

基于压力传感器与摄像头的颈椎病预防系统^①

朱卫平, 尹韶升, 刘国樑

(武汉大学 国际软件学院, 武汉 430079)

摘要: 本文设计并实现了一种基于压力传感器与摄像头的颈椎病预防系统. 该系统将薄膜压力传感器放置于坐垫中对人体体压进行采集, 并使用摄像头采集人类脸部数据. 对于坐垫, 我们对传感器的布置和数目进行了优化. 对于摄像头, 我们在多目标识别时通过五官识别减少了系统运算量. 在将压力传感器与摄像头两类数据融合之后, 我们实现了比单类数据更准确的坐姿识别, 进而对颈椎病的危险程度进行估计. 我们还使用卷积神经网络实现了对用户的动作检测, 可引导用户完成一系列动作用于评估颈椎病危险程度. 系统实现小巧美观, 采用非侵入式的方法, 非常适合于在办公室环境下的颈椎病早期预防.

关键词: 颈椎病预防; 坐姿判断; 摄像头; OpenCV; 压力传感器

引用格式: 朱卫平, 尹韶升, 刘国樑. 基于压力传感器与摄像头的颈椎病预防系统. 计算机系统应用, 2017, 26(10): 241-245. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6009.html>

Pressure Sensor and Camera Based Cervical Spondylosis Prevention System

ZHU Wei-Ping, YIN Shao-Sheng, LIU Guo-Lin

(International School of Software, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: This paper designs and implements a cervical spondylosis prevention system based on pressure sensors and the computer camera. This system obtains the body pressure data through a cushion which contains many pressure sensors, and the human face data through a computer camera. We optimize the number and layout of pressure sensors in the cushion, and reduce the computational complexity by image processing by recognizing facial features. By fusing the data from both pressure sensors and camera, this system achieves a more accurate sitting posture recognition, comparing with using pressure sensors and camera separately. The results are further used to estimate the risk level of cervical spondylosis for the users. The system can also guide the users to complete a series of given actions to test their criticality or potential risk of cervical spondylosis. This system is smart, well-designed, and non-invasive, and hence quite applicable to common workplaces.

Key words: prevention of cervical spondylosis; sitting posture; camera; OpenCV; pressure sensor

颈椎病是临床常见的退行性骨关节病. 在颈椎病高发人群中, 从事电子商务、文案和美术平面设计等工作的 IT 从业人员占据了榜首. 这些人员的共同特点是长期以不良坐姿面对电脑进行工作, 并缺乏必要的运动和保护措施. 电脑, 作为新世纪重要的智能设备, 在极大地提高了人们工作效率的同时也显著增加了患

颈椎病的可能性.

当前对于颈椎病的防治主要是采用专用的设备. 这些设备包括颈椎保健枕、颈椎牵引器、颈椎钛项圈、颈椎热敷袋、颈椎按摩器等. 这些设备由于要进行特殊的佩戴使用复杂, 较适合重度患者在家中或使用, 而不适合轻度患者或想进行预防的人员在办公

^① 基金项目: 2016武汉大学教学改革建设项目(216-413200002); 武汉大学国家大学生创新创业训练计划(201510486085); 中央高校基本科研业务费专项资金(2042015kf0042)

收稿时间: 2017-01-19; 采用时间: 2017-02-23

室的使用。同时,这些设备外形也不美观,容易引起办公人员心理抵触。在颈椎病的发生中,坐姿不正常是一项很重要的因素。在坐姿检测方面,现有的设备包括使用特殊的座椅将用户背部用机械的方式进行固定^[1],用特殊的头盔中的液体气囊将用户头部进行固定,用特殊的眼镜对用户不良头部姿势进行提醒^[2],用特殊的书桌对用户的坐姿进行重构并对不良坐姿进行报警^[3]。这些工作采用了特殊的设备和/或侵入式的检测手段,不利于在现有的办公室环境中进行实施。部分研究人员也采用视频识别的方式对坐姿进行识别^[4],但只限于远近及左右偏斜情况。其他的一些图像处理研究着重对人体坐姿的各种情况进行分析,但没有针对颈椎病的防治。本论文设计了一种使用电脑摄像头和包含压力传感器的椅垫的颈椎病预防系统。系统轻巧简便,外形美观,能以非侵入式的方法较好的识别坐姿,进而识别颈椎病风险并进行提示。

1 系统流程设计

本系统采用如图1所示处理流程。在初始化设定后,系统通过摄像头采集用户的头部照片,同时使用压力传感器获取体压数据,然后将采集到的数据传给后台应用;后台结合两方面结果,综合判断用户坐姿情况,统计非正常坐姿的时间来分析用户患颈椎病的可能性,并进行可能的用户警示和初步判断。

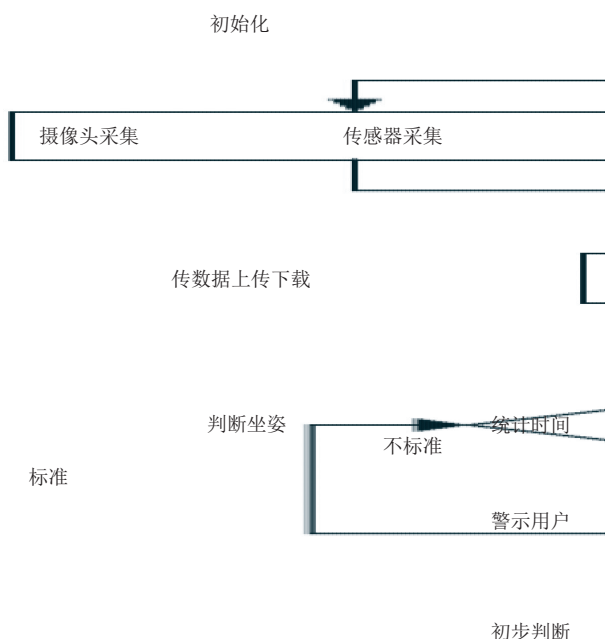


图1 系统流程图

2 压力传感器的系统设计与实现

我们先对本系统压力传感器的硬件和软件设计进行介绍。

2.1 压力数据采集与接收

在坐垫系统中,由于需要收集人体体压信息,需要用到压力传感器来进行人体体压信息的采集。本系统选择了可直接置于坐垫内的薄膜压力传感器来测量人体体压压力值大小。

所选薄膜压力传感器是由 Interlink Electronics 公司生产的 FER402, 压力感测范围为 100 g-10 kg, 感测范围大于人体体压值范围, 保证系统能够侦测记录人体体压值。

坐垫系统在坐垫上布置了 20 个压力传感器节点, 通过面包线将传感器与 Arduino UNO 板进行连接。由 Arduino 进行数据的汇集, 以及压力传感器的供电、控制。最后通过与 Arduino 直连的蓝牙模块将数据发送给电脑端。

蓝牙传输选择基于德州仪器 cc2541 的蓝牙模块, 电脑端的蓝牙设置为主机模式, 与 Arduino 连接的蓝牙模块设置为从机模式。采用数据透传模式, 将 Arduino 控制模块处理后的数据无线发送给电脑端。

2.2 压力传感器布局

压力传感器只有在合理布局时才能正确反映出人体体压的分布。同时, 由于薄膜压力传感器的成本比较高, 我们希望通过最少的传感器来获取人体体压的分布。本系统在减少压力传感器数目的同时对传感器位置进行优化。

在坐垫系统实现初期, 为了获得较为完整的人体体压分布数据, 我们布置了 11 行 11 列共 121 个传感器节点进行压力数据的获取。接着我们通过实验不断减少传感器的数目, 最终将数目减少到 20 个。具体的是通过 Relief 算法^[5]找出对坐姿分类作用最明显的传感节点, 逐步删减在压力检测中影响小的传感节点。

Relief 算法是一种特征权重算法, 根据各个特征和类别的相关性赋予特征不同的权重, 权重小于某一阈值的特征将被移除。Relief 算法基于特征对近距离样本的区分能力。算法首先从训练集 D 中随机选取一个样本 R , 然后从和 R 同类的样本中寻找最近邻样本 H , 从和 R 不同类的样本中寻找最近邻样本 M 。如果 R 和 H 在某个特征上小于 R 和 M 的距离, 说明该特征对区

分有益,增加该特征权重,反之减少权重.重复 m 次后,得到平均特征权重,权重越大,分类能力越强,反之越弱.

Relief 算法的局限性为只能处理两种类别数据,但是在人体体压分析过程中,系统设定类别为 7 类(标准坐姿、仰头、低头、头部左偏、头部右偏、头部远离摄像头、头部靠近摄像头).经过学习研究后,系统采用 Relief 算法的扩展算法 ReliefF^[6]来分析各节点的权重,具体步骤如下:

(1) 采集用户不同坐姿下各压力传感器节点的压数值,构成训练样本集 D .以节点的压数值为特征,不同坐姿类型为类别运行以下步骤.

(2) 从训练样本集 D 中随机选取样本 R ,从和样本 R 类别相同的训练样本中寻找样本 R 的最近邻样本 H ,从和样本 R 类别不同的训练样本中寻找样本 R 的最近邻样本 M .

(3) 将各压力传感器节点的初始权重设为 0,然后对各压力传感器节点逐一进行以下操作:在当前压力传感器节点上,比较 R 和 H 的距离与 R 和 M 的距离,若 R 和 H 的距离小于 R 和 M 的距离,增加当前压力传感器节点的权重,权重的增加量为 R 和 M 的距离;否则,减少当前压力传感器节点的权重,权重的减少量为 R 和 H 的距离.

(4) 判断所有传感器节点的当前权重和上一权重差值的方差是否小于预设阈值,若小于预设阈值,执行步骤 (5);否则,重新执行步骤 (2).

(5) 取权重最大的前 20 个压力传感器节点作为有效节点.

根据 ReliefF 算法设计程序对取得的样本进行分析制图.获得的 ReliefF 权重图如图 2 所示.

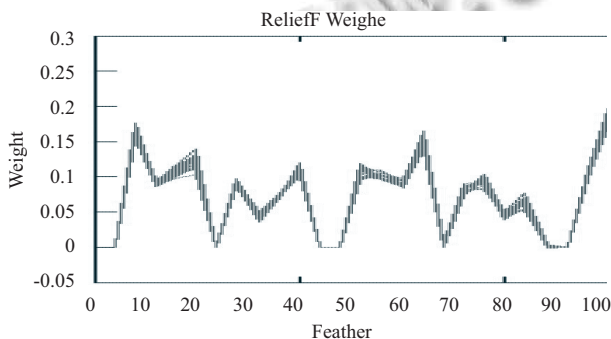


图 2 ReliefF 权重图

根据权重图,我们选择出关键的压力传感器节点.最后节点部署图如图 3 所示.

2.3 人体体压数据分类

系统通过随机森林对用户的体压数据进行分类.随机森林实际上是在数据分类过程中,通过随机建立的多棵决策树进行决策.每棵决策树对输入的数据进行分类,最后通过投票的方式决定数据的类别.

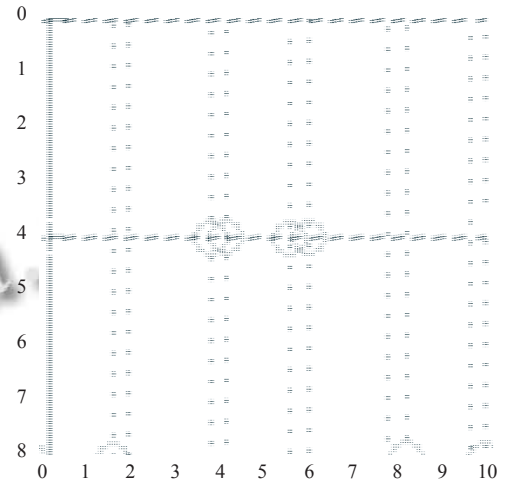


图 3 节点部署图

决策树根据数据的不同属性对输入的数据进行分类.从根节点开始,决策树通过熵计算出每个属性对数据进行分类所获得的熵增益,从而决定最优的分类属性.进行完本次分类后,如果子节点的纯度达到一定阈值则停止分类;否则继续进行上一步操作,在没有被使用的属性中选出最优的分类属性再次进行分类.决策树利用这些分类节点对测试数据进行比对,得到测试数据的分类结果.

随机森林将多棵决策树所得到的分类结果通过投票的方式进行最终的分类.随机森林在数据集上表现良好,能够处理很高维度的数据,并且不用做特征的选择,而且训练速度快,容易做成并行的方法.

我们采用了 MATLAB 中 TreeBagger 类实现了随机森林.它的使用方法如下:

```
Factor=TreeBagger(nTree, train_data, train_label);
[Predict_label, Scores]=predict(Factor, test_data);
```

TreeBagger 类用于产生森林,其中 Factor 为返回的森林, nTree 为森林中的决策树个数, train_data 为训练集 $n*m$ (n 为训练样本个数, m 为特征个数), train_label 为训练的分类. predict 函数用于数据分类,其中 Predict_label 为分类结果, Scores 为以行向量表示的每个类的概率, Factor 是前面方法获得的森林, test_data

是测试数据. 本系统最终确立的决策树为 12 棵.

3 摄像头系统设计与实现

接着, 我们对摄像头系统的设计和实现进行介绍. 我们在对人脸进行识别时, 借助了 OpenCV 的相关实现.

3.1 摄像头人脸识别

我们首先通过 OpenCV 的 `openCamera` 方法打开电脑摄像头. 在摄像头打开之前, 不进行五官识别与位置判断, 防止出现死循环.

在判断摄像头打开后, 利用 OpenCV 的 `capture` 函数进行摄像头图像的捕捉, 同时为了便于人脸检测, 利用 OpenCV 相应的处理函数对采集到图像进行灰度以及均衡化处理. 在 `Capture` 类中提供了工具方法, 包括对图像数据的数据类型转换方法. 我们使用 `Capture` 类分析摄像头抓取的照片, 检测出人脸, 再检测人脸中五官的位置, 然后分类出脸部位置的类型.

我们编写了 `FaceLogic` 类控制整体的人脸识别流程, 包括加载 OpenCV 训练好的人脸五官识别模型, 开启定时器, 调用 `Capture` 类进行摄像头图像捕捉以及处理, 并将最后处理完成后的图像送至识别模型进行检测, 最后根据识别出的五官信息进行人脸类型的判断.

3.2 人脸识别分类器实现

OpenCV 库的分类器使用的是目标检测方法. 利用样本的 `harr` 特征对分类器进行训练, 得到级联的 `boosted` 分类器^[7]. 系统采用 OpenCV 库的 `haarcascade_eye_tree_eyeglasses.xml` 和 `haarcascade_mcs_mouth.xml` 两个分类器来判断出图像上的眼睛与嘴, 然后对眼睛与嘴进行追踪, 采用绝对坐标与相对坐标判断人脸与正常位置的偏移. 具体方法是先测量当前五官点的位置与初始值的位置, 并结合上下偏移与左右偏移的三角函数比与阈值进行比较从而得出用户是否偏移和偏移的方向.

用户侧脸的情况通过 OpenCV 库的 `lbpcascade_profileface.xml` 进行判断. 由于 `lbpcascade_profileface.xml` 只能判断右边侧脸的情况, 通过对图像进行水平反转, 判断左边侧脸的情况, 从而实现判断两边侧脸.

4 颈椎病检测

4.1 检测系统整合

我们分别采用摄像头和压力传感器采集用户不同坐姿的数据, 记为测试样本. 测试样本包括人脸图像、

有效节点的压力数据及对应的坐姿. 系统实现过程中, 将 7 种坐姿 (标准坐姿、仰头、低头、头部左偏、头部右偏、头部远离摄像头、头部靠近摄像头) 的人脸图像分别标记为 `a1`、`a2`、`a3`、`a4`、`a5`、`a6`、`a7`; 将 7 种坐姿的压力数据分别标记为 `b1`、`b2`、`b3`、`b4`、`b5`、`b6`、`b7`.

分别采用人脸分类器和坐姿分类器识别测试样本, 计算识别正确样本数占测试样本总数的百分比, 即获得人脸分类器和坐姿分类器的准确率.

摄像头采集用户的实时图像, 压力传感器节点采集用户的实时压力数据. 获取人脸分类器从实时图像识别各坐姿的概率 a_i , 获取坐姿分类器从实时压力数据识别各坐姿的概率 b_i . 分别计算各坐姿的综合概率 $c_i = m \cdot a_i + n \cdot b_i$, 其中, m 、 n 分别为人脸分类器和坐姿分类器的权重, a_i 表示人脸分类器从当前图像识别的第 i 类坐姿的概率, b_i 为坐姿分类器从当前压力数据识别的第 i 类坐姿的概率. 综合概率最大的坐姿类型即为用户实时坐姿类型.

根据人脸分类器和坐姿分类器的准确率调整权重, 若人脸分类器准确率低于坐姿分类器, 按预设的权重调整值降低人脸分类器权重, 提高坐姿分类器权重; 反之, 则按预设的权重调整值提高人脸分类器权重, 降低坐姿分类器.

系统统计预设周期内用户处于标准坐姿和非标准坐姿的时长, 计算非标准坐姿的时长占预设周期的比例, 当该比例达规定程度, 判定用户有患颈椎病风险.

4.2 动作检测

在很多时候, 我们有一些经验性的动作可以判断颈椎病的危险程度. 这对颈椎病早期预防很有帮助. 然而, 这些动作往往过于复杂, 用户可能无法判断是否完全按照要求进行了动作, 从而影响了使用效果. 本系统将通过检测用户在摄像头前的动作姿势, 引导用户完成这些动作, 从而对用户是否患有颈椎病及其威胁程度进行初步判断. 所采用的动作判断系统是根据卷积神经网络对人体姿态进行分析^[8], 判断用户在做检测动作的时候动作是否到位.

基于卷积神经网络的模型主要分为 6 个 `stage`, 全身模型有 14 个部件 (分别为头、脖子、右肩、右肘、右手、左肩、左肘、左手、右胯、右膝盖、右脚、左胯、左膝盖、左脚), 与背景一同构成 15 个响应图. 在每个阶段都有监督训练, 从而可以避免过深网络难以

优化的问题. 模型的算法流程为先在每一个尺度下计算各个部件的响应图. 然后对于每个部件累加所有尺度的响应图, 得到总响应图后再在每个部件的总响应图上找出相应的最大的点, 即为该部件的位置.

根据部件的位置进而计算得出手臂弯曲的角度, 具体可以分别计算右肘和右肩与水平线构成的角度、右手和右肩与水平线构成的角度、左肘和左肩与水平线构成的角度、左手和左肩与水平线构成的角度. 从而能够根据角度进行进一步判断用户所做动作是否到位.

5 结语

系统使用通过 OpenCV 实现了对人脸脸部的检测, 并进一步判断的用户的坐姿情况. 同时, 系统也根据采集的人体体压分布判断了用的坐姿情况. 将基于摄像头的坐姿结果与基于体压的坐姿结果结合后我们获取了更精确的坐姿结果. 我们还通过卷积神经网络实现了对用户的动作检测.

未来的工作与研究应着重于找出能够表现颈椎病的动作, 并对这些动作的完成程度与患颈椎病的可能性进行分析, 从而实现预防颈椎病的发生.

参考文献

- 1 苏垣. 书桌的人性化设计——源自坐姿健康的话题. 家具与室内装饰, 2008, (4): 14-16.
- 2 徐鹏, 曾碧新, 陈仁爱, 等. 基于重力感应芯片的智能坐姿矫正眼镜研究. 科技信息, 2013, (9): 8-9, 47.
- 3 陈志华, 吕春玲. 一种矫正坐姿的智能书桌及其矫正方法: CN, CN103948236A. 2014-07-09.
- 4 韩晓明, 冉春风, 侯雪峰, 等. 基于视频的学生坐姿检测与纠正系统研究. 首都师范大学学报(自然科学版), 2009, 30(S1): 11-14.
- 5 Kononenko I. Estimating attributes: Analysis and extensions of RELIEF. European Conference on Machine Learning. Catania, Italy. 1994. 171-182.
- 6 Robnik-Šikonja M, Kononenko I. Theoretical and empirical analysis of ReliefF and RReliefF. Machine Learning, 2003, 53(1-3): 23-69.
- 7 宋万军. 基于 OpenCV 视觉库的人脸检测[硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2014.
- 8 Wei SE, Ramakrishna V, Kanade T, *et al.* Convolutional pose machines. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, USA. 2016. 4724-4732.
- 9 Bergadano F, Raedt LD, Deraedt L, *et al.* Machine Learning: ECML-94. Springer Berlin, 1994, 784(7): 337-340.