

文章编号:1671-251X(2024)S2-0237-03

基于卷积神经网络的井下行人重识别算法

王侠¹, 孟广瑞²

(1. 安徽新闻出版职业技术学院, 安徽 合肥 230001;

2. 国能神东煤炭集团有限责任公司 机电管理部, 陕西 神木 719300)

摘要:针对矿井无监督行人重识别任务,提出一种基于软标签学习的无监督行人重识别算法。该算法利用软标签显示图像的相似程度,通过求解概率分布关联图片,软标签识别后判断出需要度量图片间的相似程度时,可充分利用井下行人的编号及摄像头的编号。并提出跨摄像头激励机制,用于对不同摄像视角下行人图像标签优化,将全局外观和局部细节作为辅助模型训练的激励信息。实验结果表明,基于软标签学习的无监督行人重识别算法的准确率和全类平均精度(mAP)分别提高了 24.3% 和 16.6%,辅以摄像头激励后改善了原有不同相机识别图像的困难。

关键词:井下行人重识别;卷积神经网络;软标签;跨摄像头激励机制

中图分类号:TD67 文献标志码:B

Underground pedestrian recognition algorithm based on convolutional neural network

WANG Xia¹, MENG Guangrui²

(1. Anhui Vocational College of Press and Publishing, Hefei 230001, China; 2. Electromechanical Management Department, CHN Energy Shendong Coal Group Co., Ltd., Shenmu 719300, China)

0 引言

矿井安全保障是煤炭高质量发展的重要部分,井下行人的实时安全监控成为主要抓手,监控设备质量提升与电子眼技术的发展使得井下监控更为全面,但由于监控设备过多,且井下作业时产生的各种烟雾、噪音等外部因素使实际的监控效果差。计算机视觉技术可以解决监控盲区^[1-2],行人重识别技术结合视频序列或计算机视觉技术判断行人特征,可看成是在给定一个视频行人监控图像条件下检测跨摄像头设备下的同一个行人图像^[3]。行人重识别技术需要预先输入一个搜寻目标,在不同时段以及没有重叠的摄像头中选定具体行人。在现有技术条件下,受限于拍摄角度、行人录像角度以及硬件配置不同等客观条件,不同摄像头提取到的同一人的图像特征区别很大^[4]。涂园园^[5]结合局部特征融合的方法进行行人重识别,通过多尺度卷积神经网络将行人的局部和全局的面部特征图像进行提取,把不同尺度和类型的局部特征借助自适应权重融合模块实现加权融合,增强行人重识别的准确性。周刊

等^[6]将 KISSME 算法与神经网络融合,联合提取行人图像,并对识别特征进行优化。Zhao 等^[7]将变换网络做成注意力模型寻找特定人脸图像,依赖的媒介是位姿估计,其缺点在于缺乏像素级信息。

1 卷积神经网络

卷积神经网络是一项结构深度复杂且能进行卷积计算的前馈神经网络,包含池化、共享权值、局部连接等,它是由全连接层、池化层、卷积层等交互堆叠形成,卷积层中的卷积核是进行特征提取的关键部分。特征映射在不同的卷积层中表示的是经过卷积计算后的图像结果,每一映射表征不同图像特征,可以在卷积层中增加多项映射特征以提高卷积神经网络的表达能力。池化层作为一项非特定线性函数映射,可用来当作卷积层输出的特征图。压缩特征图实现对计算量的精简和优化,一般包含平均池化与最大池化 2 种模式,平均池化是在选定区域内确定特征的平均值,最大池化则是选定最大特征值。全连接层置于卷积神经网络的终端,提取综合信息,映射为向量,一般作为分类器把高级语义特征的数

收稿日期:2024-12-01;责任编辑:王晖。

基金项目:安徽省高校自然科学研究重点项目(2022AH053007)。

作者简介:王侠(1982—),女,安徽淮南人,讲师,研究方向为人工智能、图像识别及算法,E-mail:carolxxx@126.com。

据映射在真实类别标签上,表征最后的结果。

图 1 为卷积计算流程,以二维卷积层为例,通过对 2×2 大小的卷积核和 3×3 的输入图像进行卷积分析,滑动步长为 1。把图像中对应位置像素点与卷积核相乘然后进行累积加权,输出数据则为卷积计算结果。

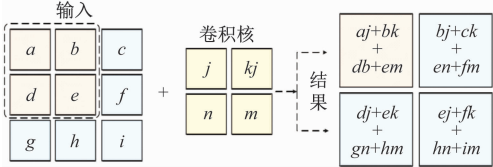


图 1 卷积计算流程

本文基于深度学习的识别算法引入了注意力的机制,标识出关键位置的特征值。注意力机制可以分为空间域注意力(匹配不同位置)、通道域注意力、混合域注意力等,最为典型的是卷积块注意力模块(Convolutional Block Attention Module, CBAM),其将空间域和通道域 2 种域上的注意力作用进行结合,获得 2 个维度的注意力,从而更能促使精准寻求目标对象。CBAM 结构如图 2 所示。

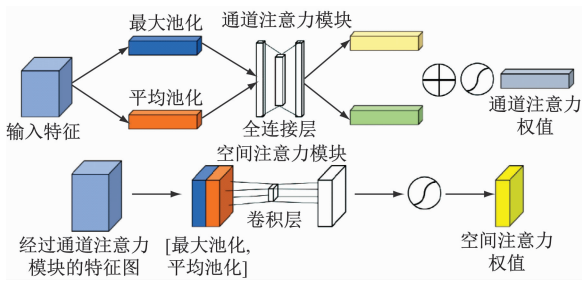


图 2 CBAM 结构

2 基于软标签的无监督行人重识别

以无监督自适应方法为基础、以井下行人作为识别对象,在井下行人没有身份标签的前提下,提出用于缓解伪标签噪声对模型训练不良影响而设计的基于软标签的无监督行人重识别算法,用于深度挖掘无标签图片中不同特征向量之间的关系,利用软约束的方式拉近相似图片的距离。软标签用于显示图像的相似程度,通过求解概率分布关联图片。利用软标签可以在监督程度较弱的前提下增加更多优化空间,软标签识别后判断出需要度量图片间的相似程度时,可充分利用井下行人的编号及摄像头的编号。并提出跨摄像头激励机制,用于对不同摄像视角下行人图像标签优化,将全局外观和局部细节作为辅助模型训练的激励信息。

在工作初期给定行人图像训练集,结合不同挖掘到的图像之间的关系确定特征映像函数。在测试阶段,利用映射函数把图像数据映射到特征空间,识别的函数结果是将全部测试图像呈现至列表,列表

根据不同测试图像在空间中进行欧氏距离排序,距离越小次序越靠前。

按照无监督的设定把不同图像进行不同分类,初始化后挖掘不同井下行人的图像关系。基于软标签的无监督行人重识别算法流程如图 3 所示,分成 2 个阶段:第 1 阶段是通过硬标签对模型初始化,将不同图片视作独立类别,全部图片映射到空间中;第 2 阶段是在空间中借助辅助工具将相似照片进行分类,将拟选取的照片硬标签进行软化,通过软标签进行微调,得到高性能的模型。

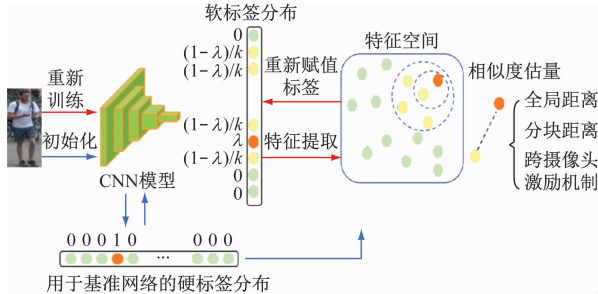


图 3 基于软标签的无监督行人重识别算法流程

在预先设定的无监督行人重识别中,训练集记为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$,其中 x 为行人的无标签图像, N 为图像数量,目标是得到映射特征函数,由于每张图片没有真实的属于各自性质的标签,所以设定索引 $\{y = i | 1 \leq i \leq N\}$,通过该方式为不同的图片进行分类定量。设定非参数分类器的网络模型,将特征向量存储于特定表中,针对不同的图像输入量 x ,将其归一化为向量 v ,然后某一特定图片属于第 i 类的概率可定义为

$$p(y_i|x,V) = \frac{\exp\left(\frac{V_i^T v}{\tau}\right)}{\sum_{j=1}^N \exp\left(\frac{V_j^T v}{\tau}\right)} \tag{1}$$

式中: $V \in \mathbb{R}$,为用于存储特征向量的表, V_i 为某一特征; τ 为用于控制温度的参数。

就实际而言,很多图像表征的是巷道内的同一人,而同一人的不同图像特征会影响网络模型的计算结果。选择差异最小的几张图像,对于图像 a 和 b ,将图片数据的差异定义为两者的距离,通过欧氏距离来表征:

$$d(x_a, x_b) = |f(x_a) - f(x_b)| \tag{2}$$

通过上述提出的优化目标,可以精准判断图像特征与实际标签之间的距离,也能进一步优化最大距离和实际误差的距离,结合软标签的分类网络,逐渐得到最接近真实图像的特性数据。

3 实验分析

采用 ResNet-50 作为骨干网络,通过 ImageNet (下转第 245 页)

$$G(F_{ijz}) = \begin{cases} 1 & F_{ijz} \leq F_{ijz\min} \\ \frac{-(F_{ijz} - F_{ijz\max})}{F_{ijz\max} - F_{ijz\min}} & F_{ijz\min} < F_{ijz} < F_{ijz\max} \\ 0 & F_{ijz} \geq F_{ijz\max} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $F_{ijz\max}$ 和 $F_{ijz\min}$ 为三级指标中的最大值和最小值; F_{ijz} 为三级指标,其值越大表明对生态环境破坏程度越小。

二级指标 F_{ij} 的量化取值根据对应的三级指标重要程度和对煤矿绿色度影响程度决定,由此可得第 i 个一级指标的第 j 个二级指标 F_{ij} 的量化值:

$$F_{ij} = \sum_{i=1, j=1, z=1}^{i=i_{\max}, j=j_{\max}, z=z_{\max}} [p_{ijz} G(F_{ijz})] \quad (2)$$

式中 p_{ijz} 为三级指标 F_{ijz} 的权重系数,利用层次分析法确定。

第 i 个一级指标 F_i 的量化值为

$$F_i = \sum_{i=1, j=1}^{i=i_{\max}, j=j_{\max}} F_{ij} p_{ij} \quad (3)$$

式中 P_{ij} 为二级指标 F_{ij} 的权重系数,利用层次分析法确定。

绿色指数的量化值为

$$G = \sum_{i=1}^4 F_i p_i \quad (4)$$

式中 p_i 为一级指标 F_i 的权重系数,利用层次分析法确定。

(上接第 238 页)

预训练模型,移除最后的分类层,网络的训练轮数设为 25。实验结果见表 1,可看出网络模型在经过软标签学习后,其准确率和 mAP (mean Average Precision,全类平均精度)分别提高了 24.3% 和 16.6%,性能得到了优化。在 DukeMTMC-reID 上,mAP 与 Rank-1 的准确率分别提高了 9.5% 和 15.1%,验证了辅以摄像头激励后带来的识别准确性的提升,改善了原有不同相机识别图像的困难。

表 1 不同算法对识别效果的影响							%
基准	软标签学习	摄像头激励	Market1501		DukeMTMC-reID		
			Rank-1	mAP	Rank-1	mAP	
✓	×	×	34.4	13.2	16.5	7.9	
✓	✓	×	58.7	29.8	31.6	17.4	
✓	✓	✓	68.4	35.1	49.1	26.4	
✓	✓	✓	71.6	37.5	52.4	28.6	

4 结语

针对井下行人特征识别,提出用于缓解伪标签噪声对模型训练不良影响而设计的基于软标签的无监督行人重识别算法,深度挖掘无标签图片中不同特征向量之间的关系,为算法提供了更多优化空间。

4 结语

以煤矿绿色开采与可持续发展为出发点,讨论了常用煤矿绿色开采技术的实现方式和特性,研究了可持续发展下煤矿工程管理实践方式,重点研究了煤矿绿色开采综合评价体系,通过引入绿色指数量化煤矿绿色开采效果,建立了煤矿绿色开采量化评价模型,可全方位、多层次量化不同因素对绿色开采过程的影响程度。

参考文献:

[1] 宋子岭,范军富,王来贵,等.露天煤矿开采现状及生态环境影响分析[J].露天采矿技术,2016,31(9):1-4,9.

[2] 王杰.绿色矿山建设项目综合评价研究[D].包头:内蒙古科技大学,2023.

[3] 张瑞庆.采矿工程中绿色开采技术的应用[J].能源与节能,2023(9):120-122.

[4] 宋子岭,赵东洋,张宇航,等.露天煤矿绿色开采生态环境评价体系模糊评判研究[J].煤炭科学技术,2019,47(10):58-66.

[5] 缪海宾.大型露天煤矿绿色开采理论与评价方法[J].煤矿安全,2017,48(9):230-233.

[6] 曹仁举.煤矿绿色开采技术及其应用[J].能源与节能,2024(4):288-290,294.

[7] 范伟杰.煤矿企业绿色管理与绿色开采刍议[J].煤,2018,27(8):93-94.

实验结果表明,辅以跨摄像头激励机制,更容易将欧氏距离进行求解,更易匹配到同一行人的跨摄像头拍摄的图像。

参考文献:

[1] 林榕辉.基于行人重识别的目标关联方法研究[D].北京:中国人民公安大学,2024.

[2] 杨东贺.基于分组卷积的无监督注意机制行人重识别方法研究[D].包头:内蒙古科技大学,2023.

[3] 王雯.面向行人重识别的多维信息联合建模与表征[D].北京:北京交通大学,2023.

[4] 周彩云.基于卷积神经网络的行人重识别技术研究[D].青岛:中国石油大学(华东),2021.

[5] 涂园园,贺松,姚绍华.基于局部特征融合的行人重识别方法[J].智能计算机与应用,2021,11(12):122-125,132.

[6] 周刊,胡士强,吴桐.基于深度度量学习的行人重识别方法[J].传感器与微系统,2020,39(5):61-64.

[7] ZHAO Liming, LI Xi, WANG Jingdong, et al. Deeply-learned part-aligned representations for person re-identification [C]. Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Computer Vision, Piscataway, 2017:3219-3228.