

基于健康数据挖掘的智能养老床系统设计研究

杨海宇^{1,2}, 王志武¹, 沈惠吉³

(1.上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 201100; 2.浙江捷昌线性驱动科技股份有限公司, 浙江 绍兴 312500;
3.宁波海仕凯驱动科技有限公司, 浙江 宁波 315300)

摘要:为解决国内电动养老床功能单一、技术落后等问题,提出一种基于健康数据挖掘的智能养老床系统.首先通过非接触式生命体征传感器采集人体心跳和呼吸信号,压力传感器采集体重信号,基于无线模块将采集的生理参数发送给远程服务器.然后对比分类与聚类方法在心率、呼吸率数据挖掘中的效率,基于 k -Means 聚类实现健康数据挖掘算法.最后通过聚类算法多次迭代,优化系统参数.实验证明本文提出的基于健康数据挖掘的智能养老床系统不仅能很好地解决传统电动养老床功能单一、技术落后的问题,还能为后续健康护理等提供准确的健康数据保障.

关键词: 电动养老床; 生理数据采集; 数据挖掘; 聚类

中图分类号: TP273+.5

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2019) 06-0056-05

近年来,我国推出政策鼓励并大力扶持养老产业,推进养老服务业向智能化、信息化发展^[1].上海、浙江等地已有不少床厂推出配套养老床系统,旨在减轻养老服务业护理负担.於军兰等^[2]介绍了一种具有语音识别功能的电动侧翻多功能护理床,专门为瘫痪、长期卧床病人、年老体弱等失去自理能力者设计,具有语音识别、电动翻身、起身、屈腿等功能.辛绍杰等^[3]提出了一种基于人体工学原理,采用机器人化的多自由度结构、多轴协调控制设计的多功能电动护理床,通过按键控制完成平躺、坐起、屈腿等动作,并具有翻身、辅助解便等功能.此外,一些发达国家的养老机构已经拥有比较先进的养老设备,如日本八乐梦分离式护理床,通过电动床与电动椅结合,实现护理人员陪护下的老人轻松起居和出行.虽然这些护理床均已得到不错的应用,但由于缺乏与新型传感设备,如生命体征传感器、智能穿戴设备^[4-5]的功能结合,尚无法实现对老年人生理参数的连续监测,更不能提供对老年人当前身体健康状况的评估,无法预估老年人的生理健康状况,进而,无法实现养老服务业的智能化、信息化全面发展.

目前生理健康参数的测量大多通过独立的仪

器或智能穿戴设备完成对人体心电图或者心律的检测和分析.人体生理健康参数分析离不开算法的支持,李慧慧等^[6]提出了一种基于心率和深度学习的心电图分类算法,应用于远程医疗服务系统;李昭蓉等^[7]提出了3种传导异常心律失常的心率变异性分析方法,讨论传导阻塞引起的心律失常.然而这些算法结构复杂,需要数据量大,运算时间长,不适合便携式设备的实时测量与数据分析.

结合电动养老床与健康数据处理,本文设计了一种基于健康数据挖掘的智能养老床系统.基于电动养老床系统原理,有效降低护理人员的日常护理难度,可一键成椅一键放平,辅助老人实现起背、屈腿等动作;能够连续监测用户生命体征信息,基于数据处理对日常生理健康数据分类,为用户的生理健康评估提供分类化的数据支持.本系统采用的非接触式生命体征采集盒可固定于养老床的床体两侧,通过雷达探测信号获取人体生理数据.相比于其他接触式生命体征探测设备以及目前市面上主流的腕式佩戴设备,该技术的显著优势在于无需固定于人体部位,保障了检测过程中传感器的工作连续性,减少人体因佩戴传感器存在的不适性,从而真正意义上实现非人体感

知式连续人体健康生理参数监测功能。

1 系统结构

基于健康数据挖掘的智能养老床系统由线性驱动器、控制器、操作器、生命体征采集盒、称重采集盒 5 部分组成, 床体结构如图 1 所示, 系统结构如图 2 所示。线性驱动器作为床体动作的执行机构, 由 2 台支撑推杆组成, 驱动床体实现升降、前倾、后倾等功能; 背板和腿板控制推杆由 2 台推杆构成, 分别驱动床体背板、腿板的折起与平放; 生命体征采集盒采集人体的心跳和呼吸信号并传递给控制器; 称重采集盒采集床架上重量信息; 控制器接收操作器的指令, 协同控制多台线性驱动器的执行, 同时接收生命体征采集盒和称重采集盒传递的信号, 通过内置的 Wi-Fi 模块上传到服务器。

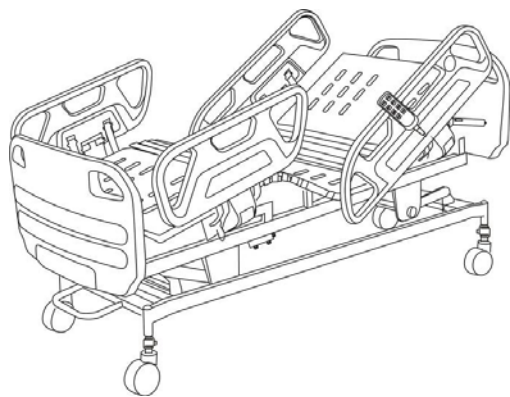


图 1 智能养老床的床体结构

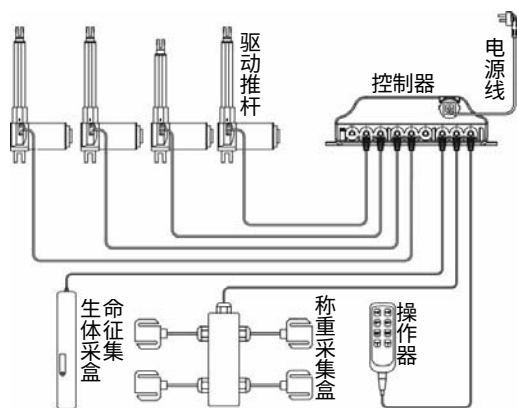


图 2 智能养老床的系统结构

2 控制采集系统设计

2.1 硬件设计

本文设计的电动养老床控制采集系统硬件由

电源模块、推杆驱动模块、心率呼吸信号处理模块、称重信号处理模块、通讯模块、中央处理单元等构成, 通过 8 位 MCU 为基础的模块化硬件集成, 其硬件结构框图如图 3 所示。

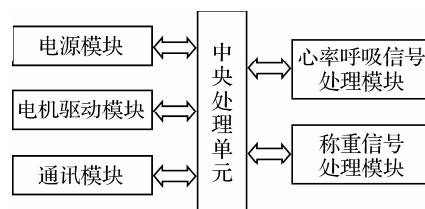


图 3 养老床控制采集系统硬件框图

(1)中央处理单元为整个控制采样系统的核心, 其主要功能包括: 控制推杆方向和速度, 识别和转化各种信号, 管理通讯信号, 以及处理上述功能执行过程中的各种异常, 确保系统精确稳定运行。

(2)推杆驱动模块: 包括推杆升降方向的控制和推杆升降速度的控制。

(3)心率呼吸信号处理模块: 心率呼吸采集单元采用微波非接触式生命体征传感设备, 该设备无需接触人体即可检测人体的心跳、呼吸信号, 并通过串口按照约定的通讯协议将心率、呼吸信号传递到控制采集系统的心率呼吸信号处理模块。

(4)称重信号处理模块: 称重信号处理模块由 4 个 S 型压力传感器和压电信号转换单元组成, 4 个传感器固定在床架的 4 个角落, 通过 4 根线与 AD 采集模块相连, 考虑到模拟信号易受干扰, 所有连线均采用信号屏蔽线。

(5)通讯模块: 包含内置的 Wi-Fi 模块, 接收来自控制器的串口信号, 并将串口信号转换为 Wi-Fi 信号后传送到网络服务器中。

(6)电源模块: 采用单端正激式开关电源电路, 允许宽电压供电, 带浪涌保护功能。

2.2 软件设计

单片机系统软件主要实现心率、呼吸、称重信号的读取, 并将信号通过串口通讯发送给 Wi-Fi 模块。软件整体设计分为 3 部分: 首先通过串口 1 与心率、呼吸传感器模块实现数据交互, 获取用户的心率和呼吸信号; 然后通过特定的数字通讯协议从模数转换芯片上获得传感器的输出信号, 结合传感器非线性误差补偿算法和传感器蠕变误差补偿算法, 将传感器数字信号转换为用户体重信号;

最后通过串口 2 与 Wi-Fi 模块实现数据交互, 按照通讯协议, 将用户心率、呼吸、体重信号封装后发送给 Wi-Fi 模块, 实现数据远程存储。

3 健康数据挖掘算法实现过程

基于健康数据挖掘的智能养老床服务对象为老年人, 而老年人的心率数据和呼吸率数据通常具有离散性且无周期性规律。本文通过对心率和呼吸率数据进行分类处理, 从海量健康数据中提取出有价值的内容和规律, 从而帮助护理人员了解使用者的心率、呼吸率的分布状态, 为诊疗使用者身体健康状况与及时护理提供必要的科学信息依据^[8]。

3.1 典型的健康数据挖掘算法

目前对心率、呼吸率数据集这种一维离散数据的处理普遍采用聚类分析和分类分析方法。

基于聚类分析的方法将数据集中原先没有标签的样本聚集成不同的数据对象集合, 并对每一个数据对象集合添加描述。一个数据对象的集合称为簇, 聚类的结果是使同一个簇的样本之间特性上彼此相似, 不同簇的样本在特性上相异^[9]。典型算法 k -Means 算法即 k -均值算法^[10], 是基于聚类分析方法中常用的一种算法, 首先从数据集中挑选 k 个元素, 每个元素代表每个簇的聚类中心, 然后计算剩下的元素到聚类中心距离, 将每个元素赋给最近的簇, 接着重新计算每个簇的平均值, 重复上述过程, 直至相邻 2 次调整没有显著变化, 即数据聚类形成的簇达到收敛, 聚类中心不再发生变化即完成聚类。

基于分类的分析方法利用已有的标签将数据集中的数据划分为不同的类别, 给数据贴上不同的标签, 目的在于从已知的训练样本数据集中得到相应的分类模型, 并根据这一分类模型进行预测, 将新的数据映射到指定标签的数据集中。其中, k NN 算法即 k -近邻算法, 是一种基于实例学习的基本分类与回归算法, 其工作原理是: 假设有一组样本数据集, 且该组样本数据集已有分类标签, 根据新数据计算该数据与每个标签之间的距离, 然后根据距离最小的原则, 标记新的数据并完成归类。

k NN 和 k -Means 算法的相似性在于两者均利

用最邻近思想, 计算类内与某一个点最近的点; 两者的区别在于, k NN 的数据集具有标签且学习过程为监督式, 没有明显的前期训练过程, 而 k -Means 的数据集是不带标签的数据, 学习过程为非监督式学习, 其数据是在聚类后才显得有序, 有明显的前期训练过程。

考虑到对象数据本身的变化性, 同时人体的心率和呼吸率会因年龄、性别等不同而有所差异, 即使是同一个体, 也会因情绪、运动、药物等影响有较大的差异, 并没有既定的分类模型可供套用, 所以无监督学习比监督学习算法更加适用。基于上述原因, 本文采用 k -Means 算法对数据进行聚类分析, 实现健康数据挖掘。

3.2 基于改进 k -Means 算法的健康数据挖掘

k -Means 算法的核心^[11]是使聚类性能指标最小化, 其主要实现步骤及计算公式如下:

设样本数据集 $D = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 聚类的簇数为 k , 最大迭代次数为 N 。

步骤 1 从数据集 D 中随机选择 k 个样本作为初始质心: $\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k\}$;

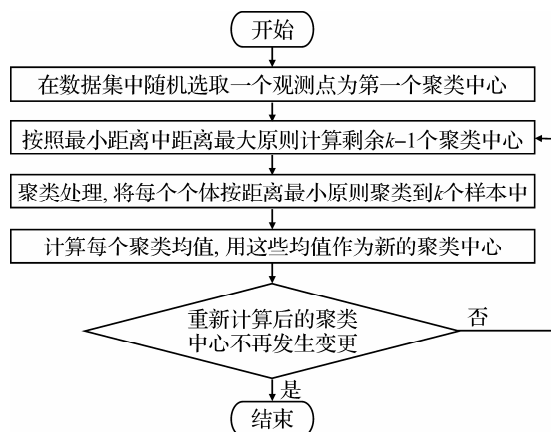
步骤 2 对于 $n=1, 2, \dots, N$, 将簇划分为数据集 $C_t = \emptyset, t=1, 2, \dots, k$;

步骤 3 对于 $i=1, 2, \dots, m$, 计算样本 x_i 到各个质心 $\mu_j (j=1, 2, \dots, k)$ 的距离: $d_{ij} = \|x_i - \mu_j\|_2^2$, 将 x_i 标记到最小 d_{ij} 所对应的类别 λ_i , 更新 $C_{\lambda_i} = C_{\lambda_i} \cup \{x_i\}$;

步骤 4 对于 $j=1, 2, \dots, k$ 对 C_j 中所有的样本重新计算新的质心 $\mu_j = \frac{1}{C_j} \sum_{x \in C_j} x$;

步骤 5 如果所有 k 个质心不再发生变化, 聚类完成。

算法的主要局限性为对象集合的最终聚类结果在一定程度上依赖于初始值的选择。为有效地解决这一问题, 本文引入一种极大极小初始化方法^[12], 该算法由 Gonzalez 最早提出, 通过对象集中任意选取观测集中的一个观测点作为第一个初始中心, 通过在剩余的 $k-1$ 个初始中心, 选取与已选取的所有中心的最小距离中距离最大的方式完成全部数据的聚类。基于此, 本文对所获取的健康数据进行聚类, 改进的 k -Means 聚类算法如图 4 所示。

图4 改进的 k -Means 聚类实现流程

3.3 实验与结果分析

基于改进 k -Means 聚类的健康数据挖掘是一个循环往复的过程, 其计算过程依照数据类型不同存在不同程度的差异性。本文以 MIT-BIH 数据库中的一个心率时间序列为测试数据, 该系列包含来自受试者 1 800 个均匀间隔的瞬时心率测量值, 测量以 0.5 s 为间隔, 总测试时间为 15 min。

基于改进的 k -Means 聚类算法, 使用 Matlab 对样本的心率数据做聚类处理, 得到典型 k -Means 算法与本文改进算法的聚类结果(表 1 和表 2)。由表 1~2 可看出, 从第 7 次迭代开始, 数据集质心趋于稳定。为了比较 k -Means 算法与本文改进 k -Means 算法的性能, 实验采用 Matlab 自带的 k -Means 模块对样本数据进行聚类处理, 得出标准结果, 对表 1 和表 2 中第 10 次聚类的实验结果与标准结果数据对比得到表 3。从表 3 可以看出, 通过引入 k -Means 算法的极大极小初始化方法, 得到的聚类中心值误差更小, 聚类结果更接近标准值, 证明本文方法

表1 k -Means 算法历次迭代簇质心表

迭代次数	质心 1	质心 2	质心 3	质心 4
1	89.263 4	91.813 6	99.195 9	100.063 0
2	87.312 8	92.973 2	97.461 6	101.942 4
3	87.071 5	92.528 2	97.071 2	101.942 4
4	86.875 5	92.196 9	96.773 5	101.834 2
5	86.561 2	91.844 4	96.608 3	101.834 2
6	86.199 5	91.634 4	96.608 3	101.834 2
7	85.925 1	91.426 0	96.489 2	101.834 2
8	85.712 4	91.282 2	96.293 4	101.614 5
9	85.560 5	91.101 5	96.055 8	101.512 3
10	85.403 4	90.993 7	95.857 2	101.320 8

能有效解决 k -Means 算法中初始值随机选择导致的中心点偏差问题。结合实际应用, 样本数据的聚类结果能够表明数据间的一些隐藏关系, 显示使用者心率、呼吸率的分布状况, 为人的睡眠质量、心率呼吸等健康分析提供参考依据^[8]。因此, 本文所设计的基于健康数据挖掘的智能养老床系统能够很好地为使用者提供健康指标预测, 为后续的护理措施提供科学依据。

表2 k -Means 改良算法历次迭代簇质心表

迭代次数	质心 1	质心 2	质心 3	质心 4
1	76.551 2	83.806 4	94.603 8	105.278 0
2	78.073 7	86.560 7	93.527 6	102.046 0
3	79.057 7	87.381 8	93.422 0	100.864 9
4	80.432 0	87.775 4	93.423 5	100.478 3
5	81.739 0	88.097 6	93.495 1	100.387 7
6	82.774 4	88.540 2	93.617 0	100.387 7
7	83.368 2	88.853 9	93.695 3	100.387 7
8	83.512 9	89.054 8	93.857 1	100.387 7
9	83.779 9	89.227 9	93.938 4	100.387 7
10	83.904 8	89.312 5	94.031 1	100.478 3

表3 样本心率的实验数据与标准结果对照

聚类中心	标准结果	k -Means 算法		改进算法	
		计算结果	误差/%	计算结果	误差/%
中心点 1	83.904 8	85.403 4	1.786 1	83.904 8	0
中心点 2	89.351 8	90.993 7	1.837 6	89.312 5	0.004 4
中心点 3	94.224 3	95.857 2	1.733 0	94.031 1	0.205 0
中心点 4	100.765 9	101.320 8	0.550 7	100.478 3	0.097 4

4 系统应用

目前本文所设计的基于健康数据挖掘的智能养老床系统已应用于浙江捷昌线性驱动科技股份有限公司研制的养老床(如图 5)。



图5 基于健康数据挖掘的智能养老床

该养老床的驱动部分由 4 台推杆构成, 能够实现背部升降、腿部升降、整体升降、前后倾斜、一

键成椅、一键放平功能. 与传统的电动养老床系统相比, 该套系统增加了生命体征采集和人体重量采集功能, 且能将采集到的人体健康数据上传到服务器中, 供后续查询和分析使用.

5 结语

针对国内传统电动养老床功能单一、数据处理能力弱等现状, 提出了基于健康信息采集的智能养老床系统. 该系统能连续采集用户的生命体征信息, 基于改进 k -Means 聚类算法进行健康数据挖掘分类, 为用户的生理健康评估提供分类化的数据支持和参考. 系统采集和呈现的生理参数能够辅助医护人员对用户健康指标进行评估, 但目前尚无法为用户直接提供权威机构的健康诊断和评估. 随着智能养老床的市场推广和时间推移, 用户数量增加, 通过不断收集和积累数据, 以及数据库的机器学习和数学建模, 可建立基于不同健康数据的分类模型, 从而强化用户生理参数与人体健康指标的关联.

参考文献:

- [1] 孙梦楚, 高焕沙, 薛群慧. 国内外智慧养老研究进展[J]. 特区经济, 2016(6):71-73.

- [2] 於军兰, 林传俊, 胡小林. 多功能护理床的设计与应用[J]. 中华现代护理杂志, 2015, 8(23):2836.
- [3] 辛绍杰, 张欢欢, 马西沛. 多功能电动护理床的研制[J]. 上海电机学院学报, 2013, 16(6):322-329.
- [4] Zhu X, Chen W, Nemot T, et al. Accurate determination of respiratory rhythm and pulse rate using an under-pillow sensor based on wavelet transformation[C]. IEEE-EMBS 27th Annual International Conference, 2005:5869-5872.
- [5] 拜军, 黄德生, 张骁, 等. 基于生物雷达技术的非接触心率检测研究[J]. 医疗卫生装备, 2014, 3(3):10-13.
- [6] 李慧慧, 金林鹏. 一种基于心率和深度学习的心电图分类算法[J]. 航天医学与医学工程, 2016, 29(3):189-194.
- [7] 李昭蓉, 何涛, 秦超, 等. 3 种传导异常心律失常的心率变异性分析[J]. 广西医科大学学报, 2016, 33(3):492-494.
- [8] 尚岑, 王冬雨, 宇文姝丽. 数据挖掘技术在健康数据分析中的应用[J]. 医学信息学杂志, 2016(5):54-58.
- [9] 曹凯迪, 徐挺玉, 刘云, 等. 聚类分析综述[J]. 智慧健康杂志, 2016(10):50-53.
- [10] Mitchell T M. 机器学习[M]. 北京: 机械工业出版社, 2013.
- [11] 杨秀港. 数据挖掘算法综述[J]. 科技经济导刊, 2019, 27(5):166.
- [12] 徐大川, 许宜诚, 张冬梅. k -均值算法的初始化方法综述[J]. 运筹学学报, 2018, 22(2):31-40.

Design of intelligent homecare bed based on health data mining

YANG Haiyu^{1,2}, WANG Zhiwu¹, SHEN Huiji³

(1.School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 201100, China;

2.Zhejiang Jiechang Linear Actuator Technology Co., Ltd, Shaoxing 312500, China;

3.Ningbo Healthkey Motion Technology Co., Ltd, Ningbo 315300, China)

Abstract: In order to solve the problems of being functionally simple and technologically outdated of domestic electric homecare bed, a smart homecare bed based on health data mining is proposed. Firstly, the human heartbeat and the breath are collected by the non-contact vital sign sensor, and the weight is collected by the pressure sensor. The collected physiological parameters are transmitted to the remote server by wireless module. Then, by comparing the efficiency of classification and clustering methods in data mining of heart rate and respiratory rate, k -Means clustering algorithm is adopted and implemented for health data mining. Finally, the system parameters are optimized by multiple iterations through the clustering algorithm. The experiment proves that the smart homecare bed system based on health data mining proposed in this paper can not only solve the problems existing in the traditional electric homecare bed, but also provide accurate health data guarantee for subsequent health care service.

Key words: electric homecare bed; physiological data collection; data mining; clustering

(责任编辑 韩 超)