



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110575178 A

(43)申请公布日 2019.12.17

(21)申请号 201910856855.7

A61B 6/03(2006.01)

(22)申请日 2019.09.10

A61B 8/00(2006.01)

(71)申请人 贾英

地址 250012 山东省济南市历下区文化西路44号山东大学医学院

(72)发明人 贾英

(74)专利代理机构 济南圣达知识产权代理有限公司 37221

代理人 孟雪

(51)Int.Cl.

A61B 5/11(2006.01)

A61B 5/0205(2006.01)

A61B 5/145(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/055(2006.01)

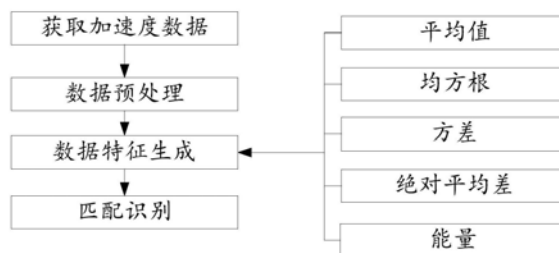
权利要求书3页 说明书10页 附图1页

(54)发明名称

一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统及其判断方法

(57)摘要

一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统,包括客户端、工作站、云端服务器、图像采集装置以及生理参数传感器,生理参数传感器通过短距离无线通信技术传输到网络协调器与客户端连接,客户端通过互联网与云端服务器连接,生理参数传感器为可穿戴设备,其通过加速度计的加速度数据判断患者的运动状态。



1. 一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统,包括客户端、工作站、云端服务器、图像采集装置以及生理参数传感器,生理参数传感器通过短距离无线通信技术传输到网络协调整器与客户端连接,客户端通过互联网与云端服务器连接,图像采集装置与工作站连接,将采集到的图像上传至云端服务器,患者用户通过客户端上传患者用户的基本信息至云端服务器,决策用户通过工作站上传案例概况信息、患者用户主要症状和体征、化验结果、病理信息、患者用户病情的基本判断、治疗手段、手术后症状、护理建议和策略至云端服务器,云端服务器存储有诊疗案例库,云端服务器对上传的各类信息综合形成案例,决策用户通过工作站对诊疗案例库进行检索,在诊疗案例库中找到相似度匹配找到最相似的案例,图像采集装置包括CT机、超声仪和核磁共振仪,生理参数传感器包括心率采集传感器、血压计、血氧仪和加速度计,其为可穿戴设备,工作站使用图像融合对采集到的CT图像、超声图像和核磁共振图像进行两两图像融合,并将融合后的图像上传至云端服务器,工作站与云端服务器之间使用加密算法进行通信,其特征在于:生理参数传感器为可穿戴设备,其通过加速度计的加速度数据判断患者的运动状态,具体判断过程如下:

步骤1,从加速度计获取加速度数据;

步骤2,数据预处理,

步骤3,数据特征生成,

步骤4匹配识别。

2. 根据权利要求1所述的一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统,其特征在于步骤2具体为:

将获取的加速度数据生成为加速度时间序列数据,采用滑动窗口为加速度时间序列数据的时域加窗,对每个加窗得到的加速度时间序列数据进行处理和识别,滑动窗口使用时间轴来分段提取序列,定义窗口长度 w 以及重叠窗口长度 o ,

对于一段加速度时间序列 $\{x_1, x_2 \dots x_n \dots\}$,第一个窗口为 $\{x_1, x_2 \dots x_w\}$,第二个窗口为 $\{x_{w-o}, x_{w-o+1} \dots x_{2w-o-1}\}$,第三个窗口为 $\{x_{2w-2o-1}, x_{2w-2o} \dots x_{3w-2o-2}\}$,第 n 个窗口为 $\{x_{n(w-o)-n+1}, x_{n(w-o)-n+2} \dots x_{n(w-o)+w-n}\}$,其中, $w=60, o=10, x_n$ 为加速度时间序列数据。

3. 根据权利要求1所述的一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统,其特征在于步骤3具体为:

加速度数据特征包括时域特征和频域特征,时域特征包括加速的在窗口长度 w 内的平均值、均方根、方差和绝对平均差,频域特征为窗口长度 w 内的能量;

均值 \bar{X} 为加速度数值的平均大小,是加速的直流分量,其计算公式为:

$$\bar{X} = \frac{1}{w} \sum_{n=1}^w x_n$$

均方根 D 为加速度值的总体大小,其计算公式如下:

$$D = \sqrt{\sum_{n=1}^w x_n^2}$$

方差 σ_x 为加速度的分散程度,其计算公式如下:

$$\sigma_x = \frac{1}{w-1} \sum_{n=1}^w (x_n - \bar{X})^2$$

方差明显的反映了数据变化的剧烈程度,其中 \bar{X} 是加速度的均值;

绝对平均差K的计算为：

$$K = \frac{1}{w} \sum_{n=1}^w |x_n - \bar{X}|,$$

能量E的计算方法是对信号做FFT之后，各个分量的幅值平方和，其公式为：

$$E = \frac{\sum_{i=1}^w |F_i|^2}{N},$$

F_i 为加速度时间FFT之后第i个分量的幅度，N为分量个数；

通过上述平均值、均方根、方差、绝对平均差、能量的计算分别得到多个窗口的平均值序列、均方根序列、方差序列、绝对平均差序列、能量序列。

4. 根据权利要求1所述的一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统，其特征在于步骤4具体为：

生成样本序列，样本序列包括在行走状态、奔跑状态、跳跃状态、跌倒状态、静止状态下各个平均值序列、均方根序列、方差序列、绝对平均差序列、能量序列，样本序列为预先设置或者通过用户本身通过执行相应的状态进行设置；

将上述得到的平均值序列、均方根序列、方差序列、绝对平均差序列、能量序列分别匹配不同状态下的样本序列，将匹配度最高的样本序列的状态作为当前用户的运动状态。

5. 根据权利要求1所述的一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统，其特征在于：生理参数传感器为可穿戴设备，其通过加速度计的加速度数据判断患者的运动状态，具体判断过程如下：

步骤1，从加速度计获取加速度数据；

步骤2，数据预处理，

步骤3，数据特征生成，

步骤4匹配识别。

6. 根据权利要求1所述的一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统，其特征在于：采用超声图像和核磁共振图像生成聚焦彩色图像，其融合过程如下：

步骤1，通过HSV变换将图像A、B从RGB空间转化到HSV空间，并获得H、S、V三个分量；

步骤2，通过邻域叠加得到融合后的H分量；

步骤3，通过梯度计算得到融合后的S分量和V分量；

步骤4，根据上述步骤的H分量、S分量和V分量，通过HSV逆变换构成最终的融合图像。

7. 一种根据权利要求1所述的诊断监控综合医疗系统的运动状态判断方法，具体判断过程如下：

步骤1，从加速度计获取加速度数据；

步骤2，数据预处理，

步骤3，数据特征生成，

步骤4匹配识别。

8. 根据权利要求7所述的诊断监控综合医疗系统的运动状态判断方法，其特征在于步骤2具体为：

将获取的加速度数据生成为加速度时间序列数据，采用滑动窗口为加速度时间序列数据的时域加窗，对每个加窗得到的加速度时间序列数据进行处理和识别，滑动窗口使用时

间轴来分段提取序列,定义窗口长度 w 以及重叠窗口长度 o ,

对于一段加速度时间序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_n, \dots\}$,第一个窗口为 $\{x_1, x_2, \dots, x_w\}$,第二个窗口为 $\{x_{w-o}, x_{w-o+1}, \dots, x_{2w-o-1}\}$,第三个窗口为 $\{x_{2w-2o-1}, x_{2w-2o}, \dots, x_{3w-2o-2}\}$,第 n 各窗口为 $\{x_{n(w-o)-n+1}, x_{n(w-o)-n+2}, \dots, x_{n(w-o)+w-n}\}$,其中, $w=60, o=10, x_n$ 为加速度时间序列数据。

9. 根据权利要求7所述的诊断监控综合医疗系统的运动状态判断方法,其特征在于步骤3具体为:

加速度数据特征包括时域特征和频域特征,时域特征包括加速的在窗口长度 w 内的平均值、均方根、方差和绝对平均差,频域特征为窗口长度 w 内的能量;

均值 \bar{X} 为加速度数值的平均大小,是加速的直流分量,其计算公式为:

$$\bar{X} = \frac{1}{w} \sum_{n=1}^w x_n$$

均方根 D 为加速度值的总体大小,其计算公式如下:

$$D = \sqrt{\sum_{n=1}^w x_n^2}$$

方差 σ_x 为加速度的分散程度,其计算公式如下:

$$\sigma_x = \frac{1}{w-1} \sum_{n=1}^w (x_n - \bar{X})^2$$

方差明显的反映了数据变化的剧烈程度,其中 $-$ 是加速度的均值;

绝对平均差 K 的计算为:

$$K = \frac{1}{w} \sum_{n=1}^w |x_n - \bar{X}|$$

能量 E 的计算方法是对信号做FFT之后,各个分量的幅值平方和,其公式为:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^w |F_i|^2}{N}$$

F_i 为加速度时间FFT之后第 i 个分量的幅度, N 为分量个数;

通过上述平均值、均方根、方差、绝对平均差、能量的计算分别得到多个窗口的平均值序列、均方根序列、方差序列、绝对平均差序列、能量序列。

10. 根据权利要求7所述的诊断监控综合医疗系统的运动状态判断方法,其特征在于步骤4具体为:

生成样本序列,样本序列包括在行走状态、奔跑状态、跳跃状态、跌倒状态、静止状态下各个平均值序列、均方根序列、方差序列、绝对平均差序列、能量序列,样本序列为预先设置或者通过用户本身通过执行相应的状态进行设置;

将上述得到的平均值序列、均方根序列、方差序列、绝对平均差序列、能量序列分别匹配不同状态下的样本序列,将匹配度最高的样本序列的状态作为当前用户的运动状态。

一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统及其判断方法

技术领域

[0001] 本发明属医疗系统领域,特别涉及一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统。

背景技术

[0002] 随着进入二十一世纪,智能化时代即将到来,患者的监护问题也将是智能化时代的一个重要的研究课题。患者经常会遇到各种意想不到的伤害,例如跌倒和心率不正常等,缺少对患者运动状态的实时监控。将自动化医疗设备引入现代医疗信息系统具有多种优势,患者护理、更安全、更智能以及减少人为错误的可能性。医疗设备之间的通信连接是保证患者安全的重要因素之一。医学图像融合技术在整合来自不同成像方式的解剖和功能信息方面提供了卓越的性能,这些信息甚至有助于在早期进行疾病的准确诊断。因此,多模态医学图像融合在医学领域的信息集成中起着至关重要的作用。传统上,国内外医学界的诊疗决策尤其是诊断决策方法大都是根据各种医疗仪器对病人的检查结果,由医生凭借自身的医学知识和多年积累的临床诊断经验,对病情进行分析判断,从而做出相应的决策。这种决策方法的有效性取决于医生的业务水平,主观因素影响较大。

发明内容

[0003] 本发明要解决的技术问题是如何实现对患者实时的状态监控并进行识别,对此本发明提供一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统,包括客户端、工作站、云端服务器、图像采集装置以及生理参数传感器,生理参数传感器通过短距离无线通信技术传输到网络协调器与客户端连接,客户端通过互联网与云端服务器连接,图像采集装置与工作站连接,将采集到的图像上传至云端服务器,患者用户通过客户端上传患者用户的基本信息至云端服务器,决策用户通过工作站上传案例概况信息、患者用户主要症状和体征、化验结果、病理信息、患者用户病情的基本判断、治疗手段、手术后症状、护理建议和策略至云端服务器,云端服务器存储有诊疗案例库,云端服务器对上传的各类信息综合形成案例,决策用户通过工作站对诊疗案例库进行检索,在诊疗案例库中找到相似度匹配找到最相似的案例,图像采集装置包括CT机、超声仪和核磁共振仪,生理参数传感器包括心率采集传感器、血压计、血氧仪和加速度计,其为可穿戴设备,工作站使用图像融合对采集到的CT图像、超声图像和核磁共振图像进行两两图像融合,并将融合后的图像上传至云端服务器,工作站与云端服务器之间使用加密算法进行通信。

[0004] 其中,生理参数传感器为可穿戴设备,其通过加速度计的加速度数据判断患者的运动状态,

[0005] 一种诊断监控综合医疗系统的运动状态判断方法,具体判断过程如下:

[0006] 步骤1,从加速度计获取加速度数据;

[0007] 步骤2,数据预处理,

[0008] 将获取的加速度数据生成为加速度时间序列数据,采用滑动窗口为加速度时间序列数据的时域加窗,对每个加窗得到的加速度时间序列数据进行处理和识别,滑动窗口使

用时间轴来分段提取序列,定义窗口长度 w 以及重叠窗口长度 o 。

[0009] 对于一段加速度时间序列 $\{x_1, x_2 \dots x_n \dots\}$,第一个窗口为 $\{x_1, x_2 \dots x_w\}$,第二个窗口为 $\{x_{w-o}, x_{w-o+1} \dots x_{2w-o-1}\}$,第三个窗口为 $\{x_{2w-2o-1}, x_{2w-2o} \dots x_{3w-2o-2}\}$,第 n 个窗口为 $\{x_{n(w-o)-n+1}, x_{n(w-o)-n+2} \dots x_{n(w-o)+w-n}\}$,其中, $w=60, o=10$ 。 x_n 为加速度时间序列数据。

[0010] 重叠的作用是减轻频谱泄漏,减少信号截断对信息的破坏。

[0011] 步骤3,数据特征生成,

[0012] 加速度数据特征包括时域特征和频域特征,时域特征包括加速的在窗口长度 w 内的平均值、均方根、方差和绝对平均差,频域特征为窗口长度 w 内的能量。

[0013] 均值 \bar{x} 为加速度数值的平均大小,是加速的直流分量,其计算公式为:

$$[0014] \quad \bar{x} = \frac{1}{w} \sum_{n=1}^w x_n$$

[0015] 均方根 D 为加速度值的总体大小,其计算公式如下:

$$[0016] \quad D = \sqrt{\sum_{n=1}^w x_n^2}$$

[0017] 方差 σ_x 为加速度的分散程度,其计算公式如下:

$$[0018] \quad \sigma_x = \frac{1}{w-1} \sum_{n=1}^w (x_n - \bar{x})^2$$

[0019] 方差明显的反映了数据变化的剧烈程度,其中 \bar{x} 是加速度的均值。

[0020] 绝对平均差 K 的计算为:

$$[0021] \quad K = \frac{1}{w} \sum_{n=1}^w |x_n - \bar{x}|$$

[0022] 能量 E 的计算方法是对信号做FFT之后,各个分量的幅值平方和,其公式为:

$$[0023] \quad E = \frac{\sum_{i=1}^w |F_i|^2}{N}$$

[0024] F_i 为加速度时间FFT之后第 i 个分量的幅度, N 为分量个数。

[0025] 通过上述平均值、均方根、方差、绝对平均差、能量的计算分别得到多个窗口的平均值序列、均方根序列、方差序列、绝对平均差序列、能量序列。

[0026] 特征生成在模式识别的任务中是至关重要的,给定了测度集合,特征生成的目标是探索获取数据的固有模式和信息的重表示。一个好的特征生成过程会将数据的基本信息压缩,同时剔除冗余的信息,从而减少原始数据空间的维数。

[0027] 步骤4匹配识别,

[0028] 生成样本序列,样本序列包括在行走状态、奔跑状态、跳跃状态、跌倒状态、静止状态下各个平均值序列、均方根序列、方差序列、绝对平均差序列、能量序列,样本序列为预先设置或者通过用户本身通过执行相应的状态进行设置;

[0029] 将上述得到的平均值序列、均方根序列、方差序列、绝对平均差序列、能量序列分别匹配不同状态下的样本序列,将匹配度最高的样本序列的状态作为当前用户的运动状态。

[0030] 本发明的有益效果:

- [0031] (1) 通过运动状态的判断实现了患者姿态的识别,实时监控病人的状态;
- [0032] (2) 通过图像融合实现了患者病灶图像的细节显示,为医生诊断提供有力的依据;
- [0033] (3) 通过相似度匹配寻找与患者最为接近的案例,从而为医生诊断提供可靠的依据治疗方案以及病人治疗环境的选择提供依据,从而极大减少了医生的劳动强度。

附图说明

- [0034] 图1为本发明的系统框图;
- [0035] 图2为本发明的判断患者的运动状态流程图;

具体实施方式

[0036] 下面结合附图与实施例对本发明作进一步的说明。

[0037] 本发明的实施例参考图1-2示。

[0038] 一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统及其判断方法,包括客户端、工作站、云端服务器、图像采集装置以及生理参数传感器,生理参数传感器通过短距离无线通信技术传输到网络协调器与客户端连接,客户端通过互联网与云端服务器连接,图像采集装置与工作站连接,将采集到的图像上传至云端服务器,患者用户通过客户端上传患者用户的基本信息至云端服务器,决策用户通过工作站上传案例概况信息、患者用户主要症状和体征、化验结果、病理信息、患者用户病情的基本判断、治疗手段、手术后症状、护理建议和策略至云端服务器,云端服务器存储有诊疗案例库,云端服务器对上传的各类信息综合形成案例,决策用户通过工作站对诊疗案例库进行检索,在诊疗案例库中找到相似度匹配找到最相似的案例,图像采集装置包括CT机、超声仪和核磁共振仪,生理参数传感器包括心率采集传感器、血压计、血氧仪和加速度计,其为可穿戴设备,工作站使用图像融合对采集到的CT图像、超声图像和核磁共振图像进行两两图像融合,并将融合后的图像上传至云端服务器,工作站与云端服务器之间使用加密算法进行通信。

[0039] 其中,生理参数传感器为可穿戴设备,其通过加速度计的加速度数据判断患者的运动状态,具体判断过程如下:

[0040] 步骤1,从加速度计获取加速度数据;

[0041] 步骤2,数据预处理,

[0042] 将获取的加速度数据生成为加速度时间序列数据,采用滑动窗口为加速度时间序列数据的时域加窗,对每个加窗得到的加速度时间序列数据进行处理和识别,滑动窗口使用时间轴来分段提取序列,定义窗口长度 w 以及重叠窗口长度 o 。

[0043] 对于一段加速度时间序列 $\{x_1, x_2 \dots x_n \dots\}$,第一个窗口为 $\{x_1, x_2 \dots x_w\}$,第二个窗口为 $\{x_{w-o}, x_{w-o+1} \dots x_{2w-o-1}\}$,第三个窗口为 $\{x_{2w-2o-1}, x_{2w-2o} \dots x_{3w-2o-2}\}$,第 n 个窗口为 $\{x_{n(w-o)-n+1}, x_{n(w-o)-n+2} \dots x_{n(w-o)+w-n}\}$,其中, $w=60, o=10$ 。 x_n 为加速度时间序列数据。

[0044] 重叠的作用是减轻频谱泄漏,减少信号截断对信息的破坏。

[0045] 步骤3,数据特征生成,

[0046] 加速度数据特征包括时域特征和频域特征,时域特征包括加速的在窗口长度 w 内的平均值、均方根、方差和绝对平均差,频域特征为窗口长度 w 内的能量。

[0047] 均值 \bar{x} 为加速度数值的平均大小,是加速的直流分量,其计算公式为:

[0048]
$$\bar{X} = \frac{1}{w} \sum_{n=1}^w x_n$$

[0049] 均方根D为加速度值的总体大小,其计算公式如下:

[0050]
$$D = \sqrt{\sum_{n=1}^w x_n^2}$$

[0051] 方差 σ_x 为加速度的分散程度,其计算公式如下:

[0052]
$$\sigma_x = \frac{1}{w-1} \sum_{n=1}^w (x_n - \bar{X})^2$$

[0053] 方差明显的反映了数据变化的剧烈程度,其中 \bar{X} 是加速度的均值。

[0054] 绝对平均差K的计算为:

[0055]
$$K = \frac{1}{w} \sum_{n=1}^w |x_n - \bar{X}|$$

[0056] 能量E的计算方法是对信号做FFT之后,各个分量的幅值平方和,其公式为:

[0057]
$$E = \frac{\sum_{i=1}^w |F_i|^2}{N}$$

[0058] F_i 为加速度时间FFT之后第i个分量的幅度,N为分量个数。

[0059] 通过上述平均值、均方根、方差、绝对平均差、能量的计算分别得到多个窗口的平均值序列、均方根序列、方差序列、绝对平均差序列、能量序列。

[0060] 特征生成在模式识别的任务中是至关重要的,给定了测度集合,特征生成的目标是探索获取数据的固有模式和信息的重表示。一个好的特征生成过程会将数据的基本信息压缩,同时剔除冗余的信息,从而减少原始数据空间的维数。

[0061] 步骤4匹配识别,

[0062] 生成样本序列,样本序列包括在行走状态、奔跑状态、跳跃状态、跌倒状态、静止状态下各个平均值序列、均方根序列、方差序列、绝对平均差序列、能量序列,样本序列为预先设置或者通过用户本身通过执行相应的状态进行设置;

[0063] 将上述得到的平均值序列、均方根序列、方差序列、绝对平均差序列、能量序列分别匹配不同状态下的样本序列,将匹配度最高的样本序列的状态作为当前用户的运动状态。

[0064] 其中,采用超声图像和核磁共振图像生成聚焦彩色图像,其融合过程如下:

[0065] 步骤1,通过HSV变换将图像A、B从RGB空间转化到HSV空间,并获得H、S、V三个分量;

[0066] 步骤2,通过邻域叠加得到融合后的H分量;

[0067] 步骤3,通过梯度计算得到融合后的S分量和V分量;

[0068] 步骤4,根据上述步骤的H分量、S分量和V分量,通过HSV逆变换构成最终的融合图像。

[0069] 其中,步骤2具体为:

[0070] 步骤2.1,初始化, $n=1, Y_{i,j}(0) = 0, L_{i,j}(0) = 1, \theta_{i,j}(0) = 1, h_{i,j}^A(0) = h_A(i,j)$,

[0071] $h_{i,j}^B(0) = h_B(i,j), T_{i,j}^A(0) = 0$;

[0072] 步骤2.2,迭代,

$$[0073] \quad L_{i,j}^A(n) = e^{\alpha} L_{i,j}^A(n-1) + V^L \sum_{k,l} W_{i,j} L_{i,j}^A(n-1),$$

$$[0074] \quad U_{i,j}^A(n) = h_{i,j}^A(n)[1 + \beta L_{i,j}^A(n)],$$

$$[0075] \quad \theta_{i,j}^A(n) = e^{\alpha} \theta_{i,j}^A(n-1) + V^{\theta} Y_{i,j}^A(n-1),$$

$$[0076] \quad Y_{i,j}^A(n) = \begin{cases} T_{i,j}^A(n) = T_{i,j}^A(n-1) + 1, & U_{i,j}^A(n) > \theta_{i,j}^A(n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases},$$

$$[0077] \quad L_{i,j}^B(n) = e^{\alpha} L_{i,j}^B(n-1) + V^L \sum_{k,l} W_{i,j} L_{i,j}^B(n-1),$$

$$[0078] \quad U_{i,j}^B(n) = h_{i,j}^B(n)[1 + \beta L_{i,j}^B(n)],$$

$$[0079] \quad \theta_{i,j}^B(n) = e^{\alpha} \theta_{i,j}^B(n-1) + V^{\theta} Y_{i,j}^B(n-1),$$

$$[0080] \quad Y_{i,j}^B(n) = \begin{cases} T_{i,j}^B(n) = T_{i,j}^B(n-1) + 1, & U_{i,j}^B(n) > \theta_{i,j}^B(n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases},$$

[0081] 其中, n 为迭代次数; $L_{i,j}^A(n)$, $L_{i,j}^B(n)$ 为图像 A, B 在点 (i, j) 处第 n 次叠加后的线性链接输入; $U_{i,j}^A(n)$, $U_{i,j}^B(n)$ 为图像 A, B 在点 (i, j) 处第 n 次叠加后的活跃度; $h_{i,j}^A(n)$, $h_{i,j}^B(n)$ 为图像 A, B 在点 (i, j) 处第 n 次叠加后的 H 分量; $\theta_{i,j}^A(n)$, $\theta_{i,j}^B(n)$ 为图像 A, B 在点 (i, j) 处第 n 次叠加后的动态阈值; $Y_{i,j}^A(n)$, $Y_{i,j}^B(n)$ 为图像 A, B 在点 (i, j) 处第 n 次叠加后的二值化输出; $T_{i,j}^A(n)$, $T_{i,j}^B(n)$ 为图像 A, B 在点 (i, j) 处第 n 次叠加后的高二值次数; α 为时间衰减常数; β 为链接强度系数; $W_{i,j}$ 在点 (i, j) 处权重系数; V^L 、 V^{θ} 为放大系数; k, l 为点 (i, j) 为纵向和横向临近链接范围。

[0082] 步骤 2.3, 判断, $n > N$, N 为迭代次数阈值; 则进入步骤 4, 否则 $n = n + 1$, 返回步骤 2;

[0083] 步骤 2.4, 统计, 分别计算图像 A 和图像 B 的高二值总次数,

$$[0084] \quad T_A(i, j) = T_{i,j}^A(n), \quad T_B(i, j) = T_{i,j}^B(n);$$

[0085] 步骤 2.5, 对图像 A 和图像 B 中所有的点 (i, j) 均进行上述步骤 1-4, 得出 $T_A(i, j)$ 和 $T_B(i, j)$;

[0086] 步骤 2.6, 融合,

$$[0087] \quad H_{AB}(i, j) = \begin{cases} h_A(i, j), & (T_A(i, j) > T_B(i, j)) \\ h_B(i, j), & (T_A(i, j) < T_B(i, j)) \\ (h_A(i, j) + h_B(i, j)) / 2, & (T_A(i, j) = T_B(i, j)) \end{cases}$$

[0088] 其中, $H_{AB}(i, j)$ 为在点 (i, j) 处融合后的 H 分量, $h_A(i, j)$ 、 $h_B(i, j)$ 为原始图像 A、B 在点 (i, j) 处的 H 分量, $T_A(i, j)$ 、 $T_B(i, j)$ 为图像 A、B 在点 (i, j) 处高二值总次数,

[0089] 其中, 步骤 3 具体为:

[0090] 步骤 3.1, 梯度计算

$$[0091] \quad \nabla G_A(s_A(i, j)) = |G_i(s_A(i, j))| + |G_j(s_A(i, j))| + |G_{ij}(s_A(i, j))| + |G_{ji}(s_A(i, j))|,$$

$$[0092] \quad \nabla G_B(s_B(i, j)) = |G_i(s_B(i, j))| + |G_j(s_B(i, j))| + |G_{ij}(s_B(i, j))| + |G_{ji}(s_B(i, j))|$$

[0093] 其中,

$$[0094] \quad G_i(s_A(i, j)) = \begin{Bmatrix} -s_A(i-1, j-1) - 2s_A(i, j-1) \\ -s_A(i+1, j-1) + s_A(i-1, j-1) \\ +2s_A(i, j+1) + s_A(i+1, j+1) \end{Bmatrix},$$

$$[0095] \quad G_j(s_A(i, j)) = \begin{Bmatrix} -s_A(i-1, j-1) - 2s_A(i-1, j) \\ -s_A(i-1, j+1) + s_A(i+1, j-1) \\ +2s_A(i+1, j) + s_A(i+1, j+1) \end{Bmatrix},$$

$$[0096] \quad G_{ij}(s_A(i, j)) = \begin{Bmatrix} -2s_A(i-1, j-1) - s_A(i-1, j) \\ -s_A(i, j-1) + s_A(i, j+1) \\ +s_A(i+1, j) + 2s_A(i+1, j+1) \end{Bmatrix},$$

$$[0097] \quad G_{ji}(s_A(i, j)) = \begin{Bmatrix} -s_A(i-1, j) - 2s_A(i-1, j+1) \\ -s_A(i, j+1) + s_A(i, j-1) \\ +2s_A(i+1, j-1) + s_A(i+1, j) \end{Bmatrix},$$

$$[0098] \quad G_i(s_B(i, j)) = \begin{Bmatrix} -s_B(i-1, j-1) - 2s_B(i, j-1) \\ -s_B(i+1, j-1) + s_B(i-1, j-1) \\ +2s_B(i, j+1) + s_B(i+1, j+1) \end{Bmatrix},$$

$$[0099] \quad G_j(s_B(i, j)) = \begin{Bmatrix} -s_B(i-1, j-1) - 2s_B(i-1, j) \\ -s_B(i-1, j+1) + s_B(i+1, j-1) \\ +2s_B(i+1, j) + s_B(i+1, j+1) \end{Bmatrix},$$

$$[0100] \quad G_{ij}(s_B(i, j)) = \begin{Bmatrix} -2s_B(i-1, j-1) - s_B(i-1, j) \\ -s_B(i, j-1) + s_B(i, j+1) \\ +s_B(i+1, j) + 2s_B(i+1, j+1) \end{Bmatrix},$$

$$[0101] \quad G_{ji}(s_B(i, j)) = \begin{Bmatrix} -s_B(i-1, j) - 2s_B(i-1, j+1) \\ -s_B(i, j+1) + s_B(i, j-1) \\ +2s_B(i+1, j-1) + s_B(i+1, j) \end{Bmatrix},$$

[0102] 其中, $\nabla G_A()$ 、 $\nabla G_B()$ 为原始图像A、B在点 (i, j) 处的梯度, $G_i()$ 、 $G_j()$ 、 $G_{ij}()$ 、 $G_{ji}()$ 为点 (i, j) 处的横向、竖向、45°斜向、135°斜向变化函数, $s_A(i, j)$ 、 $s_B(i, j)$ 为原始图像A、B在点 (i, j) 处的S分量,

[0103] 此外, 未避免过长的表达式无法显示, 此处的 $\{\}$ 表示对长表达式的涵盖, 即

$$A = \begin{Bmatrix} B \\ -C \\ +D \end{Bmatrix} = B - C + D$$

[0104] 步骤3.2,融合,

$$[0105] \quad S_{AB}(i, j) = \begin{cases} s_A(i, j), \nabla G_A(s_A(i, j)) \geq \nabla G_B(s_B(i, j)), \\ s_B(i, j), \nabla G_A(s_A(i, j)) < \nabla G_B(s_B(i, j)) \end{cases},$$

[0106] $S_{AB}(i, j)$ 为在点 (i, j) 处融合后的S分量;

[0107] 步骤3.3,通过上述步骤3.1-3.2得到图像A、B在点 (i, j) 处融合后的V分量 $V_{AB}(i, j)$ 。

[0108] 其中,图像A为超声图像或核磁共振图像,图像B为核磁共振图像或超声图像。

[0109] 其中,使用CT图像和核磁共振图像或者使用CT图像和超声图像生成灰度图像,其融合过程如下:

[0110] 步骤1,图像A为参考图像,图像B为标准图像,取得图像A、B的灰度函数,分别为 $f_A(i, j)$, $f_B(i, j)$;

[0111] 步骤2,两幅图像的平均灰度值 μ_A 、 μ_B ,

$$[0112] \quad \mu_A = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_A(i, j),$$

$$[0113] \quad \mu_B = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_B(i, j),$$

[0114] 其中,M和N是图像二维像素尺寸;

[0115] 步骤2.计算两幅图像的标准偏差 σ_A 、 σ_B :

$$[0116] \quad \sigma_A = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_A(i, j) - \mu_A)^2}{M \times N}},$$

$$[0117] \quad \sigma_B = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_B(i, j) - \mu_B)^2}{M \times N}};$$

[0118] 步骤3.计算修正系数 c_r :

$$[0119] \quad c_r = \frac{\sigma_A}{\sigma_B};$$

[0120] 步骤4.计算平均灰度值校正项 μ_c :

$$[0121] \quad \mu_c = \mu_A - (c_r \times \mu_B);$$

[0122] 步骤5.计算标准图像B的匹配图像灰度函数 f'_B ,

$$[0123] \quad f'_B = (f_B(i, j) \times c_r) + \mu_c;$$

[0124] 步骤6,计算参考图像A以及匹配灰度后的图像B的梯度,

$$[0125] \quad \nabla G_A(f_A(i, j)) = |G_x(f_A(i, j))| + |G_y(f_A(i, j))| + |G_x(f'_B(i, j))| + |G_y(f'_B(i, j))|,$$

$$[0126] \quad \nabla G_B(f'_B(i, j)) = |G_i(f'_B(i, j))| + |G_j(f'_B(i, j))| + |G_{ij}(f'_B(i, j))| + |G_{ji}(f'_B(i, j))|,$$

$$[0127] \quad \text{其中, } G_i(f'_A(i, j)) = \begin{cases} -f'_A(i-1, j-1) - 2f'_A(i, j-1) \\ -f'_A(i+1, j-1) + f'_A(i-1, j-1) \\ +2f'_A(i, j+1) + f'_A(i+1, j+1) \end{cases},$$

$$[0128] \quad G_j(f'_A(i, j)) = \begin{cases} -f'_A(i-1, j-1) - 2f'_A(i-1, j) \\ -f'_A(i-1, j+1) + f'_A(i+1, j-1) \\ +2f'_A(i+1, j) + f'_A(i+1, j+1) \end{cases},$$

$$[0129] \quad G_{ij}(f'_A(i, j)) = \begin{cases} -2f'_A(i-1, j-1) - f'_A(i-1, j) \\ -f'_A(i, j-1) + f'_A(i, j+1) \\ +f'_A(i+1, j) + 2f'_A(i+1, j+1) \end{cases},$$

$$[0130] \quad G_{ji}(f'_A(i, j)) = \begin{cases} -f'_A(i-1, j) - 2f'_A(i-1, j+1) \\ -f'_A(i, j+1) + f'_A(i, j-1) \\ +2f'_A(i+1, j-1) + f'_A(i+1, j) \end{cases},$$

$$[0131] \quad G_i(f'_B(i, j)) = \begin{cases} -f'_B(i-1, j-1) - 2f'_B(i, j-1) \\ -f'_B(i+1, j-1) + f'_B(i-1, j-1) \\ +2f'_B(i, j+1) + f'_B(i+1, j+1) \end{cases},$$

$$[0132] \quad G_j(f'_B(i, j)) = \begin{cases} -f'_B(i-1, j-1) - 2f'_B(i-1, j) \\ -f'_B(i-1, j+1) + f'_B(i+1, j-1) \\ +2f'_B(i+1, j) + f'_B(i+1, j+1) \end{cases},$$

$$[0133] \quad G_{ij}(f'_B(i, j)) = \begin{cases} -2f'_B(i-1, j-1) - f'_B(i-1, j) \\ -f'_B(i, j-1) + f'_B(i, j+1) \\ +f'_B(i+1, j) + 2f'_B(i+1, j+1) \end{cases},$$

$$[0134] \quad G_{ji}(f'_B(i, j)) = \begin{cases} -f'_B(i-1, j) - 2f'_B(i-1, j+1) \\ -f'_B(i, j+1) + f'_B(i, j-1) \\ +2f'_B(i+1, j-1) + f'_B(i+1, j) \end{cases},$$

[0135] 其中, $\nabla G_A()$ 、 $\nabla G_B()$ 为原始图像A、B在点(i, j)处的梯度, $G_i()$ 、 $G_j()$ 、 $G_{ij}()$ 、 $G_{ji}()$ 为点(i, j)处的横向、竖向、45°斜向、135°斜向变化函数, $f_A(i, j)$ 、 $f'_B(i, j)$ 为参考图像A以及匹配灰度后的图像B在点(i, j)处的灰度分量;

[0136] 步骤7, 融合,

$$[0137] \quad F_{AB}(i, j) = \begin{cases} f_A(i, j), \nabla G_A(f_A(i, j)) \geq \nabla G_B(f'_B(i, j)) \\ f'_B(i, j), \nabla G_A(f_A(i, j)) < \nabla G_B(f'_B(i, j)) \end{cases},$$

[0138] 其中, $F_{AB}(i, j)$ 为在点(i, j)处融合后的灰度分量。

[0139] 由此得到融合的灰度图像。

- [0140] 其中,图像A为超声图像或核磁共振图像,图像B为CT图像。
- [0141] 其中,决策用户通过工作站对诊疗案例库进行检索,在诊疗案例库中找到相似度匹配找到最相似的案例,具体步骤如下:
- [0142] 步骤1,根据医学临床诊疗特点,定义源决策案例的特征属性,建立诊疗案例库;
- [0143] 步骤2,患者用户就诊后,通过人机交互界面输入特征属性信息,并提取特征向量;
- [0144] 其中,特征向量包括:
- [0145] 案例概况信息向量,其包括案例编号,案例名,案例发生时间,主治医师姓名,住院医师姓名,护理人员姓名在内的特征属性;
- [0146] 病人基本信息向量,其包括患者用户性别,年龄,身高,体重,家族史,健康史,药物过敏史,入院日期,出院日期在内的特征属性;
- [0147] 患者用户主要症状和体征的向量,其包括患者用户主观异常感觉,患者用户体征在内的特征属性;
- [0148] 化验结果向量,包括血常规,免疫组合,凝血象,尿常规,血气分析,B超检查,CT检查,心电,血压,血氧饱和度在内的特征属性;
- [0149] 病理信息向量,包括来自理报告中的肿瘤大小、受侵淋巴结数、有无结节冒、恶性肿瘤程度,肿块位置、肿块所在象限,分布特征,生长特征在内的特征属性;
- [0150] 患者用户病情的基本判断向量,包括决策用户的主观判断结果,即恶性、良性、易复发和不易复发在内的特征属性;
- [0151] 治疗向量,包括病情描述,诊断过程,是否放疗,治疗过程,治疗效果以及中间的检查情况在内的特征属性;
- [0152] 手术后症状向量,即治疗后的乳腺癌患者用户症状描述在内的特征属性;
- [0153] 患者用户具体病情以及症状特征的护理建议和策略的向量。
- [0154] 步骤3,输入特征向量,模糊诊疗知识发现程序在诊疗案例库发现相关案例;
- [0155] 步骤4,通过遗传算法获取各特征向量中各特征属性的最优权重;具体为:
- [0156] 步骤4.1,将特征属性进行编码;
- [0157] 步骤4.2,生成各特征属性的初始权重;
- [0158] 步骤4.3,计算适应度并保持优选的染色体;
- [0159] 步骤4.4,发现准确值;
- [0160] 步骤4.5,用轮盘赌选择方法进行复制和选择;
- [0161] 步骤4.6,交叉;
- [0162] 步骤4.7,变异;
- [0163] 步骤4.8,优选染色体;
- [0164] 步骤4.9,替代现有染色体;
- [0165] 步骤4.10,进化迭代次数是否达到上限,是则停止迭代,进入步骤11,否则返回步骤3,继续迭代;
- [0166] 步骤4.11,将当前染色体逆编码,生成最优权重;
- [0167] 步骤5,结合最优权重和各特征属性,通过案例检索程序在诊疗案例库中进行检索,进行相似度分析获取最相似的案例,具体为:
- [0168] 步骤5.1,确定决策用户的正负理想案例,构造模糊矩阵并进行规范化;

[0169] 步骤5.2,对模糊矩阵进行加权计算;

[0170] 步骤5.3,对正负理想案例各属性指标值加权;

[0171] 步骤5.4,计算正负理想案例、目标案例与输入案例的距离,

$$[0172] \quad ID_j^+ = \sum_{i=1}^n d(x_j^+, x_{ij}), j=1,2,\dots,l,$$

$$[0173] \quad ID_j^- = \sum_{i=1}^n d(x_j^-, x_{ij}), j=1,2,\dots,l,$$

$$[0174] \quad ID_T = \sum_{i=1}^n d(x_T, x_{ij}), j=1,2,\dots,l,$$

[0175] 其中,i为特征向量序号;j为特征属性序号;n为特征向量总数;l为特征属性总数; x_{ij} 为第i个特征向量的第j个特征属性值; ID_j^+ 为到正理想点的距离; ID_j^- 为到负理想点的距离; ID_T 为各案例与目标案例的距离; x_j^+ 为正理想点值, x_j^- 为负理想点值, x_T 为目标点值,d(,)为模糊数之间的距离函数;

[0176] 步骤5.5,计算贴合度,确定各个案例之间的顺序,找到与目标案例最相似的案例,计算各个案例与目标案例之间的贴近度,

$$[0177] \quad TH = \left(\frac{ID_j^-}{ID_j^- + ID_T} + \frac{ID_j^+}{ID_j^+ + ID_T} \right) / 2,$$

[0178] 其中,TH为贴合度,TH值越高表示两个案例越相近,选择贴合度最高的案例作为最相似的案例;

[0179] 步骤6,返回最相似的案例给决策用户,如满足要求,则生成诊断案例,并进入步骤7;如不满足要求,则决策用户输入特定需求,启动案例修正程序,对获取的案例进行修正,直至满足要求的案例,并进入步骤7;

[0180] 步骤7:决策用户审查和评估检索得到的案例价值,如果认为该案例有价值,则生成相应的诊断结论,并存入诊疗案例库,如果认为该案例没有有价值,则生成相应的诊断结论,并退出。

[0181] 以上所述实施方式仅表达了本发明的一种实施方式,但并不能因此而理解为对本发明范围的限制。应当指出,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本发明的保护范围。

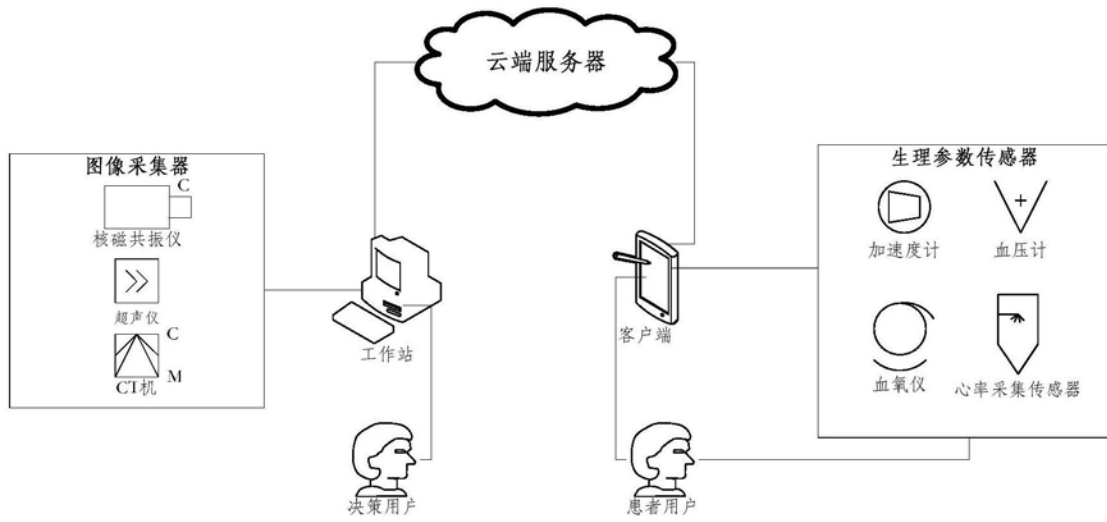


图1

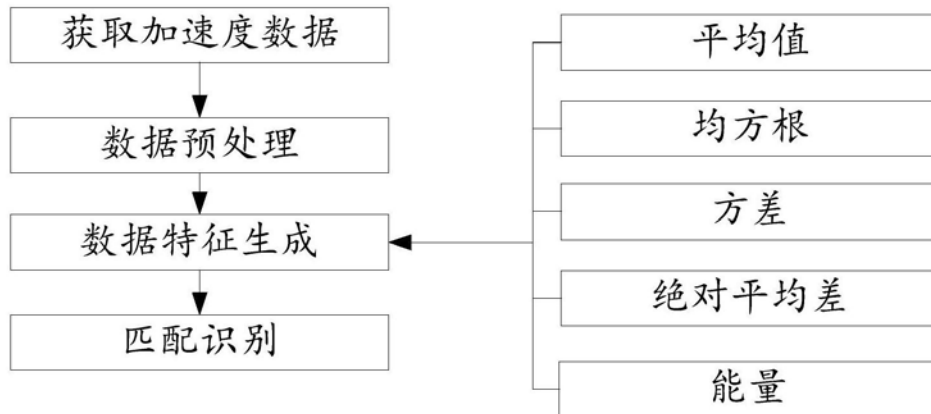


图2

专利名称(译)	一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统及其判断方法		
公开(公告)号	CN110575178A	公开(公告)日	2019-12-17
申请号	CN201910856855.7	申请日	2019-09-10
[标]申请(专利权)人(译)	贾英		
申请(专利权)人(译)	贾英		
当前申请(专利权)人(译)	贾英		
[标]发明人	贾英		
发明人	贾英		
IPC分类号	A61B5/11 A61B5/0205 A61B5/145 A61B5/00 A61B5/055 A61B6/03 A61B8/00		
CPC分类号	A61B5/0205 A61B5/021 A61B5/024 A61B5/055 A61B5/1116 A61B5/1118 A61B5/1123 A61B5/14542 A61B5/6801 A61B5/72 A61B6/032 A61B8/00		
代理人(译)	孟雪		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种运动状态判断的诊断监控综合医疗系统，包括客户端、工作站、云端服务器、图像采集装置以及生理参数传感器，生理参数传感器通过短距离无线通信技术传输到网络协调器与客户端连接，客户端通过互联网与云端服务器连接，生理参数传感器为可穿戴设备，其通过加速度计的加速度数据判断患者的运动状态。

