

基于图像检测技术的室内人员动态服装热阻系统设计

周志扬, 刘光辉, 杨 蕾, 张娅琳, 张钰敏

(西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 西安 710055)

摘要: 目前服装热阻主要采用人工问卷调查的方式测量, 需要受试者多次填写问卷, 估计过程复杂且不易实时测量, 而且传统估计方法只对静态热阻做预测, 没有考虑人员运动状态、室内风速的影响; 图像检测方面, 基于Mask RCNN网络的服装检测方法存在多尺度特征信息丢失、融合不佳等问题; 针对这些情况, 提出一种改进的Mask RCNN服装检测网络方法, 应用并实现室内人员动态服装热阻的系统设计; 首先, 通过CCD相机进行图像采集, 经过改进的Mask RCNN网络检测着衣量; 然后, 查表映射法对室内服装热阻进行初步估计; 最后, 利用测量仪器测得风速、行走速度对服装热阻修正, 得到动态服装热阻估计结果; 实验结果表明, 改进的Mask RCNN网络平均识别精度比原方法提高了1.1%, 在动态服装热阻估计方面, 与传统方法相比, 能修正0.13的平均偏差。

关键词: 服装热阻; CCD相机; 服装检测网络; 着衣量; 查表映射法

Design of Dynamic Clothing Thermal Resistance System for Indoor Personnel Based On Image Detection Technology

ZHOU Zhiyang, LIU Guanghui, YANG Lei, ZHANG Yalin, ZHANG Yumin

(College of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: At present, the clothing thermal resistance is mainly measured by manual questionnaire, which requires the subjects to fill in the questionnaire many times. The estimation process is complex and not easy to measure in real time. Moreover, the traditional estimation method only predicts the static thermal resistance, and does not consider the influence of personnel movement state and indoor wind speed. In the aspect of image detection, the clothing detection method based on Mask RCNN network has the problems of multi-scale feature information loss and poor fusion. In view of these situations, an improved Mask RCNN clothing detection network method is proposed to apply and realize the system design of indoor personnel dynamic clothing thermal resistance. Firstly, the CCD camera is used for image acquisition, and the improved Mask RCNN network is used to detect the amount of clothing. Then, look-up table mapping method is used to estimate the thermal resistance of indoor clothing. Finally, the wind speed and walking speed measured by the measuring instrument are used to correct the clothing thermal resistance, and the estimation result of dynamic clothing thermal resistance is obtained. The experimental results show that the average recognition accuracy of the improved Mask RCNN network improves 1.1% than that of the original method. Compared with the traditional method, the improved Mask RCNN network can correct the average deviation of 0.13.

Keywords: clothing thermal resistance; CCD camera; clothing detection network; clothing quantity; look-up table mapping method

收稿日期:2021-05-14; 修回日期:2021-07-08。

基金项目:国家自然科学基金面上项目(51678470);陕西省自然科学基金面上项目(2020JM-473,2020JM-472)。

作者简介:周志杨(1994-),男,河北衡水人,硕士,研究生,主要从事图像处理,模式识别方向的研究。

通讯作者:刘光辉(1976-),男,陕西西安人,硕士生导师,副教授,博士,主要从事计算机视觉感知与理解,建筑智能化技术方向的研究。

引用格式:周志杨,刘光辉,杨 蕾,等. 基于图像检测技术的室内人员动态服装热阻系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2022,30(1):34-40,46.

0 引言

据统计学分析, 现代人一天中有 80%~90% 以上的时间都在室内度过, 许多人对室内环境质量提出了更高的要求^[1]。在环境质量研究中, 环境的热舒适性是影响人员工作效率和生产力的最重要因素^[2-3]。热舒适性反映室内人员对周围环境满意程度, 由环境因素和个人因素决定, 环境因素包括室内温度、相对湿度、风速和平均辐射温度, 个人因素包括服装热阻和代谢率。环境因素通过温度/风速传感器等很容易测量, 而个人对环境偏好不同, 难以通过传感器准确测量人体参数以确定精确的热舒适性结果。在个人因素中, 服装为人体提供隔热层, 它是人体与环境之间的重要决定因素, 因此服装热阻的估计对热舒适性有重要作用^[4]。

为了准确估计服装热阻参数, 文献 [5] 利用三维扫描仪测量人体在 6 种手臂姿势下, 12 个体段的衣下间隙体积及接触面积, 测量服装各体段的局部热阻; 文献 [6] 采用暖体假人“Newton”设备对服装热阻进行测量, 提出在不影响防护服性能前提下, 采取腋下、胸背部及大腿内侧开口设计来改善服装热湿舒适性; 文献 [7] 从服装面积因子出发, 分析计算面积的直接法和间接法之间的差异, 提出三种服装面积因子测评方法。文献 [8] 利用热流密度测量仪测定人体部位的热流密度, 计算服装局部热阻和总热阻; 文献 [9] 对比了串行、全局和并行计算方法, 提出设计防护服时要特别注意关键部位的设计。以上服装热阻估计以测量仪器为主, 这些设备估计精度往往取决于多个局部热阻的测量, 而且这些测量方法没有考虑到风速、人员行进速度的影响。而且在公共建筑环境中, 人员服装信息通过调查问卷方式获得, 受试者要多次填写调查问卷, 估计过程复杂。

随着人工智能和机器视觉技术的迅速发展, 各个领域逐渐用 CCD 等“软传感器”代替人眼视觉, 并取得较好效果^[10], 得到了广泛应用。由于计算机视觉技术可以实时获取大量有效信息, 而且易于集成到控制系统中, 因此, 在工业化生产过程中, 人们逐渐将视觉技术广泛用于智能化系统控制、测量等领域。文献 [11] 利用舰体几何结构特征进行航空遥感影像的直线段检测, 结合聚类分析实现了舰船目标检测。文献 [12] 通过图像检测技术, 对建筑空间图像中人

群密度和人员分布进行检测, 估计人员实时负荷, 用于空调分级调控。文献 [13] 提出了一种基于视频图像的人体体温调节状态识别框架, 实现空调系统个性化热舒适性控制。

图像检测技术为人员动态服装热阻的实时估计提供了新思路, 因此提出采用 CCD 视觉传感器代替问卷调查, 搭建了基于图像检测技术的动态服装热阻测量系统。通过摄像头采集图像以及应用图像处理技术, 减少人为操作, 提高测量的准确性。同时减少了测量过程中的人为误差, 解除受试者繁重的调查工作。首先, 采用计算机视觉技术, 建立端到端的人员服装检测网络模型, 利用摄像头采集的室内图像数据检测人员着衣量; 然后, 通过查表映射法对室内服装热阻进行初步估计, 利用测量仪器测得风速、行走速度对服装热阻修正, 得到动态服装热阻估计结果。

1 系统结构及原理

1.1 功能分析

在服装热阻估计过程中, 受试者需要通过 CCD 相机的可视化分析和室内环境数据的实时监测, 综合估计动态环境中的服装热阻值, 当监测到室内人员时, 算法能够满足系统的实时性要求, 并通过可视化分析预测到服装穿着, 为动态服装热阻的估计提供依据。因此在整个服装热阻系统的设计中, 需要满足以下功能需求: 1) 算法的检测精度; 2) 模型加载; 3) 环境数据采集; 4) 算法实时性。

1.2 系统架构方法

基于服装检测模型的室内人员服装热阻系统架构原理图如图 1 所示, 首先需要依据室内空气参数以及

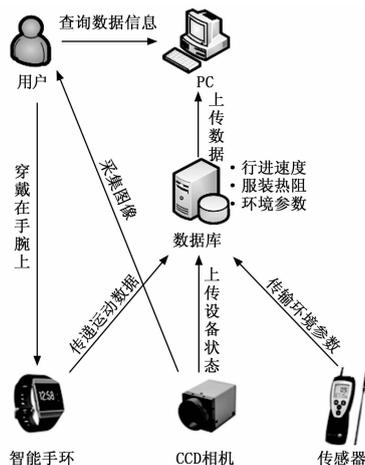


图 1 系统架构原理图

表 1 测量仪器

设备名称	风速测量仪	CCD 视觉传感器(摄像机)	Fitbit 便携式可穿戴设备 ^[14]
样例图片			
功能	根据强迫对流热交换理论,通过热线散失的热量计算室内流体速度。	采集室内人员服装穿着图片,用于检测模型的训练和测试。	Fitbit 配备有计步器、加速度计等,可以测量人行走速度等运动参数,并实时存储数据。

其他外部数据进行综合分析,再使用服装检测模型对 CCD 相机采集的图像进行特征提取,预测服装热阻,实现室内人员服装热阻系统,将预测值与美国采暖、制冷与空调工程师学会(ASHRAE)制定的不同服装搭配热阻分布情况进行对比,分析数据之间的关系。实验中用到的设备如表 1 所示。

室内人员服装热阻估计系统方法如图 2 所示,是根据国内/国外标准中关于服装热阻提供的数据信息,由单独的深度学习组合模型进行训练和预测,其主要功能包括:数据采集和标注、网络模型训练和模型预测和动态服装热阻(CLO)估计三部分。

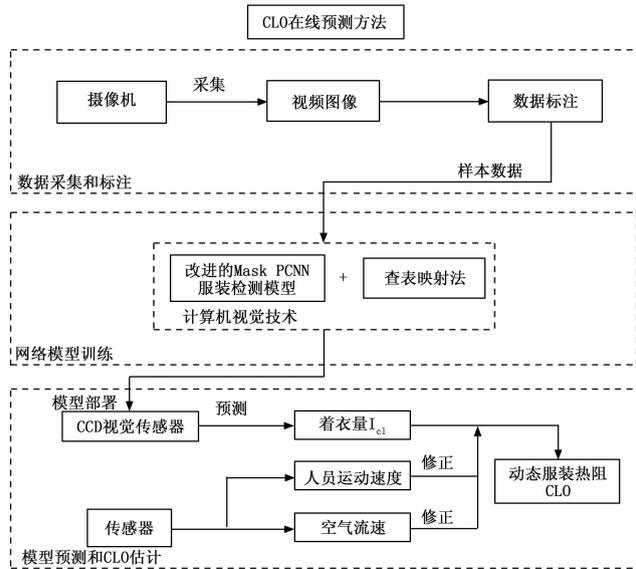


图 2 CCD 动态服装热阻系统

在数据采集与标注中,使用麻省理工计算机科学和人工智能实验室研发的图像标注工具 labelme 进行样本标注。如图 3 所示为标注的图片工具和标注的掩模实例。标签类别分别为:外套、短袖、无袖背心、长袖、裙子、长裤和短裤。

2 系统硬件设计

该系统设计应用 EAIDK310 开发板进行模型硬



图 3 数据标注

件部署,基于嵌入式深度学习框架 Tengine 进行编写,该框架支持 tensorflow 模型文件,部署流程如图 4 所示。

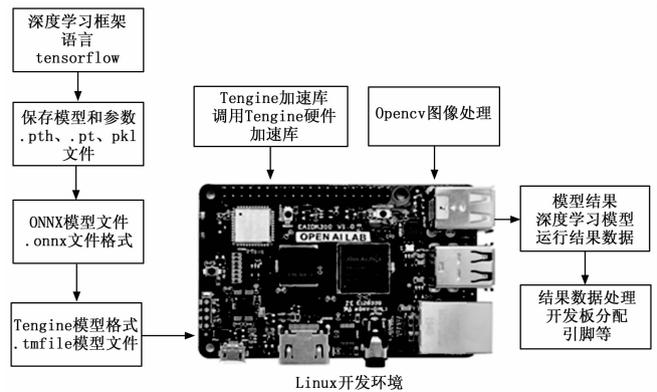


图 4 部署流程图

基于 EAIDK310 的硬件部署运行流程图描述如下。

1) 使用 tensorflow 深度学习框架语言训练网络模型,并保存其模型结构和网络参数,文件格式为 .pth、.pt 或 .pkl 格式;模型优化算法选择 Adam。设当前收敛过程中迭代次数为 t , Adam 优化算法如表 2 所示。

表 2 Adam 运算表

步骤	运算
获取容量为 m 的当前批次训练样本:	$X = \{x^{(1)} \cdots x^{(m)}\}$, 对应目标为 $y^{(i)}$
计算梯度 g :	$g \leftarrow \frac{1}{m} \nabla_{\theta} \sum_i L(f(x^{(i)}; \theta), y^{(i)})$
计算一、二阶矩估计 s, r :	$s \leftarrow \rho_1 s + (1 - \rho_1) g$; $r \leftarrow \rho_2 r + (1 - \rho_2) g \odot g$
修正一、二阶矩偏差:	$\hat{s} \leftarrow \frac{s}{1 - \rho_1^t}$; $\hat{r} \leftarrow \frac{r}{1 - \rho_2^t}$
参数更新:	$\Delta\theta = -\epsilon \frac{\hat{s}}{\sqrt{\hat{r} + \delta}}$; $\theta \leftarrow \theta + \Delta\theta$

其中: ϵ 为步长; ρ_1 和 ρ_2 为矩估计的指数衰减率, 在 $[0, 1)$ 内取值; 初始化一阶和二阶矩变量 $s = 0, r = 0$, 初始化时间步 $t = 0$; δ 取值 10^{-8} 防止分母为 0, 发生异常;

2) 进行深度学习模型文件格式转换, 将上一步骤所得模型文件转换为 ONNX 文件格式。ONNX (Open Neural Network Exchange) 用于表示深度学习模型的标准, 使模型在不同框架之间进行转移;

3) 运行官方提供 Tengine 模型转换工具将 ONNX 模型文件转换为 tmfile 文件格式;

4) 完成模型文件转换之后, 在 EAIDK310 开发板烧录 Linux 系统, 并配置相关程序开发环境。运用 OpenCV 对输入图片做图像预处理, 运行 Tengine 硬件加速库调用深度学习模型文件 (tmfile 文件), 得到网络模型运行结果;

5) 最后根据模型运行结果数据, 在服装类别检测任务中检测着装类别并进行边界框回归操作。

3 系统软件设计

3.1 改进的 Mask RCNN 网络设计

FPN^[15] 可以输出每个阶段的神经网络层级特征图用于预测, 但是 FPN 网络的池化下采样操作会造成图像分辨率降低, 丢失服装的部分信息。空洞卷积^[16] 可以通过在标准卷积核中添加空洞, 即在空洞位置添加 0, 达到扩大卷积核尺度, 增大感受野的目的, 且不增加参数运算量。因此, 构建了一个 AFPN 模块, 利用 C1~C4 阶段的不同空洞率的空洞卷积核对不同尺寸特征进行重采样, 揭示图像的上下文信息。在空洞卷积尾部串联空间金字塔结构^[17], 将不

同大小的特征图映射为相同维度的空间信息, 然后融入图像表示中, 以更好地完成特征提取任务。

空洞卷积定义为:

$$(a * {}_l w)[i] = \sum_{k=1}^K a[i + kl]w[k] \quad (1)$$

式中, w 表示卷积核; K 表示卷积核尺寸; $w[k]$ 表示大小为 k 的卷积核; $a[i]$ 表示第 i 个输入值; $*$ 表示空洞卷积运算; l 表示空洞率, 描述卷积核处理数据时采样的步幅, 通过调整 l 即可调整感受野大小。

不同空洞率下感受野的变化如图 5 所示。图中 5(a) 表示标准的 3×3 卷积, 感受野为 3×3 ; 图 5(b) 表示空洞率为 2 的 3×3 扩张卷积, 感受野为 7×7 ; 图 5(c) 表示空洞率为 4 的 3×3 扩张卷积, 其感受野可达 15×15 。

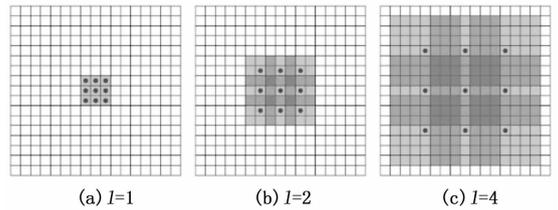


图 5 不同空洞率下感受野的变化

RPN 网络用于生成候选区域, 回归候选框的位置坐标, 区分出前景与背景, 并输出得分信息。特征图经过基于 ResNet-101 的 AFPN 网络提取后, 通过共享卷积操作, 得到统一维度的特征图^[18]。特征图中的每一个锚点, 依据像素点按长宽比为 1: 1、1: 2、2: 1 生成锚框, 框的维度大小分别设置为 $[32, 32]$ 、 $[64, 64]$ 、 $[128, 128]$ 、 $[256, 256]$ 、 $[512, 512]$ 。因此, 每个像素点对应 15 个锚框, 锚框的坐标与原图对应。然后, RPN 网络输出的候选框经过 ROIAlign 处理, 得到固定大小尺寸的候选目标特征图, ROI Align 使用双线性插值的方式进行池化操作, 解决传统 ROI 池化中两次取整操作导致区域不匹配的问题。最后使用 FCN 全连接网络对候选目标特征图进行服装分类和边界框预测, mask 分支用于检测的目标生成掩膜。服装检测网络的总损失函数为式 (2):

$$L = L_{ds} + L_{box} + L_{mask} \quad (2)$$

$$L_{ds} = \frac{1}{N_{ds}} L'_{ds}(p_i, p_i^*) = -\frac{1}{N_{ds}} \log[p_i p_i^* + (1 - p_i)(1 - p_i^*)] \quad (3)$$

$$L_{reg} = \frac{1}{N_{reg}} L'_{reg}(t_i, t_i^*) = \frac{1}{N_{reg}} R(t_i - t_i^*) \quad (4)$$

$$L_{mask} = L'_{mask}(cls_k) = \frac{1}{1 + \exp(-cls_k)} \quad (5)$$

其中： R 是 *smooth* 函数，如式 (6) 所示。

$$smoothL_1(x) = \begin{cases} 0.5x^2 & \text{if } |x| < 1 \\ |x| - 0.5 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

式中， i 表示锚框索引， p_i 是候选框包含服装的预测概率， p_i^* 为真值标签， t_i 为预测边界框的偏移量， t_i^* 为锚框相对于真值框的实际偏移量， N_{ds} 为总的锚点框的数量， N_{reg} 是特征图的大小。 L_{cls} 和 L_{reg} 为分类和回归的损失函数。 $mask$ 分支的损失 L_{mask} 采用式 (5) 平均二进制交叉熵损失， cls_k 表示类别数。

服装检测网络结构如图 6 所示。其中，C1~C5 表示 ResNet101 特征提取的五个阶段，每个阶段特征图尺寸分别为 256×256 、 128×128 、 64×64 、 32×32 、 16×16 ；P2~P4 表示 1×1 卷积和 2 倍上采样加和融合后的特征图，P5 是在 C5 通过 1×1 卷积改变通道数的特征信息，P6 是在 P5 上用步长为 2 的最大池化下采样得到的结果^[13]。在图 6 中，使用 AFPN 会产生多个特征图 [P2, P3, P4, P5, P6]，需要从多个特征图中确定一个特征图用来选定候选区域 (ROI)，这里 ROI 的选择依据以下式 (7)：

$$k = \lfloor k_0 + \log_2(\sqrt{wh}/224) \rfloor \quad (7)$$

其中： w ， h 代表选定候选区域的宽和高，224 表示预训练 ImageNet 图片的大小，即 224×224 ， k 表示面积为 $w \times h$ 的 ROI 所应该在的层级。这样做会使大尺寸的候选区域从低层特征图提取，有利于大目标检测，小尺寸的候选区域从高层特征图提取，有利于检测小目标。修正层用于候选区域固定大小尺寸，

然后通过连接函数得到候选目标特征图，送入到预测层进行分类、回归和 *mask* 预测。

在网络模型训练阶段，使用改进的 Mask RCNN 网络架构进行服装检测，将训练的模型部署在硬件中，以进行室内人员服装类别的实时检测。

3.2 查表映射法

针对改进的 Mask RCNN 网络模型识别的服装类别，并结合 ASHRAE 55^[19] 和 ISO 9920^[20] 标准，如表 3 所示这些单件服装的服装热阻值基本情况。首先，通过服装识别网络模型得到人员着装的分类结果；然后结合表 3，通过查表映射的方式计算当前人员的服装热阻。

表 3 单件服装热阻值 I_{du} (clo)

上衣		下衣		其他(均包括)	
无袖衬衣	0.05	短裤	0.06	内衣	0.03
短袖	0.09	长裤	0.30	鞋子	0.04
长袖	0.12	裙子	0.15	袜子	0.02
外套	0.25				

成套衣服的服装热阻通过以下式 (8) 计算：

$$I_d = 0.835 \sum_i I_{du,i} + 0.161 \quad (8)$$

其中： $I_{du,i}$ 表示第 i 件单件服装的热阻值，单位为 clo ($m^2 \cdot ^\circ C/W$)， I_d 表示成套服装的静态热阻值，单位为 clo ($m^2 \cdot ^\circ C/W$)。

3.3 修正过程实现

服装热阻修正的具体操作如图 7 所示。首先，开启系统后，通过服装检测模型识别服装类别，查表映射计算得到静态热阻 I_d ；其次，通过风速测量仪和

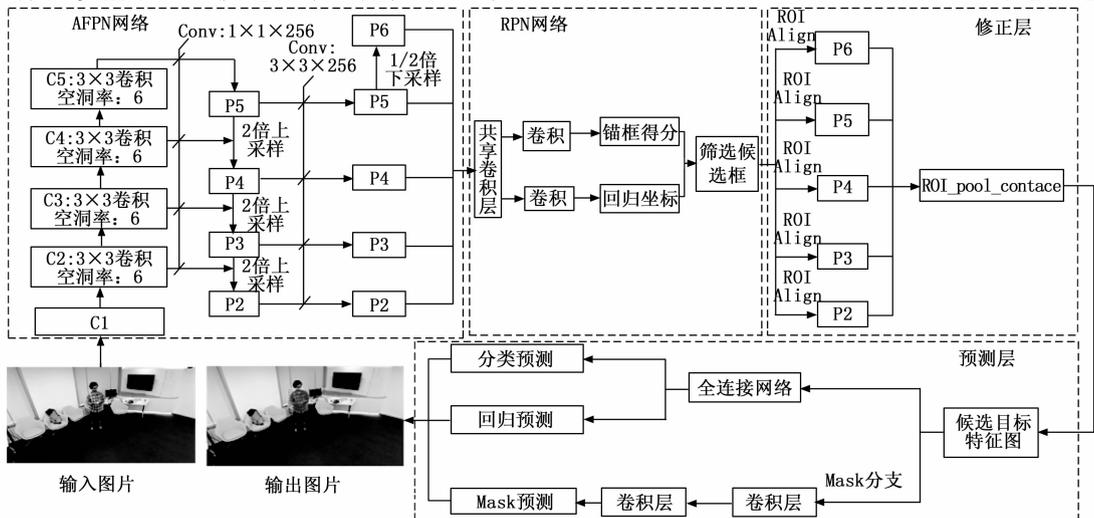


图 6 服装检测网络结构图

便携式可穿戴设备 Fitbit 对人员附近风速 v_{ar} 和行进速度 v_w 进行测量, 修正静态热阻参数; 最后, 得到动态环境的服装热阻值 (CLO)。

针对夏季工况人员不同的穿着搭配, 参数修正存在差异。这里主要研究轻质服装 ($0 \text{ clo} < I_{cl} < 0.6 \text{ clo}$) 和正常工作服 ($0.6 \text{ clo} < I_{cl} < 1.4 \text{ clo}$) 的服装热阻参数修正。

其中轻质服装的动态热阻估计, 采用文献 [21] 推导的式 (9) 进行服装热阻修正:

$$I_{T,r} = I_d \cdot \exp[-0.224 \cdot (v_{ar} - 0.15) + 0.0234 \cdot (v_{ar} - 0.15)^2 - 0.0641 \cdot v_w + 0.0548 \cdot v_w^2] \quad (9)$$

式中, $I_{T,r}$ 代表修正后的动态服装热阻, I_d 代表静态热阻, v_{ar} 代表人附近的空气流速, v_w 代表人行走的速度。 v_{ar} 为 $0.15 \sim 4 \text{ m/s}$, v_w 为 $0 \sim 1.2 \text{ m/s}$ 。

对于服装热阻 (I_d) 大于 0.6 且小于 1.4 的正常工作服, 依据 ISO 9920 标准要求^[20], 修正后的服装总热阻应按下式计算:

$$I_{T,r} = I_d \cdot \exp[-0.281 \cdot (v_{ar} - 0.15) + 0.044 \cdot (v_{ar} - 0.15)^2 - 0.492 \cdot v_w + 0.176 \cdot v_w^2] \quad (10)$$

式中, $I_{T,r}$ 代表修正后的动态服装热阻, I_d 代表静态热阻, v_{ar} 代表人附近的空气流速, v_w 代表人行走的速度。 v_{ar} 为 $0.15 \sim 3.5 \text{ m/s}$, v_w 为 $0 \sim 1.2 \text{ m/s}$ 。

4 应用实例及结果分析

选用开源 NTU-RGB+B120^[22] 数据集和构建西安某高校办公室内采集的部分数据作为训练样本, 从 NTU-RGB+D 120 的帧序列和自建数据中随机选择服装搭配存在差异的图片进行数据标注, 然后用数据增强改变图片亮度、加噪声、加随机点、平移、翻转等方式扩充训练样本数量, 增加训练样本多样性, 以避免过拟合, 同时提升模型性能。最终构建 5380 张图片用于模型训练, 为了测试模型性能从原数据集选取图片进行测试。

4.1 改进的 Mask RCNN 网络实验结果

改进的 Mask RCNN 服装检测模型训练和测试的服务器配置如下: Ubuntu 16.04, 两块 GPU, GPU 型号 2080Ti 以及 12G 显存, 环境配置为 CUDA10.0 + anaconda3 + python3 + tensorflow-gpu 1.13.1。网络初始训练学习率为 $1e-3$, batch size = 2, epochs = 1 000。

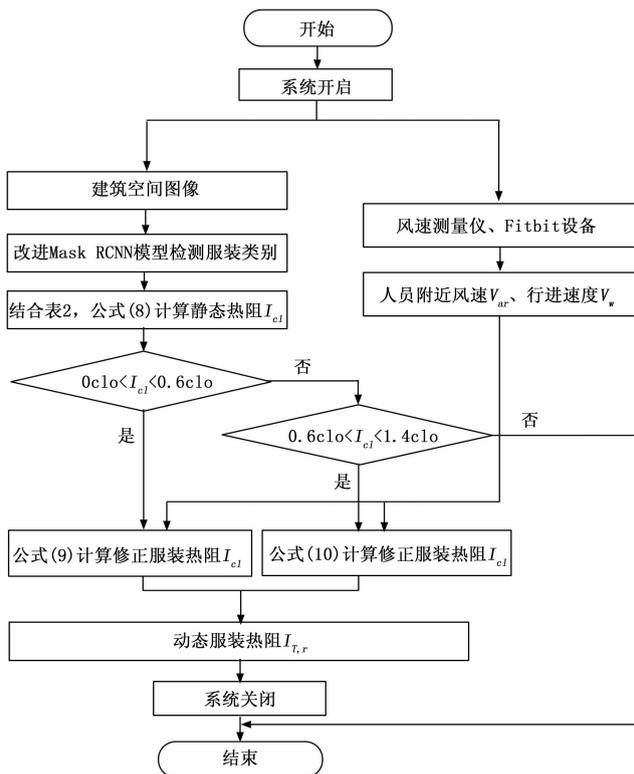


图 7 服装热阻修正流程图

服装检测模型在训练阶段需计算预测结果和标注值间的损失, 并进行反向传播优化模型参数。改进 Mask RCNN 模型人员静态服装热阻在线估计的四组结果如图 8 所示, 其中图片主要来自实验室场景, 虚线框和其中的色块是检测和分割的结果, 虚线框上的



图 8 服装检测和静态热阻预测结果

表 4 服装识别准确度

%

服装	短袖	外套	无袖背心	长袖	裙子	长裤	短裤
Mask RCNN	93.3	98.1	91.33	96.60	94.65	85.6	97.73
改进 Mask RCNN	95.2	98.01	93.63	97.77	95.51	87.3	97.55

类别名称是分类的结果。每类服装的识别精度结果如表 4 所示。由表 4 可知,改进 Mask RCNN 网络模型能提高服装分类识别精度,证明了特征提取阶段的 AFCN 模块中融入空洞卷积操作的有效性。

算法的实时性进行对比如表 5 所示,改进 Mask RCNN 网络和原始方法在单帧图像检测时间一样。虽然改进 Mask RCNN 服装检测模型的精度较高,但实时性方面没有提升。

表 5 算法实时性对比

方法	时间/s
Mask RCNN 网络	83
改进 Mask RCNN 网络	83

4.2 动态服装热阻估计结果

为了估计动态服装热阻,在实际环境进行了实验,四名人员穿着分别与图 8 相对应,测量人员周围的空气流速和人员移动速度,估算并得到的动态热阻值如表 6 所示。

表 6 动态热阻和静态热阻结果对比

服装穿着	短裤 短袖	短袖 裙子	长袖 长裤	外套 长裤
静态热阻 I_a (传统方法)	0.36	0.448	0.61	0.96
动态热阻	0.325	0.405	0.452	0.67
偏差 ΔI	0.035	0.043	0.158	0.29

由表 6 分析可知,随着人员着衣量的增多,动态热阻和静态热阻之间的偏差值 ΔI 逐渐增大,说明在动态环境中,需要考虑风速、人员行进速度对服装热阻估计的影响,尤其在正常工作服 ($0.6 \text{ clo} < I_a < 1.4 \text{ clo}$) 的热阻估计中,需要特别考虑这些因素。

5 结束语

采用 CCD 相机替代问卷调查,结合风速测量仪和 Fitbit 等设备,应用 EAIDK310 开发板进行模型硬件部署,实现了 CCD 动态服装热阻系统设计。运用图像检测技术识别人员穿着信息,应用查表映射计算得到服装热阻的初步估计,然后,利用测量仪器测得风速、行走速度对服装热阻修正,得到动态服装热

阻估计结果。

在服装热阻估计过程中,改进 Mask RCNN 网络识别精度虽高,但是实时性较差,而且在硬件部署方面,由于长时间运行,芯片温度比较高。因此,后期工作要提高网络实时性,使模型更轻量化,方便硬件部署,避免系统过热。

参考文献:

- [1] FORGIARINI R R, et al. A review of human thermal comfort in the built environment [J]. Energy & Buildings, 2015, 105: 178-205.
- [2] CALEB R, BISTRA D, JEFFREY H. Machine learning approaches for estimating commercial building energy consumption [J]. Applied Energy, 2017, 208 (12): 889-904.
- [3] 杨昌智, 叶国栋. 空调系统的作用点及其舒适性节能性探讨 [J]. 暖通空调, 2002, 32 (3): 29-31.
- [4] JACK N, GEUN Y Y, MAT S. The use of artificial intelligence (AI) methods in the prediction of thermal comfort in buildings: energy implications of AI-based thermal comfort controls [J]. Energy and Buildings, 2020, 211 (1): 1-15.
- [5] 肖平, 张昭华, 周莹. 手臂活动角度对服装局部热阻的影响 [J]. 纺织学报, 2020 (2): 109-114.
- [6] LIU Y, DAI X Q. Measurement and calculation of thermal resistance and moisture resistance of clothing [J]. China Personal Protective Equipment, 2014, (1): 32-36.
- [7] 李青. 服装面积因子及其热阻测评研究 [D]. 上海: 东华大学, 2011.
- [8] 张文欢, 钱晓明, 师云龙, 等. 服装局部热阻与总热阻的动静态关系及其模型 [J]. 纺织学报, 2018, 39 (7): 111-115.
- [9] VIRGÍLIO A, OLIVEIRA M, GASPARI A R, et al. Measurements of clothing insulation with a thermal manikin operating under the thermal comfort regulation mode: comparative analysis of the calculation methods [J]. European Journal of Applied Physiology, 2008, 104 (4): 679-688.

(下转第 46 页)