数据变换成具有正态性的数据;对于时间序列,采用对数变换或者差分运算,将非平稳序列转换为平稳序列;

数据规范化和离散化步骤:采用最小-最大规范化方法进行数据规范化,以消除量纲影响;采用不同离散方法对历史数据进行离散化,得到预处理数据集,以矩阵 D_{pre} 表示;

所述特征选择步骤包括:

特征组合获取步骤:基于不同特征选择方法得到不同的特征组合;

特征组合优化步骤:采用遗传算法对不同的特征组合进行处理,得到优化的特征组合,对优化的特征组合采用集合交的计算方式得到最终特征组合,并通过目标函数对最终特征组合进行评估,得出最优特征组合,形成特征选择数据集;在所述特征优化步骤中,基于 XGBoost 方法对特征选择数据集进行特征优化。

6. 一种实现权利要求1~5任意一项所述脑卒中预警系统的信息数据处理终端。

7. 一种计算机可读存储介质,包括指令,当其在计算机上运行时,使得计算机执行如权利要求1-5任意一项所述的脑卒中预警系统中的脑卒中预警方法。

8. 一种实施权利要求1所述脑卒中预警系统中的脑卒中预警方法,其特征在于,所述脑卒中预警系统包括:

影像采集模块,与主控模块连接,用于通过医疗影像设备采集用户脑血管图像数据;

生理指数采集模块,与主控模块连接,用于通过医疗检测仪采集用户血压、血糖、血脂、

体温、脑电数据信息；

主控模块，与影像采集模块、生理指数采集模块、图像处理模块、风险评估模块、警示模块、数据存储模块、显示模块连接，用于通过单片机控制各个模块正常工作；

图像处理模块，与主控模块连接，用于通过图像处理软件处理采集的图像；

风险评估模块，与主控模块连接，用于通过评估软件根据采集的生理数据评估脑卒中疾病风险指标；

警示模块，与主控模块连接，用于通过警示器根据风险评估结果进行警示医生和用户；

数据存储模块，与主控模块连接，用于通过存储器存储采集的影像和生理指数数据；

显示模块，与主控模块连接，用于通过显示器显示系统界面、采集的影像及生理指数信息。

9. 一种搭载权利要求8所述脑卒中预警系统的脑卒中预警检查平台。

一种脑卒中预警系统的评估方法及系统

技术领域

[0001] 本发明属于医疗预警系统技术领域,尤其涉及一种脑卒中预警系统。

背景技术

[0002] “脑卒中”又称“中风”、“脑血管意外”;是一种急性脑血管疾病,是由于脑部血管突然破裂或因血管阻塞导致血液不能流入大脑而引起脑组织损伤的一组疾病,包括缺血性和出血性卒中。缺血性卒中的发病率高于出血性卒中,占脑卒中总数的60%~70%。颈内动脉和椎动脉闭塞和狭窄可引起缺血性脑卒中,年龄多在40岁以上,男性较女性多,严重者可引起死亡。出血性卒中的死亡率较高。调查显示,城乡合计脑卒中已成为我国第一位死亡原因,也是中国成年人残疾的首要原因,脑卒中具有发病率高、死亡率高和致残率高的特点。不同类型的脑卒中,其治疗方式不同。由于一直缺乏有效的治疗手段,目前认为预防是最好的措施,其中高血压是导致脑卒中的重要可控危险因素,因此,降压治疗对预防卒中发病和复发尤为重要。应加强对全民普及脑卒中危险因素及先兆症状的教育,才能真正防治脑卒中。然而,现有脑卒中图像处理精度低,误差大,监测不准确;同时,对脑卒中不能够及时进行评估风险,导致不能及时治疗。

[0003] 综上所述,现有技术存在的问题是:

[0004] (1) 现有脑卒中图像处理精度低,误差大,监测不准确,对脑卒中不能够及时进行评估风险,导致不能及时治疗。

[0005] (2) 目前采用的医疗影像设备在对用户的脑血管进行影像采集时,具有一定的采集误差,最终重建的图像质量较低,对用户病情的诊断具有不良的影响。(3) 目前对脑电数据的采集收滤波器的影响较严重,难以避免信号中的高频噪声,现有的显示屏的灰度级的误差较大,显示亮度不均匀,不利于数据的观察。

发明内容

[0006] 针对现有技术存在的问题,本发明提供了一种脑卒中预警系统。

[0007] 本发明是这样实现的,一种脑卒中预警系统,该系统执行脑卒中预警方法,所述脑卒中预警方法包括:

[0008] 利用评估软件根据采集的生理数据评估脑卒中疾病风险指标;采集的生理数据中,通过蚁群算法进行随机搜索的生理数据概率通过下式计算:

$$[0009] \quad P(\tau_j^k(I_{pi})) = \frac{\tau_j^k(I_{pi})\eta_j^\beta(I_{pi})}{\sum_{j=1}^N I_{pi}}, \eta_j^\beta(I_{pi}) = fit^k(x)$$

[0010] 其中,k表示蚂蚁序数,i表示参数集合序数,j表示元素序数, $\tau_j^k(I_{pi})$ 意味着第k个

蚂蚁在第*i*个参数集合 I_{pi} 中的第*j*个元素上留下的信息, $\eta_j^k(I_{pi})$ 表示蚂蚁*k*选择第*i*个参数集合 I_{pi} 中的第*j*个元素的期望程度, N 表示参数集合 I_{pi} 的总数; $fit^k(x)$ 为适应度函数, x 为蚂蚁*k*前搜索的解空间;

[0011] 所述 $\tau_j^k(I_{pi})$ 通过以下公式计算:

$$[0012] \quad \tau_j^k(I_{pi}) = \begin{cases} Q/e^k & (\text{若第}k\text{只蚂蚁在本次循环中选择了}I_{pi}\text{中第}j\text{个元素}) \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

[0013] 式中, $e^k = fit^k(x') - fit^k(x)$, 为蚂蚁*k*前后循环搜索的解的适应值之差;

[0014] 其中, Q 为用来调节信息素的调整速度的常数, x' 为蚂蚁*k*后搜索的解空间;

[0015] 将生理数据概率高的数据通过高斯去噪模型处理后, 得到合理指标数据;

[0016] 将预处理之后的数据通过因子定权模型分析, 得到最后最优生理数据。

[0017] 进一步, 所述脑卒中预警系统执行脑卒中预警方法, 所述脑卒中预警方法具体包括:

[0018] 步骤一, 通过影像采集模块利用医疗影像设备采用基于Radon逆变换的半覆盖螺旋锥束CT重建算法采集用户脑血管图像数据;

[0019] 步骤二, 通过生理指数采集模块利用医疗检测仪采集用户血压、血糖、血脂、体温、脑电数据信息, 其中脑电数据采集中, 采用形态学去噪算法进行数据采集;

[0020] 步骤三, 主控模块通过图像处理模块利用图像处理软件处理采集的图像;

[0021] 步骤四, 通过风险评估模块利用评估软件根据采集的生理数据评估脑卒中疾病风险指标;

[0022] 步骤五, 通过警示模块利用警示器根据风险评估结果进行警示医生和用户; 步骤六, 通过数据存储模块利用存储器存储采集的影像和生理指数数据; 并通过显示模块利用显示器采用改进的灰度级校正方法显示系统界面、采集的影像及生理指数信息。

[0023] 进一步, 所述高斯去噪模型的步骤如下:

[0024] 步骤一, 建立带权的高斯平滑滤波器矩阵模型:

$$[0025] \quad Q[i] = \frac{e^{-i^2/2}}{2\pi n^2} \quad (3.3)$$

[0026] 式中: Q 为滤波器矩阵, Q 为 $1 \times n$ 的矩阵;

[0027] n 为矩阵大小阈值;

[0028] i 为距离中心坐标点的相对坐标值, 即 $Q[i]$ 所得为该坐标点相对中心点的权重差;

[0029] 步骤二, 计算高斯平滑中心点相对左右阈值的差值和;

$$[0030] \quad S[k] = \sum_{i=0}^{n-1} (Q[i] * (buf[k-i] + buf[k+i])) \quad (3.4)$$

[0031] 式中: $S[k]$ 为中心点相对左右阈值的差值和;

[0032] $buf[k]$ 为中心点的样本测量值;

[0033] n 为滤波器矩阵大小;

[0034] 步骤三, 计算高斯平滑处理后的样本值:

$$[0035] \quad buf'[k] = \frac{S[k] + buf[k]}{\sum_{i=0}^{n-1}} \quad (3.5)$$

[0036] 式中:buf'[k]为中心点处理后的值;

[0037] buf[k]为中心点的样本测量值;

[0038] n为滤波器矩阵大小;

[0039] 所述因子定权模型的算法步骤如下:

[0040] 步骤一,将因子分子与模糊数学隶属度结合得到因子隶属度,如公式:

$$[0041] \quad ly(x) = \begin{cases} 0 \\ \frac{(x-x_0)}{(x_1-x_0)} \\ \frac{(x_1-x)}{(x_1-x_0)} \\ 1 \end{cases} \quad (x < x_0, x_0 \leq x < x_1, x \geq x_1)$$

[0042] 式中x0代表生理数据指标前一个生理数据异常数据;

[0043] x1代表生理数据指标后一个生理数据异常数据;

[0044] x代表当前生理数据样本值;

$$[0045] \quad \text{步骤二,根据公式 } ly(x) = \begin{cases} 0 \\ \frac{(x-x_0)}{(x_1-x_0)} \\ \frac{(x_1-x)}{(x_1-x_0)} \\ 1 \end{cases} \text{ 对生理数据单项指标评价;}$$

[0046] W为生理数据各项指标样本集合,L为生理数据各项指标污染等级集合,建立如下公式:

$$[0047] \quad \begin{cases} W = \{A_1, A_2, \dots, A_n\} \\ L = \{(1 \text{ 级}), (2 \text{ 级}), \dots, m\} \end{cases}$$

[0048] 式中:A为样本数值;

[0049] n为指标数目;

[0050] m为生理数据异常等级个数;

[0051] 通过下公式计算出单项指标的因子隶属度,对应n个生理数据指标得到m*n的矩阵R;

$$[0052] \quad R = \begin{matrix} & A_{1L1} & \dots & A_{1Lm} \\ \begin{matrix} \dots & \dots & \dots \end{matrix} & & & \\ & A_{nL1} & \dots & A_{nLm} \end{matrix}$$

[0053] 步骤三,计算综合权重;

[0054] 生理数据是由多个指标引起的,不同物质采集条件应当对综合评定权重有影响,单个指标的权重计算如下公式:

[0055] $W_i = A_i / \bar{L}_i$ 即 $W_i = A_i / \left(\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m L_k \right)$;

[0056] 即式中: A_i 代表当前指标数值;

[0057] L_k 代表指标等级;

[0058] 使用模糊模型中统一化权重计算, 得到如下公式:

[0059] $\bar{W}_i = W_i / \sum_{k=1}^n W_k$;

[0060] 式中: W_k 代表单一指标权重;

[0061] 有 n 个生理数据指标, 即得到生理数据综合权重矩阵 B , 如下公式:

[0062] $B = [W_1, W_2, \dots, W_n]$;

[0063] 步骤四, 将矩阵 R 与矩阵 B 复合计算, 计算得到最优生理数据。

[0064] 进一步, 所述图像处理的处理方法如下:

[0065] (1) 将多个超急性缺血性脑卒中用户的弥散加权成像图像分成测试图像和训练图像; 所述弥散加权成像图像包括 T_2 加权图像、弥散加权图像 DWI 和表观弥散系数图像 ADC;

[0066] (2) 根据训练图像训练随机森林模型、学习字典和支持向量机模型, 获得已训练的随机森林模型、已训练的学习字典和已训练的支持向量机模型;

[0067] (3) 提取测试图像中每个体素的灰度特征;

[0068] (4) 根据测试图像中每个体素的灰度特征, 利用已训练的随机森林模型对测试数据中的弥散加权成像图像进行脑缺血区域初始分割, 获得第一初始分割图像;

[0069] (5) 提取第一初始分割图像中每个连通区域内的每个体素的局部图像块, 确定第一初始分割图像中每个连通区域内的局部图像块特征向量;

[0070] (6) 基于已训练的学习字典, 对第一初始分割图像中每个连通区域内的局部图像块特征向量进行稀疏表示, 确定第一初始分割图像中每个连通区域内的局部图像块特征向量的稀疏编码矩阵;

[0071] (7) 根据第一初始分割图像中每个连通区域内的局部图像块特征向量的稀疏编码矩阵, 确定第一初始分割图像中每个连通区域的包特征;

[0072] (8) 利用已训练的线性支持向量机模型, 根据第一初始分割图像中每个连通区域的包特征, 对第一初始分割图像中的连通区域进行分类, 将非缺血组织所在的连通区域从第一初始分割图像中删除, 得到优化分割图像;

[0073] 在所述提取测试图像中每个体素的灰度特征之前, 还包括: 按如下方式对测试图像进行预处理:

[0074] 提取测试图像中的脑部区域, 生成脑部模板图像;

[0075] 确定脑部模板图像中脑部区域的灰度直方图;

[0076] 确定灰度直方图中出现次数最多的灰度值;

[0077] 根据灰度直方图中出现次数最多的灰度值, 确定脑部模板图像中每个体素的相对灰度值;

[0078] 按如下公式确定灰度直方图中出现次数最多的灰度值:

[0079] $g_{\max} = \max H_i(S)$;

[0080] 按如下公式确定脑部模板图像中每个体素的相对灰度值:

[0081] $G_i(x, y, z) = G_i'(x, y, z) / g_{\max}$;

[0082] 其中, $g_{\max}$ 为出现次数最多的灰度值; s 为灰度值; $H_i(s)$ 为灰度值出现的频率; $G_i(x, y, z)$ 为 i 图像中每个体素的灰度值; $G_i(x, y, z)$ 为每个体素的相对灰度值; $i \in \{T2, DWI, ADC\}$ 。

[0083] 进一步, 所述风险评估的评估方法如下:

[0084] 1) 数据预处理步骤: 选取历史数据, 对历史数据进行预处理, 得到预处理数据集;

[0085] 2) 特征选择步骤: 基于预处理数据集, 采用遗传算法来进行特征选择, 得到特征选择数据集;

[0086] 3) 特征优化步骤: 对特征选择数据集进行特征优化, 得到特征优化数据集;

[0087] 4) 评估预测步骤: 对特征优化数据集进行预测, 得到目标人群患脑卒中的风险概率;

[0088] 所述数据预处理步骤包括:

[0089] 去缺失和噪声数据步骤: 采用均值和最近邻补差方法对历史数据的缺失值和噪声数据进行处理;

[0090] 数据转化步骤: 采用函数变换进行数据转化, 进行数学函数变换将不具有正态分布的数据变换成具有正态性的数据; 对于时间序列, 采用对数变换或者差分运算, 将非平稳序列转换为平稳序列;

[0091] 数据规范化和离散化步骤: 采用最小-最大规范化方法进行数据规范化, 以消除量纲影响; 采用不同离散方法对历史数据进行离散化, 得到预处理数据集, 以矩阵 D_{pre} 表示;

[0092] 所述特征选择步骤包括:

[0093] 特征组合获取步骤: 基于不同特征选择方法得到不同的特征组合;

[0094] 特征组合优化步骤: 采用遗传算法对不同的特征组合进行处理, 得到优化的特征组合, 对优化的特征组合采用集合交的计算方式得到最终特征组合, 并通过目标函数对最终特征组合进行评估, 得出最优特征组合, 形成特征选择数据集; 在所述特征优化步骤中, 基于 XGBoost 方法对特征选择数据集进行特征优化。

[0095] 本发明的另一目的在于提供一种实现所述脑卒中预警系统的信息数据处理终端。

[0096] 本发明的另一目的在于提供一种计算机可读存储介质, 包括指令, 当其在计算机上运行时, 使得计算机执行所述的脑卒中预警系统中的脑卒中预警方法。本发明的另一目的在于提供一种实施所述脑卒中预警系统中的脑卒中预警方法, 其特征在于, 所述脑卒中预警系统包括:

[0097] 影像采集模块, 与主控模块连接, 用于通过医疗影像设备采集用户脑血管图像数据;

[0098] 生理指数采集模块, 与主控模块连接, 用于通过医疗检测仪采集用户血压、血糖、血脂、体温、脑电数据信息;

[0099] 主控模块, 与影像采集模块、生理指数采集模块、图像处理模块、风险评估模块、警示模块、数据存储模块、显示模块连接, 用于通过单片机控制各个模块正常工作;

[0100] 图像处理模块, 与主控模块连接, 用于通过图像处理软件处理采集的图像;

[0101] 风险评估模块, 与主控模块连接, 用于通过评估软件根据采集的生理数据评估脑卒中疾病风险指标;

[0102] 警示模块, 与主控模块连接, 用于通过警示器根据风险评估结果进行警示医生和

用户；

[0103] 数据存储模块，与主控模块连接，用于通过存储器存储采集的影像和生理指数数据；

[0104] 显示模块，与主控模块连接，用于通过显示器显示系统界面、采集的影像及生理指数信息。

[0105] 本发明的另一目的在于提供一种搭载所述脑卒中预警系统的脑卒中预警检查平台。

[0106] 本发明的优点及积极效果为：

[0107] (1) 本发明通过图像处理模块基于已训练的随机森林模型、已训练的学习字典和已训练的线性支持向量机模型对超急性缺血性脑卒中用户的弥散加权成像图像进行脑缺血区域分割，相比现有的脑缺血区域分割方法，可以解决超急性期脑缺血区域的自动识别与分割，提高对缺血区域的分割精度；

[0108] (2) 通过风险评估模块根据数据预处理、特征选择、特征优化，得到的数据特征更有效；采用XGBoost方法自动生成目标人群患脑卒中的风险概率，可以更高效便捷地进行社区健康普查，同时，可以帮助医生更简单快捷地对目标人群患脑卒中风险进行评估；可有力推动健康普查，以更快发现潜在脑卒中用户，更早提醒，以更早更有效地治疗；

[0109] (3) 通过对医疗影像设备采用Radon逆变换重建算法，对成像过程中的截断误差具有明显的抑制作用，明显的提高了重建图像的质量，便于对用户影像的观察；对显示屏进行灰度级的误差校正，明显提高了显示屏的亮度均匀性，便于工作人员及用户的观察。

[0110] (4) 本发明利用评估软件根据采集的生理数据评估脑卒中疾病风险指标；采集的生理数据中，通过蚁群算法进行随机搜索的生理数据概率通过下式计算：

$$[0111] \quad P(\tau_j^k(I_{pi})) = \frac{\tau_j^k(I_{pi})\eta_j^\beta(I_{pi})}{\sum_{j=1}^N I_{pi}}, \eta_j^\beta(I_{pi}) = fit^k(x)$$

[0112] 所述 $\tau_j^k(I_{pi})$ 通过以下公式计算：

$$[0113] \quad \tau_j^k(I_{pi}) = \begin{cases} Q/e^k & (\text{若第}k\text{只蚂蚁在本次循环中选择了}I_{pi}\text{中第}j\text{个元素}) \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

[0114] 式中， $e^k = fit^k(x') - fit^k(x)$ ，为蚂蚁k前后循环搜索的解的适应值之差；

[0115] 其中，Q为用来调节信息素的调整速度的常数，x、x'为蚂蚁k前后搜索的解空间；

[0116] 将生理数据概率高的数据通过高斯去噪模型处理后，得到合理指标数据；

[0117] 将预处理之后的数据通过因子定权模型分析，得到最后最优生理数据。可获得准确的最优的生理数据，为下一工序的运行提供依据。

附图说明

[0118] 图1是本发明实施提供脑卒中预警系统中脑卒中预警方法的流程图；

[0119] 图2是本发明实施提供的脑卒中预警系统结构框图；

[0120] 图中：1、影像采集模块；2、生理指数采集模块；3、主控模块；4、图像处理模块；5、风

险评估模块;6、警示模块;7、数据存储模块;8、显示模块。

具体实施方式

[0121] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0122] 下面结合附图及具体实施例对本发明的应用原理作进一步描述。

[0123] 如图1所示,本发明提供一种脑卒中预警系统,该系统执行脑卒中预警方法,脑卒中预警方法包括以下步骤:

[0124] S101,通过影像采集模块利用医疗影像设备采集用户脑血管图像数据;

[0125] S102,通过生理指数采集模块利用医疗检测仪采集用户血压、血糖、血脂、体温、脑电数据信息;

[0126] S103,主控模块通过图像处理模块利用图像处理软件处理采集的图像;

[0127] S104,通过风险评估模块利用评估软件根据采集的生理数据评估脑卒中疾病风险指标;

[0128] S105,通过警示模块利用警示器根据风险评估结果进行警示医生和用户;

[0129] S106,通过数据存储模块利用存储器存储采集的影像和生理指数数据;并通过显示模块利用显示器显示系统界面、采集的影像及生理指数信息。

[0130] 如图2所示,本发明实施例提供的脑卒中预警系统包括:影像采集模块1、生理指数采集模块2、主控模块3、图像处理模块4、风险评估模块5、警示模块6、数据存储模块7、显示模块8。

[0131] 影像采集模块1,与主控模块3连接,用于通过医疗影像设备采集用户脑血管图像数据;

[0132] 生理指数采集模块2,与主控模块3连接,用于通过医疗检测仪采集用户血压、血糖、血脂、体温、脑电数据信息;

[0133] 主控模块3,与影像采集模块1、生理指数采集模块2、图像处理模块4、风险评估模块5、警示模块6、数据存储模块7、显示模块8连接,用于通过单片机控制各个模块正常工作;

[0134] 图像处理模块4,与主控模块3连接,用于通过图像处理软件处理采集的图像;

[0135] 风险评估模块5,与主控模块3连接,用于通过评估软件根据采集的生理数据评估脑卒中疾病风险指标;

[0136] 警示模块6,与主控模块3连接,用于通过警示器根据风险评估结果进行警示医生和用户;

[0137] 数据存储模块7,与主控模块3连接,用于通过存储器存储采集的影像和生理指数数据;

[0138] 显示模块8,与主控模块3连接,用于通过显示器显示系统界面、采集的影像及生理指数信息。

[0139] 本发明提供的图像处理模块4处理方法如下:

[0140] (1) 将多个超急性缺血性脑卒中用户的弥散加权成像图像分成测试图像和训练图像;所述弥散加权成像图像包括 T_2 加权图像、弥散加权图像DWI和表观弥散系数图像ADC;

[0141] (2) 根据训练图像训练随机森林模型、学习字典和支持向量机模型,获得已训练的随机森林模型、已训练的学习字典和已训练的支持向量机模型;

[0142] (3) 提取测试图像中每个体素的灰度特征;

[0143] (4) 根据测试图像中每个体素的灰度特征,利用已训练的随机森林模型对测试数据中的弥散加权成像图像进行脑缺血区域初始分割,获得第一初始分割图像;

[0144] (5) 提取第一初始分割图像中每个连通区域内的每个体素的局部图像块,确定第一初始分割图像中每个连通区域内的局部图像块特征向量;

[0145] (6) 基于已训练的学习字典,对第一初始分割图像中每个连通区域内的局部图像块特征向量进行稀疏表示,确定第一初始分割图像中每个连通区域内的局部图像块特征向量的稀疏编码矩阵;

[0146] (7) 根据第一初始分割图像中每个连通区域内的局部图像块特征向量的稀疏编码矩阵,确定第一初始分割图像中每个连通区域的包特征;

[0147] (8) 利用已训练的线性支持向量机模型,根据第一初始分割图像中每个连通区域的包特征,对第一初始分割图像中的连通区域进行分类,将非缺血组织所在的连通区域从第一初始分割图像中删除,得到优化分割图像。

[0148] 下面结合具体分析对本发明的应用作进一步描述。

[0149] 本发明实施提供的脑卒中预警系统,该系统执行脑卒中预警方法,所述脑卒中预警方法包括:

[0150] 步骤一,通过影像采集模块利用医疗影像设备采集用户脑血管图像数据,医疗影像设备采用基于Radon逆变换的半覆盖螺旋锥束CT重建算法,实现算法的步骤为:

[0151] (1) 对原始投影数据进行几何修正,修正后的数据满足解析重建算法的要求:

$$p'(\lambda, u', v') \\ [0152] = p(\lambda, S \times \tan(\gamma), \sqrt{u'^2 + S^2} \times \tan(\tau))$$

[0153] 式中:S为射线源到探测器的距离; λ 为投影角度; $p'(\lambda, u', v')$ 为螺旋锥束投影;

$\gamma = \gamma_0 + \arctan\left(\frac{u'D}{SR}\right)$ 为射束的扇角; $\tau = \arctan\left(v'/\sqrt{\left(\frac{SR}{D}\right)^2 + u'^2}\right)$ 为射束与水平面的夹角; $\gamma_0 = \arctan(-D_0/D)$ 为载物台偏移的扇角; D 为射线源到平行探测器且过旋转轴的平面的距离;

[0154] (2) 对修正后的投影数据加权,然后逐行进行基于Radon逆变换的滤波:

$$p_F(\lambda, u', v') \\ [0155] = \frac{\partial \left[\frac{S'}{\sqrt{S'^2 + u'^2 + v'^2}} p'(\lambda, u', v') \right]}{\partial u'} \frac{1}{2\pi^2 u'}$$

[0156] (3) 对滤波后的数据在 2π 角度范围内做加权反投影:

$$[0157] \quad f(x, y, z) = \frac{1}{2\pi^2} \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} k(m) \frac{R^2}{(R-n)^2} \times p_F(\lambda, u', v') d\lambda;$$

[0158] 步骤二,通过生理指数采集模块利用医疗检测仪采集用户血压、血糖、血脂、体温、脑电数据信息,脑电数据采集采用形态学去噪算法,具体为:

[0159] 选取宽度为5的三角形结构元素,采用开和闭结合运算组成的滤波器,算法实现如下:

$$[0160] \quad C_1 = (A \cdot B) \circ B$$

$$[0161] \quad C_2 = (A \circ B) \cdot B$$

$$[0162] \quad C = \frac{C_1 + C_2}{2}$$

[0163] 步骤三,主控模块通过图像处理模块利用图像处理软件处理采集的图像;

[0164] 步骤四,通过风险评估模块利用评估软件根据采集的生理数据评估脑卒中疾病风险指标;

[0165] 步骤五,通过警示模块利用警示器根据风险评估结果进行警示医生和用户;

[0166] 步骤六,通过数据存储模块利用存储器存储采集的影像和生理指数数据;并通过显示模块利用显示器显示系统界面、采集的影像及生理指数信息,显示器采用改进的灰度级校正方法,具体为:

$$[0167] \quad P_i = Q \left[\left(\frac{S_i}{S_L} \right)^{\lambda_{inv}} n \right]$$

[0168] 式中: P_i 表示经过校正的图像显示数据, S_i 表示显示灰度级的具体数值, S_L 表示显示灰度级的最大数值; $\lambda_{inv}=1/0.45$, n 为显示屏的最大线性灰度值; Q 为取整函数。

[0169] 所述在提取测试图像中每个体素的灰度特征之前,还包括:按如下方式对测试图像进行预处理:

[0170] 提取测试图像中的脑部区域,生成脑部模板图像;

[0171] 确定脑部模板图像中脑部区域的灰度直方图;

[0172] 确定灰度直方图中出现次数最多的灰度值;

[0173] 根据灰度直方图中出现次数最多的灰度值,确定脑部模板图像中每个体素的相对灰度值;

[0174] 按如下公式确定灰度直方图中出现次数最多的灰度值:

$$[0175] \quad g_{\max} = \max H_i(S);$$

[0176] 按如下公式确定脑部模板图像中每个体素的相对灰度值:

$$[0177] \quad G_i(x, y, z) = G_i(x, y, z)' / g_{\max};$$

[0178] 其中, $g_{\max}$ 为出现次数最多的灰度值; s 为灰度值; $H_i(s)$ 为灰度值出现的频率; $G_i(x, y, z)'$ 为*i*图像中每个体素的灰度值; $G_i(x, y, z)$ 为每个体素的相对灰度值; $i \in \{T2, DWI, ADC\}$ 。

[0179] 本发明提供的风险评估模块5评估方法如下:

- [0180] 1) 数据预处理步骤:选取历史数据,对历史数据进行预处理,得到预处理数据集;
- [0181] 2) 特征选择步骤:基于预处理数据集,采用遗传算法来进行特征选择,得到特征选择数据集;
- [0182] 3) 特征优化步骤:对特征选择数据集进行特征优化,得到特征优化数据集;
- [0183] 4) 评估预测步骤:对特征优化数据集进行预测,得到目标人群患脑卒中的风险概率。
- [0184] 本发明提供的数据预处理步骤包括:
- [0185] 去缺失和噪声数据步骤:采用均值和最近邻补差方法对历史数据的缺失值和噪声数据进行处理;
- [0186] 数据转化步骤:采用函数变换进行数据转化,进行数学函数变换将不具有正态分布的数据变换成具有正态性的数据;对于时间序列,采用对数变换或者差分运算,将非平稳序列转换为平稳序列;
- [0187] 数据规范化和离散化步骤:采用最小-最大规范化方法进行数据规范化,以消除量纲影响;采用不同离散方法对历史数据进行离散化,得到预处理数据集,以矩阵Dpre表示。
- [0188] 本发明提供的特征选择步骤包括:
- [0189] 特征组合获取步骤:基于不同特征选择方法得到不同的特征组合;
- [0190] 特征组合优化步骤:采用遗传算法对不同的特征组合进行处理,得到优化的特征组合,对优化的特征组合采用集合交的计算方式得到最终特征组合,并通过目标函数对最终特征组合进行评估,得出最优特征组合,形成特征选择数据集;
- [0191] 在所述特征优化步骤中,基于XGBoost方法对特征选择数据集进行特征优化。
- [0192] 下面结合具体实施例对本发明的应用作进一步描述。
- [0193] 本发明实施例提供的脑卒中预警系统,该系统执行脑卒中预警方法,所述脑卒中预警方法包括:
- [0194] 利用评估软件根据采集的生理数据评估脑卒中疾病风险指标;采集的生理数据中,通过蚁群算法进行随机搜索的生理数据概率通过下式计算:

$$[0195] \quad P(\tau_j^k(I_{pi})) = \frac{\tau_j^k(I_{pi})\eta_j^\beta(I_{pi})}{\sum_{j=1}^N I_{pi}}, \eta_j^\beta(I_{pi}) = fit^k(x)$$

- [0196] 其中,k表示蚂蚁序数,i表示参数集合序数,j表示元素序数, $\tau_j^k(I_{pi})$ 意味着第k个蚂蚁在第i个参数集合 I_{pi} 中的第j个元素上留下的信息, $\eta_j^\beta(I_{pi})$ 表示蚂蚁k选择第i个参数集合 I_{pi} 中的第j个元素的期望程度,N表示参数集合 I_{pi} 的总数; $fit^k(x)$ 为适应度函数,x为蚂蚁k前搜索的解空间;

- [0197] 所述 $\tau_j^k(I_{pi})$ 通过以下公式计算:

$$[0198] \quad \tau_j^k(I_{pi}) = \begin{cases} Q/e^k & (\text{若第} k \text{只蚂蚁在本次循环中选择了} I_{pi} \text{中第} j \text{个元素}) \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

[0199] 式中, $e^k = \text{fit}^k(x') - \text{fit}^k(x)$, 为蚂蚁k前后循环搜索的解的适应值之差;

[0200] 其中, Q为用来调节信息素的调整速度的常数, x' 为蚂蚁k后搜索的解空间;

[0201] 将生理数据概率高的数据通过高斯去噪模型处理后, 得到合理指标数据;

[0202] 将预处理之后的数据通过因子定权模型分析, 得到最后最优生理数据。

[0203] 所述高斯去噪模型的步骤如下:

[0204] 步骤一, 建立带权的高斯平滑滤波器矩阵模型:

$$[0205] \quad Q[i] = \frac{e^{-i^2/\lambda_2}}{2 * n^{\lambda_2}} \quad (3.3)$$

[0206] 式中: Q为滤波器矩阵, Q为1*n的矩阵;

[0207] n为矩阵大小阈值;

[0208] i为距离中心坐标点的相对坐标值, 即Q[i]所得为该坐标点相对中心点的权重差;

[0209] 步骤二, 计算高斯平滑中心点相对左右阈值的差值和;

$$[0210] \quad S[k] = \sum_{i=0}^{n-1} (Q[i] * (buf[k-i] + buf[k+i])) \quad (3.4)$$

[0211] 式中: S[k]为中心点相对左右阈值的差值和;

[0212] buf[k]为中心点的样本测量值;

[0213] n为滤波器矩阵大小;

[0214] 步骤三, 计算高斯平滑处理后的样本值:

$$[0215] \quad buf'[k] = \frac{S[k] + buf[k]}{\sum_{i=0}^{n-1}} \quad (3.5)$$

[0216] 式中: $buf'[k]$ 为中心点处理后的值

[0217] buf[k]为中心点的样本测量值;

[0218] n为滤波器矩阵大小;

[0219] 所述因子定权模型的算法步骤如下:

[0220] 步骤一, 将因子分子与模糊数学隶属度结合得到因子隶属度, 如公式:

$$[0221] \quad ly(x) = \begin{cases} 0 \\ \frac{(x-x_0)}{(x_1-x_0)} \\ \frac{(x_1-x)}{(x_1-x_0)} \\ 1 \end{cases} \quad (x < x_0, x_0 \leq x < x_1, x \geq x_1)$$

[0222] 式中 x_0 代表生理数据指标前一个生理数据异常数据;

[0223] x_1 代表生理数据指标后一个生理数据异常数据;

[0224] x代表当前生理数据样本值;

[0225] 步骤二,根据公式 $ly(x) = \begin{Bmatrix} 0 \\ \frac{(x-x_0)}{(x_1-x_0)} \\ \frac{(x_1-x)}{(x_1-x_0)} \\ 1 \end{Bmatrix}$ 对生理数据单项指标评价;

[0226] W为生理数据各项指标样本集合,L为生理数据各项指标污染等级集合,建立如下公式:

[0227]
$$\begin{cases} W = \{A_1, A_2, \dots, A_n\} \\ L = \{(1 \text{ 级}), (2 \text{ 级}), \dots, m\} \end{cases}$$

[0228] 式中:A为样本数值;

[0229] n为指标数目;

[0230] m为生理数据异常等级个数;

[0231] 通过下公式计算出单项指标的因子隶属度,对应n个生理数据指标得到m*n的矩阵R;

[0232]
$$R = \begin{matrix} & A_1L_1 & \dots & A_1L_m \\ \begin{matrix} A_1 \\ \vdots \\ A_n \end{matrix} & \begin{matrix} L_1 \\ \vdots \\ L_m \end{matrix} & \dots & \begin{matrix} A_1L_m \\ \vdots \\ A_nL_m \end{matrix} \end{matrix}$$

[0233] 步骤三,计算综合权重;

[0234] 生理数据是由多个指标引起的,不同物质采集条件应当对综合评定权重有影响,单个指标的权重计算如下公式:

[0235] $W_i = A_i / \bar{L}_i$ 即 $W_i = A_i / \left(\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m L_k \right)$;

[0236] 即式中: A_i 代表当前指标数值;

[0237] L_k 代表指标等级;

[0238] 使用模糊模型中统一化权重计算,得到如下公式:

[0239] $\bar{W}_i = W_i / \sum_{k=1}^n W_k$;

[0240] 式中: W_k 代表单一指标权重;

[0241] 有n个生理数据指标,即得到生理数据综合权重矩阵B,如下公式:

[0242] $B = [W_1, W_2, \dots, W_n]$;

[0243] 步骤四,将矩阵R与矩阵B复合计算,计算得到最优生理数据。

[0244] 在上述实施例中,可以全部或部分地通过软件、硬件、固件或者其任意组合来实现。当使用全部或部分地以计算机程序产品的形式实现,所述计算机程序产品包括一个或多个计算机指令。在计算机上加载或执行所述计算机程序指令时,全部或部分地产生按照本发明实施例所述的流程或功能。所述计算机可以是通用计算机、专用计算机、计算机网络、或者其他可编程装置。所述计算机指令可以存储在计算机可读存储介质中,或者从一个计算机可读存储介质向另一个计算机可读存储介质传输,例如,所述计算机指令可以从一个网站站点、计算机、服务器或数据中心通过有线(例如同轴电缆、光纤、数字用户线(DSL))或无线(例如红外、无线、微波等)方式向另一个网站站点、计算机、服务器或数据中心进行

传输)。所述计算机可读取存储介质可以是计算机能够存取的任何可用介质或者是包含一个或多个可用介质集成的服务器、数据中心等数据存储设备。所述可用介质可以是磁性介质，(例如，软盘、硬盘、磁带)、光介质(例如，DVD)、或者半导体介质(例如固态硬盘Solid State Disk(SSD))等。

[0245] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已，并不用以限制本发明，凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等，均应包含在本发明的保护范围之内。

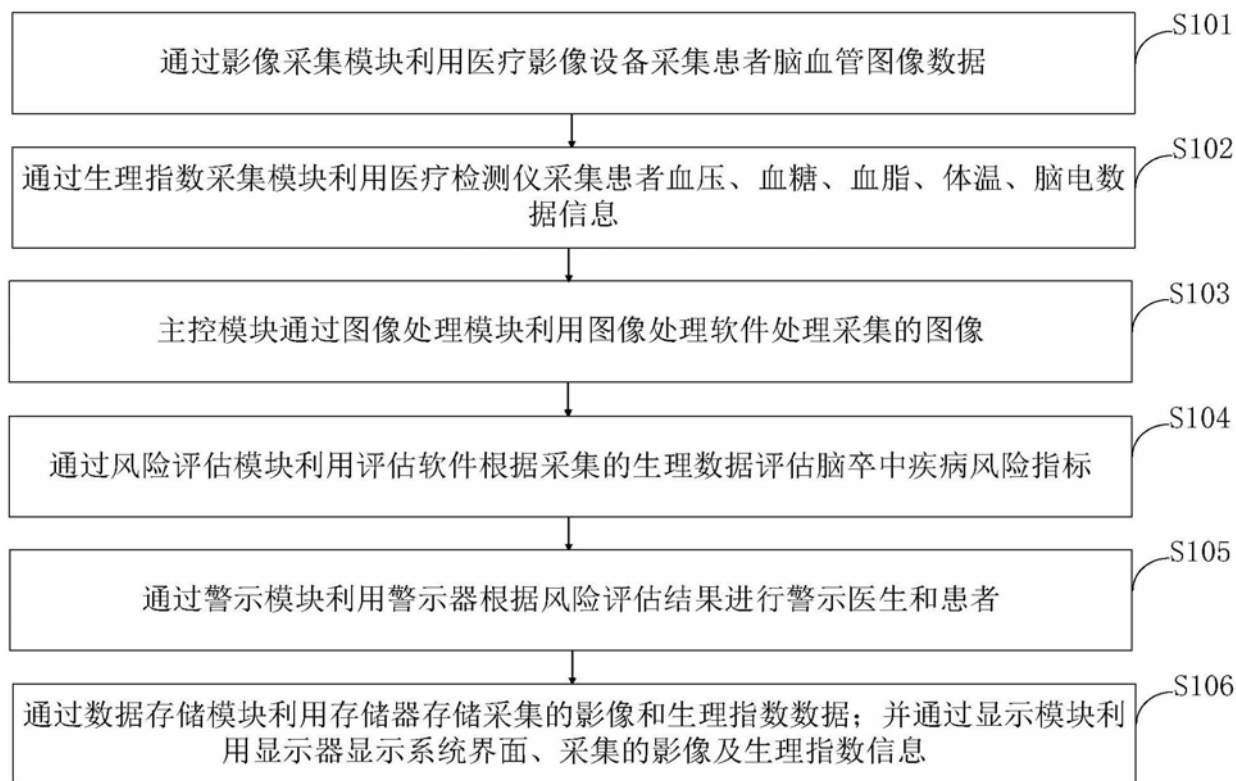


图1

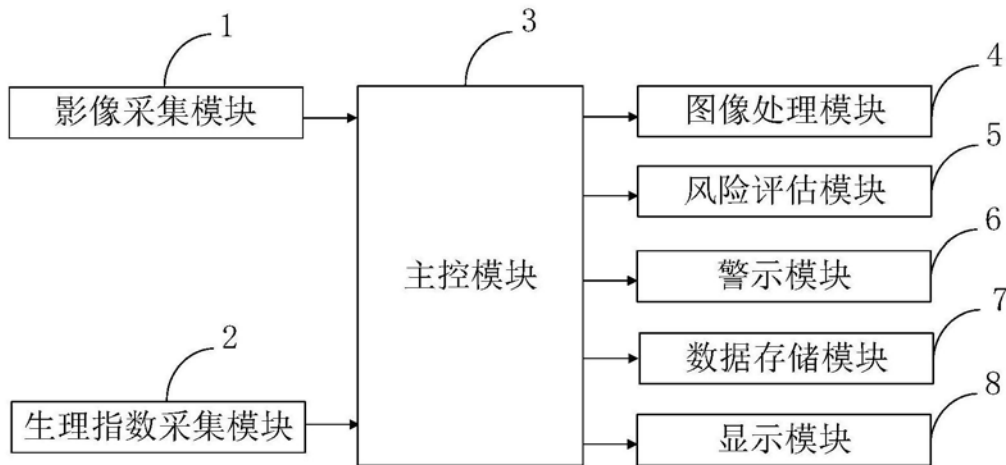


图2