

(19) 中华人民共和国国家知识产权局



(12) 发明专利说明书

(10) 申请公布号 CN 110163347 A

(43) 申请公布日 2019.08.23

(21) 申请号 CN201910439460.7

(22) 申请日 2019.05.24

(71) 申请人 刘斌

地址 750001 宁夏回族自治区银川市兴庆区凤凰北街城市一号 4-1-1002室

(72) 发明人 刘斌 杨成龙 胡全宏 潘子恒

(74) 专利代理机构

代理人

(51) Int. CI

权利要求说明书 说明书 幅图

(54) 发明名称

一种煤矿井下人体姿态监测方法

(57) 摘要

本发明提供一种有利于监测煤矿井下人员姿态的监测方法，通过判断人体姿态变化，预测预警当前穿戴人员可能存在的一些危险操作或危险状态，进而尽可能的避免井下人员工作危险情况的发生。本发明能监测包括站立、行进、躺卧、蹲起、弯腰等姿态运动状态，通过判断人体姿态变化，预测预警当前穿戴人员可能存

在的一些危险操作或危险状态，进而尽可能的避免井下人员工作危险情况的发生。全套系统均采用嵌入式可穿戴设计，通过小型锂电池供电，体积和重量均满足可穿戴设备的要求，与矿井工作服相结合，不需要井下人员额外携带设备。在井下 WiFi 覆盖区域能实时监测人员信息并反馈井上监控中心，在无 WiFi 区域还能自主工作并提醒井下人员远离危险区域。本发明设计一种改进的神经网络算法模型来估计人体姿态，采用长短记忆神经网络解决了循环神经网络模型解决序列问题存在的问题，采用稀疏自编码器通过降维来解决输入数据维数较大的问题。

法律状态

法律状态公告日

2023-07-14

法律状态信息

发明专利申请公布后的视为撤回

IPC(主分类):G06N 3/04 专利申请号:2019104394607 申请公布

日:20190823

法律状态

发明专利申请公布后的视为撤回

权利要求说明书

1.一种煤矿井下人体姿态监测方法,其特征在于,包括算法结构设计、算法识别训练和可穿戴系统软件设计,其特征在于,包括以下步骤:

(1)算法模型共分为两个阶段,第一部分是SAE结构,第二部分是LSTM结构;SAE结构由2层组成,分别是1层输入层和1层隐藏层,该部分的输入为传感器原始数据,为N维的向量,通过SAE提取出N维向量的典型特征,从而降低数据维度,降低后的维度为 N' ;

(2)输入层节点与输出层节点相同的神经网络的自编码器模型为:

即要求自编码器网络的输入与输出的误差尽可能小;自编码器可以通过提取到的数据特征来还原输入数据,所以说自编码器提取到的数据特征是能够描述原始输入数据的等效数据集,当自编码器的输出特征维度小于原始输入数据时,可以与主成分分析算法类似,达到降维的目的;

(3)根据自编码器模型,除去偏置节点后,输出节点与输入节点相同;每个节点的激活函数是Sigmoid函数,可以用反向传播算法对自编码器进行训练,训练后得到的结果是Layer L2层的内容;自编码器由编码器(Encoder)和解码器(Decoder)组成,从输入层到隐藏层的过程是编码过程,从隐藏层到输出层的过程是解码过程;如果隐藏层节点比输入节点的维数小,自编码器可以认为是降维算法;如果隐藏层节点与输入节点的维数相同,可以得到一个与输入数据等效的表示方法;如果隐藏层节点比输入节点的维数大,则会得到输入数据的稀疏表示;如果隐藏层的维度大于输入节点,可能导致隐藏层只是将输入层节点原模原样传递到输出层,而没有任何特征运算,故而需要进行稀疏性处理;

(4)稀疏性限制可以让隐藏层的节点大多处于非激活状态,尽可能的让所有隐含节点输出值的平均值接近于0,促使隐藏层提取输入数据中的有效特征,这样的自编码器称为稀疏自编码器(Sparse Auto-Encoder,简称SAE),其损失函数表达式为:

其中, s 为隐藏节点层的节点总数, 取值为 $[0, s]$, W 为损失函数参数, KL 一项为 KL 距离,表示为:

其中为隐藏层节点输出的平均值,求法为:

其中的参数一般取值很小,如 0.05,也就是小概率事件;稀疏自编码器要求每个隐藏层节点尽可能的接近 0,这样就达到了稀疏的目的;从 KL 公式中可以看出,隐藏层某个节点与平均输出值差别越大,则 KL 值越小,对该节点的惩罚越大,因此最终隐藏层节点的输出会统一接近 0;

(5)第二部分是 LSTM 结构,由 2 层组成,分别是 1 层隐藏层和 1 层输出层,该部分的输入为 SAE 的输出, N '维的向量,通过 LSTM 的处理来进行人体姿态预测,输出的数据为估计的人体姿态类别,为 M 维度的向量,该向量中数值为 1 的类别是最终估计人体姿态,其他类别为 0;

SAE 作用是提取输入数据的有效成分,降维处理,降低了数据的冗余性,从而可以减轻 LSTM 的计算负担,避免模型失效,提高整体系统的可靠性;

LSTM 用两个门(gate)来控制状态 c ,门是一个控制输入量能够输出的程度的单元,门的输出是 0 到 1 的实数向量;

第一个是遗忘门(forget gate)决定着上一个时刻的状态有多大程度会保留到当前时刻的 C

t

;另一个是输入门(input gate)决定着当前时刻的输入 x

t

,有多大程度会影响到状态 C

t

除此之外, LSTM 还有一个输出门(output gate)控制状态 C

t

中有多大程度会输出到当前时刻的 h

t

;

(6)根据典型 LSTM 的模型单元,从左到右,第一个乘法交叉点是遗忘门,第二个乘法交叉点是输入门,第三个乘法交叉点是输出门,各个门的计算公式如:

(7)在井下同等环境下,分别采集每名下井工人的身高、体重、姿势角向量等参数,依照个人信息参数及压力、角向量传感器数据归一化后得到初始参数: θ

r

, p, y 为运算决策设备三轴角向量, θ

lr

, l

p

, l

y

为角度采集设备(左大腿)三轴角向量, θ

rr

, rp, r 为角度采集设备(右大腿)三轴角向量, θ

lc

, rc 分别为角度采集设备(左右小腿)角向量, θ

lp1

, lp

2

, lp

3

, l_p

4

为压力采集设备(左脚底部不同位置)压力值, θ

rp_1

, rp

2

, rp

3

, rp

4

为压力采集设备(右脚底部不同位置)压力值;

(8)对算法的训练过程采用 Adam 算法对网络进行训练;自适应估计算法,简称为 Adam(Adaptive Moment Estimation)算法,相比于其他梯度下降算法,它能够在更少内存的情况下保证高效运算,适合与解决对角缩放的不变性和解决大规模数据和参数的优化问题;

具体算法的基本参数包括:

α 学习率(步长),用于控制权重更新的幅度,一般取值为 0.001;

β

1

:一阶矩估计的指数衰减率,一般取值为 0.9;

β

2

:二阶矩估计的指数衰减率,一般取值为 0.999;该值应当接近 1;

ϵ 分母上的一个小常数,用于防治出现除 0 异常,如 e

-8

;

θ 初始参数;

m : 初始一阶矩估计;

v :初始二阶矩估计;

更新 t 时刻的关于参数 θ 的梯度的计算公式为:

更新偏差一阶矩估计的计算公式为:

更新偏差二阶矩估计的计算公式为:

计算偏差修正一阶矩估计的计算公式为:

计算偏差修正二阶矩估计的计算公式为:

更新参数的计算公式为:

(9)本发明软件系统主要有以下几部分组成:采样模块、运算决策模块、中继器模块以及井上监控中心模块;采样模块与运算决策模块由井下人员携带,作为一个整体发挥从数据采集到运算,进而到作出决策并向井上监控中心反馈的基本功能;中继器模块作为传输井下人员编号与姿态估计信息的传输接力设备,一般由井下已经广泛部署的无线或有线通信设备来承担;

(10)运算决策模块软件流程主要包含四个环节,分别是初始化环节、数据接收环节、运算决策环节与决策处理环节;在初始化环节,系统初始化软件应用运行所需要的软件资源,包括配置文件、日志、数据 I/O 端口、硬件驱动检查等;在数据接收环节,系统会检查所有设备(2个压力采集设备和 4 个角度采集设备)的无线通信端口,如果有设备的通信链路无法建立,运算决策设备将进入非正常启动状态,并通过 Zigbee 网络主动向上位机(井上监控室)通知非正常启动状态消息;若正常通信链路全部建立,设备将进行一次数据采集,包括脚底压力值和腿部角度值,并做对应标记后建立原始值的数据结构;运算决策环节是实现最复杂的一个环节,该环节实现了基于稀疏自编码器与长短记忆神经网络的算法,然后将上一环节采集到的压力值信息和角度信息传入算法单元,经过算法计算之后,将输出的决策姿态存入文件中;最后一个环节决策处理环节主要工作在于将决策姿态与已有的姿态知识库进行匹配,判断当前的决策姿态是否为异常姿态,比如躺卧姿态应为异常姿态;最后将决策姿态存入设备文件中,记录日志信息,并在可能的条件下通过 Zigbee 网络上传到上位机(井上监控室);

(11)压力采集模块的软件流程分为三个阶段,分别是初始化阶段、数据采集阶段、数据传递阶段;在初始化阶段,完成硬件初始化和接口初始化,并检查与运算决策设备的 Zigbee 通信链路是否建立;数据采集阶段,设备调用模数转换模块采集压力应变片的压力值,并通过滤波器滤除异常数据和采样噪声;数据传递阶段将采集到的数据通过 Zigbee 链路上传到运算决策设备;

(12)角度采集模块的软件流程与压力采集模块类似,角度采集模块的软件流程也分为初始化阶段、数据采集阶段和数据传递阶段三个阶段,并且每个阶段的操作方法也基本类似;对于角度采集模块来说,由于其传感器是惯性传感器(IMU),采集到的原始数据是三轴加速度值和三轴角速度值,从而无法直接得到角度数据;然而,本系统所

选择的惯性传感器内部 MCU 实现了卡尔曼滤波算法,可以将加速度值和角速度值通过估计算法计算出三轴角度值,并通过欧拉角或四元数的方式传递给角度采集设备的 MCU, 从而对于我们的应用来讲,不需要了解如何采用卡尔曼滤波得到角度值,只需要直接接收角度值即可。

2.根据权利要求 1 所述一种基于 SAE-LSTM 的井下人体姿态监测方法,其特征在于,所述步骤 6 的公式中,表示乘法交叉运算,是指两个向量中的每个元素都单独相乘;第一个公式是遗忘门的计算,第二个公式是输入门的计算,第三个公式是单纯依靠和来得到的单元状态,第四个公式是结合遗忘门后的当前单元状态,经过遗忘门的控制,信息可以选择性的保留,又由于输入门的参与,只有相关的信息才会主要影响当前时刻的运算;第五个公式是输出门的计算,第六个公式是单元最终的输出。

说明书

<p>技术领域

本发明涉及一种煤矿井下人员姿态防摔倒监测方法,属于矿用监控技术领域。

背景技术

我国当前的能源需求依然是以煤炭为主、以石油和天然气为辅的模式结构,煤炭产能占我国全国年人均能源消费的 60% 以上。由于煤炭能源开发生产具有着高成本、高风险的特点,又由于上个世纪煤炭开采的技术能力较弱、管理不规范、急于求成等原因,导致煤炭行业生产伤亡数据居高不下。煤矿安全特别是煤矿井下工作人员的生命安全,是煤矿生产中一直以来面临的极其重要的问题之一。近几年来国家主要煤炭能源企业带头开展了关于煤炭安全生产整治工作经实践验证,建设数字化矿山,依靠高可靠性的煤矿生产设备和人员装备是实现煤矿安全生产的重要保障。

大多数对于煤矿井下工人的智能化改造都集中于研究煤矿井下人员精确快速以及高可靠性的定位算法和软硬件设备然而,对于人员本身状态信息的监测与预测却很少被重视。煤矿井下人员的姿态变化是煤矿井下最为频繁的人员活动从而潜在包含着大量的原始数据,如果将这些数据做统计分析,可以很大程度准确的描述井下人员的工作状态、环境变化等情况甚至可以为井下灾害预警和矿难救援提供大量有效的辅助信息。对井下人员的状态信息准确采集与监测同时专注于对原始数据的深入分析和算法创新,可以有效提高煤矿生产管理水平,有利于煤矿安全生产。

发明内容

针对上述当前的监测设备对井下人员情况监控不够全面的问题本发明提供一种有利于监测煤矿井下人员姿态的监测方法通过判断人体姿态变化预测预警当前穿戴人员可能存在的一些危险操作或危险状态进而尽可能的避免井下人员工作危险情

况的发生。

应用可穿戴设备的煤矿井下人员定位技术由于其自身技术特征,在井下应用时需要考虑三个基本功能需求:1.高精度的采样数据。压力传感器数据与惯性测量单元的采样数据分布均有范围限制,这就导致在受到采样误差的影响下,数据的可信度会一定程度上降低,需要依赖于高精度的传感器来保证后续算法对人体姿态的准确估计;2.高效的运算效率。本文选定的神经网络算法依赖于较强的硬件运算能力支持,又由于算法本身要运行在可穿戴设备上,而可穿戴设备受到体积、重量和安装结构的设计,从而运算能力受限,这就需要一款高速可靠的处理器来提供高效的运算效率;3.无线网络的稳定性。由于采集人体姿态数据的传感器分别位于脚底和躯干不同位置,从而无法在人体布置有线传输线路,需要依赖于无线网络通信,而在煤矿井下的电磁环境比较恶劣,从而需要考虑运算设备和采样设备的软硬件设计以及电气安全设计标准。

本发明所述的基于 SAE-LSTM 的井下人体姿态监测方法采用如下技术方案实现,包括算法结构设计、算法识别训练和可穿戴系统设计,其具体步骤如下:

算法模型共分为两个阶段,第一部分是 SAE 结构,第二部分是 LSTM 结构。算法具体设计内容如下:

(1) SAE 结构由 2 层组成,分别是 1 层输入层和 1 层隐藏层,该部分的输入为传感器原始数据,为 N 维的向量,通过 SAE 提取出 N 维向量的典型特征,从而降低数据维度,降低后的维度为 N' 。输入层节点与输出层节点相同的神经网络的自编码器模型为:

即要求自编码器网络的输入与输出的误差尽可能小。自编码器可以通过提取到的数据特征来还原输入数据,所以说自编码器提取到的数据特征是能够描述原始输入数据的等效数据集,当自编码器的输出特征维度小于原始输入数据时,可以与主成分分析算法类似,达到降维的目的。

根据自编码器模型,除去偏置节点后,输出节点与输入节点相同。每个节点的激活函数是 Sigmoid 函数,可以用反向传播算法对自编码器进行训练,训练后得到的结果是 LayerL2 层的内容。自编码器由编码器 (Encoder) 和解码器 (Decoder) 组成,从输入层到隐藏层的过程是编码过程,从隐藏层到输出层的过程是解码过程。如果隐藏层节点比输入节点的维数小,自编码器可以认为是降维算法;如果隐藏层节点与输入节点的维数相同,可以得到一个与输入数据等效的表示方法;如果隐藏层节点比输入节点的维数大,则会得到输入数据的稀疏表示。如果隐藏层的维度大于输入节点,可能导致隐藏层只是将输入层节点原模原样传递到输出层而没有任何特征运算,故而需要进行稀疏性处理。

稀疏性限制可以让隐藏层的节点大多处于非激活状态,尽可能的让所有隐含节点输出值的平均值接近于 0,促使隐藏层提取输入数据中的有效特征,这样的自编码器称为稀疏自编码器 (Sparse Auto-Encoder, 简称 SAE), 其损失函数表达式为:

其中, s 为隐藏节点层的节点总数, 取值为 $[0, s]$, W 为损失函数参数, KL 一项为 KL 距离,表示为:

其中为隐藏层节点输出的平均值,求法为:

其中的参数一般取值很小,如 0.05,也就是小概率事件。稀疏自编码器要求每个隐藏层节点尽可能的接近 0,这样就达到了稀疏的目的。从 KL 公式中可以看出,隐藏层某个节点与平均输出值差别越大,则 KL 值越小,对该节点的惩罚越大,因此最终隐藏层节点的输出会统一接近 0。

(2)第二部分是 LSTM 结构,由 2 层组成,分别是 1 层隐藏层和 1 层输出层,该部分的输入为 SAE 的输出, N ' 维的向量,通过 LSTM 的处理来进行人体姿态预测,输出的数据为估计的人体姿态类别,为 M 维度的向量,该向量中数值为 1 的类别是最终估计人体

姿态,其他类别为 0。SAE 作用是提取输入数据的有效成分,降维处理,降低了数据的冗余性,从而可以减轻 LSTM 的计算负担,避免模型失效,提高整体系统的可靠性。

LSTM 用两个门(gate)来控制状态 c ,门是一个控制输入量能够输出的程度的单元,门的输出是 0 到 1 的实数向量。第一个是遗忘门(forgetgate)决定着上一个时刻的状态有多大程度会保留到当前时刻的 C

t

;另一个是输入门(inputgate),决定着当前时刻的输入 x

t

,有多大程度会影响到状态 C

t

;除此之外, LSTM 还有一个输出门(outputgate),控制状态 C

t

中有多大程度会输出到当前时刻的 h

t

。

根据典型 LSTM 的模型单元,从左到右,第一个乘法交叉点是遗忘门,第二个乘法交叉点是输入门,第三个乘法交叉点是输出门,各个门的计算公式如:

上述公式中,表示乘法交叉运算,是指两个向量中的每个元素都单独相乘。第一个公

式是遗忘门的计算,第二个公式是输入门的计算,第三个公式是单纯依靠 h

$t-1$

和 x

t

来得到的单元状态,第四个公式是结合遗忘门后的当前单元状态,经过遗忘门的控制,信息可以选择性的保留,又由于输入门的参与,只有相关的信息才会主要影响当前时刻的运算。第五个公式是输出门的计算,第六个公式是单元最终的输出。

(3)在井下同等环境下,分别采集每名下井工人的身高、体重、姿势角向量等参数,依照个人信息参数及压力、角向量传感器数据归一化后得到初始参数: θ

r

, p , y 为运算决策设备三轴角向量, θ

l_r

, l

p

, l

y

为角度采集设备(左大腿)三轴角向量, θ

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/098064115045007004>