一个良好的多摄像头目标跟踪算法是任何研究人员所追求的目标。大部分多摄像头目标跟踪的思想采用两步走的框架，分为单摄像头下的跟踪和摄像头间的关联[1]。在2014年ECCV视频监控和行人重识别的多摄像头跟踪任务中，大多数参赛队伍都采用了两步骤的方法。冠军队伍USC-Vision团队使用了当前最优的单摄像头目标跟踪算法[2]和目前效果最好的关联算法[3]。除了两步法之外，还有一些多摄像头目标跟踪的方法专注于将单摄像头目标跟踪和摄像头间的目标关联过程整合到一个全局图中。他们中有些研究者采用检测-跟踪(tracking-by-detection)的方法形成关联图[4-7]。如图1C所示。另一些研究者采用了与前者不同的方法是将tracklets作为输入而不是对象的检测，如图1B所示，并且根据tracklets所属的相机，不同地处理全局轨迹协会中的不同轨迹的相似性。

由于一些因素（摄像头的物理性质，视觉角度和光线条件）和在不同的摄像头间缺少可靠的时空信息，造成了ICT比SCT更具有挑战性。因此，如何学习获得更具鉴别行的特征和具有不变性的特征表示以及一个合适的相似性度量成了ICT的最要关键问题。

大多数ICT工作都是从摄像头校准[8-9]和特征线索[3][10-11]的角度上解决问题。对于多摄像头的校准，作为一个固定的信息，这方面的方法总是投射多个场景进入3D坐标系，并实现匹配使用投影位置信息。值得注意的是，行人重识别（Re-ID）作为ICT的重要组成部分。当摄像头网络的拓扑结构不可用时或场景不重叠，时空信息是无效的。这种情况下，外观线索是唯一可用的匹配信息。独立的研究行人重识别可以帮助我们更好的理解当单独使用外观特征作为线索时候的行人匹配算法的能力。大部分的行人重识别算法主要关注于某些特定的目标特征，比如，颜色[12-13]，形状[14-15]，纹理[16]。

ICT方法有一个共同的假设，即SCT结果是完整切正确的，目标在单摄像头下的行人轨迹可以准确且完整的获取到。但到目前为止，这个假设仍然还很难实现。

The data association is modeled as a global maximum a posteriori(MAP) problem which is inspired by the same MAP formulation from Zhang et al.[21].The difference is that the input in the proposed solution is tracklets rather than object detections.And the association aims to solve the wrong matching and the tracklet missing problems in ICT, while Zhang et al.[] apply it on SCT.

跨摄像头下面向跟踪的行人身份对齐

目录

[第一章 绪论 1](#_Toc524001177)

[1.1研究背景及意义 1](#_Toc524001178)

[1.2国内外研究现状 2](#_Toc524001179)

[1.3技术难点及本文主要工作 4](#_Toc524001180)

[1.4本文的结构安排 5](#_Toc524001181)

[第二章 跨摄像头行人身份对齐的关键技术 6](#_Toc524001182)

[2.1跨摄像头的行人身份对齐概述 6](#_Toc524001183)

[2.2行人检测 6](#_Toc524001184)

[2.3行人跟踪 7](#_Toc524001185)

[2.4行人关联 8](#_Toc524001186)

[2.4.1特征提取 8](#_Toc524001187)

[2.4.2相似性度量 9](#_Toc524001188)

[2.4.3关联模型 9](#_Toc524001189)

[2.5本章小结 10](#_Toc524001190)

[第三章 跨摄像头的行人身份即时对齐 11](#_Toc524001191)

[3.1引言 11](#_Toc524001192)

[3.2基于最小费用流模型的行人即时对齐 12](#_Toc524001193)

[3.3零样本行人即时对齐与鉴别行特征学习 14](#_Toc524001194)

[3.2 鉴别性特征学习模型 15](#_Toc524001195)

[3.4实验结果与分析 16](#_Toc524001196)

[3.5本章小结 18](#_Toc524001197)

[第四章 跨摄像头的光照迁移 20](#_Toc524001198)

[4.1引言 20](#_Toc524001199)

[4.2光照迁移模型 21](#_Toc524001200)

[4.2.1匹配聚类域的划分 21](#_Toc524001201)

[4.2.2匹配聚类域的选择 23](#_Toc524001202)

[4.2.3基于FCM的光照迁移模型 24](#_Toc524001203)

[4.3面向关联的光照迁移模型 24](#_Toc524001204)

[第六章 跨摄像头的行人细粒度关联 25](#_Toc524001205)

[5.1引言 25](#_Toc524001206)

[5.2基于注意力机制的行人鉴别模型 25](#_Toc524001207)

[5.3行人细粒度的即时关联模型 25](#_Toc524001208)

[5.4面向跟踪的行人即时对齐模型 25](#_Toc524001209)

[5.5本章小结 25](#_Toc524001210)

[结论 27](#_Toc524001211)

[参考文献 28](#_Toc524001212)

# 第一章 绪论

## 1.1研究背景及意义

随着国民生活水平的提高和科技的发展，人们对周围生活环境的安全保障问题越来越重视。而由中央政法委牵头，由公安部联合工信部等多个部委共同发起建设的“天网工程”，是世界上最大的视频监控网，监控摄像头超过2000万个。但随着视频监控应用的日益丰富，视频监控系统变得越来越庞大，采集的数据也呈现指数级增加，如果通过人工观看视频再进行处理的方式不仅耗时耗力，并且很难满足对多目标、大范围的长时间持续监控跟踪任务。因此，依靠计算机强大的图像处理能力与相关的计算机图像处理、计算机视觉等技术来实现对数据集的自动化处理是发展的方向，而智能化的处理技术是视频监控应用发展的必然趋势。

一个智能化的视频监控系统应具备，对获取到的监控视频使用相应的算法针对感兴趣的目标进行在线的分析和处理，剔除大量的无用信息，只保留当前关心的信息，同时对视频中的特别行为应该能够给用户适当的反馈信息。具体的应用包括：行人异常行为检测和识别；公共场所人流量统计；针对犯罪分子的识别和跟踪等，采用智能化的监控系统在提高了人们安全保障的同时也大大的减少了人力物力的消耗。因此使用智能化的技术构建一个稳定有效的智能视频监控系统具有十分重要的实际应用价值和现实需求。

随着针对行人目标的视频监控应用日益丰富，目标跟踪、检索等相关视频智能处理技术发展迅速。摄像头的布置范围也越来越大，监控系统也随之变的庞大，此时监控网络呈现出了以多摄像头监控为主，并且从成本角度考虑其中非重叠区域的多摄像头监控成为了主流方向。但非重叠视野区域情形下的行人跟踪也称之为跨摄像头下的行人跟踪仍面临着诸多挑战，其中的一大挑战在于盲区的存在使得目标的时空信息变得不再可靠。当目标行人离开前一摄像头视域后，进入下一摄像头视域前，跟踪断续，而该时间区间内目标时空信息的缺失又增加了将目标行人从上一个摄像头正确移交给下一个摄像头的难度。并且不同摄像头间的光照强度不同，跨越两个摄像头的同一个目标行人姿态变化严重等问题都有待解决。而绝大多数智能化的监控系统的目标都需要，能够发现不同视域视频间目标行人的关联性，并且实现不同摄像头间同一个行人目标的再识别或正确关联。因此，研究非重叠区域的多摄像头中目标行人身份对齐技术问题是智能化的监控视频系统技术中十分重要的部分。

在满足视频监控系统基本功能需求的同时，一个智能化的跨摄像头下面向跟踪的行人身份对齐应该满足以下功能：

1）、目标行人检测：目标行人在摄像头下出现的具体位置；

2）、目标行人跟踪：目标行人在摄像头下的运行轨迹；

3）、目标行人关联：不同摄像头下哪些不同时刻出现的目标属于同一个，即摄像头间的行人再识别。

本文通过对监控视频中目标行人关联相关技术进行深入研究，经过行人检测、行人跟踪和行人关联三个步骤，实现了一种跨摄像头下面向跟踪的行人身份对齐，对多个感兴趣的目标行人完成长时间持续的跟踪，完成智能化的监控任务。

## 1.2国内外研究现状

由于智能监控系统广阔的发展前景和其对人民安全保障、国防建设方面的极其重要的作用，能监控系统中包含的目标检测技术、目标跟踪技术、目标行为分析技术及目标匹配技术都吸引了大批企业商家的目光和众多的国内外科学工作者的深入研究。其中美国和英国的研究机构开展了大量的相关研究项目，获得了十分突出的研究成果，下介绍其中最为著名的几个只能监控系统研究成果。 上世纪九十年代，美国国防部研究部署（DARPA）设立并资助以卡内基梅隆大学为首的美国国内十几所搞笑及科研机构联合研制的智能场景监视及监控系统VSAM（Video Surveillance and Monitoring）。此系统利用了数字图像处理、网络通信、多传感器融合和视频理解技术，标是实现监控视频的自动理解分析，少人力监控的昂贵成本，及应用于高危场所等不适合人工监视的场所。 由英国雷丁大学研究人员开阵的 VIEW 项目，项目对车辆和行人的跟踪以及车辆行人交互行为做了长时间的细致研究。该项目的研究成果不仅完成了车辆和行人的跟踪任务，于简单的行人车辆交互行为也能做出有效的判别，以此识别出偷车贼，者对一些反常的行为来预警嫌疑人员。 由玛丽兰德大学研究人员开发的𝑊4 系统，系统主要采用的是单目红外视频数据，仅能比较准确的检测和分割出人体，能建立人体外观模型，结合此模型实现多人的目标跟踪以及解决目标被部分遮挡情况下的跟踪，到了比较好的结果。 相对于国外而言，内技术起步的相对较晚，究也大多停留在理论研究阶段，但发展势头十分迅猛，关项目也得到了国家的高度重视。目前，华中科技大学、上海交通大学、清华大学、浙江大学、中山大学等高校以及像中国科学院自动化所等研究机构都在该方面投入了大量的人力物力。国家的 863 重大项目计划、国家自然科学基金、公安部“3111”试点工程等国家项目投入也为智能视频监控系统的发展提供了有力的支持。

目前，非重叠摄像头跟踪方法主要分为两种：基于全局检测的目标关联方法和基于机器学习的目标关联方法。

1）、基于全局检测的目标关联模型

由于计算机处理能力的不断增强和摄像头设备分辨率的提高，基于全局检测的目标关联模型在近几年来不仅成为了单摄像头目标跟踪的热门研究方向[23]，而且在跨摄像头领域也有不少研究者提出了基于全局检测的目标关联模型[24]。

HUANG等[24]提出了一个基于TLD算法的跨摄像头跟踪系统。该方法在目标离开某个摄像头视野区域后，检测算法会全局扫描一定范围内摄像头的视频帧，然后通过模板匹配的方法定位目标。在单摄像头目标跟踪时，作者替换了TLD中基于特征点检测的光流跟踪方法使用MeanShift[]和粒子滤波跟踪算法代替。但由于目标检测模块只采用简单的全局搜索方法，方法需要很强的计算能力，算法效率较差。

2）、基于机器学习的目标关联模型

行人从一个摄像头到另一个摄像头的过程中不穿过其他摄像头时，这两个摄像头称为直接连接(directly-connected)。直接连接的摄像头之间的路径包含一个进入区域和一个退出区域。训练数据是两组由进入区域观测示例集(X)和退出区域观测集(Y)组成，每个进入/退出区域观测实例包含目标行人的特征信息(颜色、纹理特征以及进入/退出该视野区域(FOV)的时间)。如果摄像头数量少且已知摄像头拓扑图的情况，人工标定直接连接的摄像头对以及与其关联的进入区域/退出区域比较容易的。此时直接采用监督学习方法就能够获得摄像头关联模型。然而，人工标定训练数据不仅是一件耗时耗力的事，而且随着摄像头网络规模的增长变得越来越不可行。同时，每增加一个摄像头都需要重新标定训练数据，扩展性比较差。这种方式在商场、办公楼等摄像头数目稳定的内部场景比较适用。

Chun-Te[]提出了一种非监督学习框架构建摄像头关联模型来进行跨摄像头行人跟踪。文中将两个观测实例集X和Y之间的关联性表示为关联举证P，其中N1和N2分别是数据集X和Y中的样本个数。与监督学习法中P为人工标定的二值矩阵不同，这里求解关联矩阵P是一个优化问题。通过算法对P的求解获得对应的最优关联解。

Javaed等人[]提出了一种利用摄像头间的时空线索和目标外观线索的贝叶斯框架实现跨摄像头目标跟踪。摄像头间的时空模型由Parzen窗口训练数据中得到，而目标经过相邻摄像头时外观的变化由颜色模型之间的距离度量。相邻摄像头的两个观测实例是一个目标的概率就由时空信息和目标外观决定，称之为一致性概率(Correcpondence Probability)，个弄这个你过程就是对他进行最大后验概率估计。该方法不需要校准摄像头，也不需要设想投网络的拓扑结构，因此具有较好的扩展能力。其不足之处是一致性概率的求解本身就比较复杂，而且训练数据需要手工标记运动轨迹等信息。

Chen等人[]在Javaed等人工作的基础上，提出了另一种非监督方法构建摄像头间转移模型，该模型同样由摄像头间的时空线索和目标外观线索两个部分组成。不同之处在于作者将时空模型描述为一个摄像头连接(Link)中进入观测实例和退出观测实例的相互相关函数。互相关函数虽然比较容易实现，但它存在峰值不明显以及没有考虑连接的转移时间分布的问题。基于上述互相关函数，作者提出了通过减小正相关实例的转移时间方差，以消减大量负相关实例带来的影响，从而突出互相关函数的峰值。通过不断迭代，该方法能够估计任意有效连接的转移时间分布，而且避免了求解非重叠摄像头中目标一致性问题。目标外观线索是对目标外观特征的描述。文中作者采用基于颜色的特征，提出了利用颜色特征转移算法（CCT）[]来建立摄像头间外观转换模型。该算法克服了摄像头间光照变化对目标外观颜色的不利影响，缺点是不同的颜色转移方向（例如从摄像头x到y与从y到x）会极大的影响CCT的性能。

虽然，大量的研究者对跨摄像头中的关联模型进行了大量的研究。但对于跨摄像头中存在的摄像头间由于各个摄像头安防位置不同和物理设备差异等造成的光照差异大、同一目标出现在不同摄像头下是姿态变化严重等难题至今依然没有很好的解决办法。由此也造成了对在线监控视频数据难以完成即时的行人身份对齐任务。而对于一个能够即时的完成行人身份对齐任务的智能化的监控系统确有着重要的实际和应用价值。

## 1.3技术难点及本文主要工作

当前的监控系统中工作环境决定了视频监控系统中的视频数据有如下基本特点： 1）、静态背景：摄像机固定，背景短时间内不变；2）、摄像机间差异：多摄像机视域中各摄像机之间多种因素变化的不确定性（如光照，察角度，像机参数，等)；3）、目标特性：目标出现的时机与位置都存在不确定性，且有可能会有姿态的变化以及遮挡情况。这些数据特点也决定了在监控视频中行人目标检测与匹配存在以下难点： （1）光照变化

光照变化是视频监控中十分常见的情况，于行人目标的检测和匹配也是最难解决的问题之一。在目标检测过程中，剧烈光照变化产生的背景变化以及阴影变化都会对基于运动信息的行人目标检测造成影响，背景点被误检测，测出目标的影子无法消除等；在目标匹配过程中，光照的变化会使基于灰度和颜色信息的特征描述准确度大大降低。

（2）目标形变

由于行人在监控视频中的行为难以预测，如转身、弯腰等情况，使得基于轮廓特征的行人目标检测跟踪算法的效果下降。而且在匹配问题上，同摄像机角度的不同也会对不同视域中同一目标的匹配过程带来困难。

（3）目标遮挡

由于目标出现位置的随机性，标发生遮挡也是不可预见的，标被遮挡的时间、被遮挡的部分都是无法预知的，往往会使目标的检测和跟踪过程中断。

本文针对跨摄像头下普遍存在的难点问题，深入研究了针对目标行人的监控视频的数据集特点提出了相应的解决方案，主要有以下方法：（1）基于深度卷积孪生网络提出和设计了一个鉴别性特征学习模型，事项跨摄像头下行人即时对齐方法；（2）提出了跨摄像头行人即时对齐模型，根据行人外观、时序和空间三个方面的关联适配度，实时建立最小费用流图并求解；（3）针对光照变化问题，提出和设计了基于模糊聚类的颜色亮度迁移模型，对不同摄像头下的亮度进行自适应迁移；（4）针对行人姿态变化问题，引入注意力机制模型进一步改进鉴别行特征学习模型，使得改进后的模型具有更强的目标鉴别能力。

## 1.4本文的结构安排

本文内容安排如下：

1. 绪论。
2. 基本理论。
3. 即时对齐模型。
4. 光照迁移模型。
5. 注意力机制模型。

结论部分对本文的主要工作进行了总结并对未来工作做出了展望。

# 第二章 跨摄像头行人身份对齐的关键技术

## 2.1跨摄像头的行人身份对齐概述

跨摄像头下的行人身份对齐算法研究可以将任务分为两个步骤：单摄像头下的行人跟踪和跨摄像头的行人关联。当单摄像头的跟踪结果已知的情况时，此时的任务重点是把不同摄像头间的同一个目标行人运行轨迹正确的关联即得到了跨摄像头行人身份对齐的最终结果。同时根据视频中的时空信息还原画出目标行人经过多个摄像头的完整运行轨迹。而单摄像头下的行人跟踪任务一般由目标检测和目标跟踪两部分组成。

## 2.2行人检测

行人检测通常可以定义[25]为：对给出的一张图像中，目标检测的任务是不仅要在给定的图像上识别出存在的物体，给出物体的所属类别，还需要将该物体的位置通过bounding box给出。如何从图像中解析出可供计算机理解的信息，是机器视觉的中心问题。目标检测是计算机视觉领域的传统任务。在计算机视觉任务中，目标检测属于一个非常重要与基础的地位。

目标检测任务主要可以分为3类：

（1）、传统的目标检测算法：一般分为三个阶段：首先使用一些算法，如Selective Search算法[]，在给定的图像上进行区域选择，将那些潜在可能的目标的区域选择出来。然后对这些选择得到的区域进行特征提取。但由于目标的形态、颜色、关照情况、背景的多样性，设计出相关鲁棒的特征是比较困难的。

Cascade+Harr/SVM+HOG/DPM以及上述方法的改进版本。

（2）、基于深度学习的方法

传统的目标检测存在一些问题，如区域检测的时间复杂度高，且很难针对性的进行目标的搜索。另一方面，手工设计的特征对于物体的多样性变化、复杂物体等鲁棒性并不强，且随着检测任务的推广，设计特征变得越来越复杂。

近年来，随着计算机的计算性能得到了大幅度的提升，依靠深度学习而发展而来的检测算法也如雨后春笋般的涌现出来。并且占据了各大公开的检测竞赛的榜单。总的来说，基于深度学习的目标检测算法可以分为两大类，一类是将目标检测问题转化为分类问题来解决，其主要思路是先通过启发式方法(selective search)或者CNN网络(RPN)产生一系列稀疏的候选框，然后对这些候选框进行分类与回归，该方法的主要优势是算法准确率高，缺点是算法运行效率不高；另一类是将目标检测问题直接当作回归任务处理，其主要思路是均匀的在图片的不同位置进行密集抽样，抽样时可以采用不同尺度和长宽比，然后利用CNN提取特征后直接进行分类与回归，整个过程只需要一步，该方法的主要优势是算法运行效率高，缺点是正样本和负样本及其不均衡，导致算法训练困难和模型准确率不高。

## 2.3行人跟踪

行人跟踪任务是在给定输入视频或者连续图像序列的情况下，对目标行人进行定位，并根据时序关系保持目标的身份标识不变和产生他们各自的运行轨迹。行人跟踪作为计算机视觉中的中级任务，行人跟踪作为高级任务的基础方法，如姿态估计[26]、动作识别[27]和行为分析[28]等。对于跟踪来说分为单目标跟踪和多目标跟踪。多目标跟踪是视频分析及监控领域中的基本问题之一，在视频分析、场景剖析、行为事件理解、交通管理及安全防控等应用中都是必须解决的关键问题。与单目标跟踪[][][]仅针对指定的单个目标框进行跟踪不同,多目标跟踪[9][][][]致力于对视频中的所有感兴趣目标进行自动提取，并通过时域关联，得到其运动轨迹信息。因此,多目标跟踪更适合处理包含大量目标的复杂场景。本文将目标行人跟踪作为跨摄像头下行人对齐的研究对象。

多目标跟踪根据对跟踪数据的不同处理方式，分为两种不同类型的的跟踪算法.根据当在第i帧的时候,是否可以使用第i+1~N帧跟踪数据，分为在线跟踪标和离线跟踪[32]。在线跟踪方法仅依赖于当前帧之前可用的过去信息，而离线跟踪方法无论是当前帧之前或者是未来帧的信息都能够使用。

1. 在线跟踪

在在线跟踪[][][][]方法中，图像序列是以每帧递进迭代方式(step-wise manner)处理，因此在线跟踪也称为顺序跟踪。如图x所示，其中有三个对象(不同的圆圈)a,b和c。绿色箭头表示当前帧之前获得的目标信息，结果向量由对象的位置和身份标识组成。在线跟踪是基于最新观测信息，目标运行轨迹是即时输出的。

1. 离线跟踪

离线跟踪[][][]利用批量的帧对视频进行处理，如图x所示，当前帧可使用的信息包含之前和之后视频帧的观测值，根据所获得的所有信息进行分析估算最后的输出值。

总的来说，在线跟踪比较适用于监控视频数据只能序列化(obtain sequentially)获得的情况。离线跟踪方法的典型用法是在可以使用全局数据的情况。

图 2 离线跟踪(左)和在线跟踪(右)

…

1













a

b

c

a

b

c

a

b

c

N

2

离线







…

…

1













a

b

c

a

b

c

a

b

c

N

2

在线







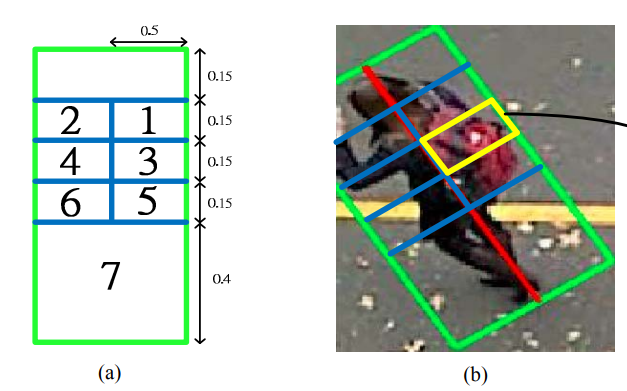
…

## 2.4行人关联

目前, 非重叠视野区域的多摄像头行人跟踪常见的解决机制以单摄像头下的目标检测和跟踪为基础, 分为两步骤[5-6]: 首先, 获得目标在每一个摄像头下的运行轨迹; 其次, 使用关联算法将摄像头间独立的行人运行轨迹进行对齐合并, 获得每个目标完整的运动轨迹.

显然, 跨摄像头下的目标关联是其中的核心. 目前主流方法[7-14]均将目标外观特征作为主要线索, 并联合时空信息, 实现目标关联.

### 2.4.1特征提取

特征提取是行人关联的的前提条件，对于提高行人关联的表现的一个重要手段是，提取更具鉴别行的行人特征。对于行人关联被使用最多的特征主要有颜色、纹理、和形状。当一个目标行人经过不同摄像头的时候，由于摄像头的光照和物理性质差异，导致了行人外观发生了剧烈的改变。因此，仅使用单一的特征来识别和标识对象并不能满足复杂的跨摄像头跟踪的环境。将多种互补的特征进行融合来提高关联模型的判别能力，是目标跨摄像头下行人特征提取的主流方向。如，zhang等[33]将颜色和纹理特征整合为一个描述子作为行人的特征提取器。Zhao等[34]融合颜色直方图和SIFT描述子来进一步提升特征提取器的性能。然而，当对多种特征进行融合的时候，并不是所有的特征的重要性权值是完全均等的，如何对不同的特征设置适当的权重成了特征融合的关键问题。除了形状和外观特征外，表示人体结构的空间信息也有助于提高行人识别关联的性能。为了获得更加有效的人体结构的空间信息，一些研究者将人体按区域划分为了不同的部件，由此来提高关联模型的判别性能。例如，zheng等[35]为了更加有效利用人体结构的空间信息，他们将人体水平的划分为了6个不同部件，并对每个部件分别提取29个特征通道(features channels)。Chun-Te等[36]将人体结构强制划分8个部分且未使用头部特征信息，如图x所示，给剩下的6个部件分别分配不同的权重，在关联的时候仅对相应的相同部件进行匹配关联。

### 2.4.2相似性度量

距离度量学习通常用于通过学习模型测量来自两个不同摄像头的两个对象之间的特征距离。度量学习目标是使模型能够度量出相同的目标行人具有较小距离，不同的行人将具有较大的特征距离。使用较广的相似性度量方法主要有RankSVM[]、Rankboost[]、PRDC(Probabilistic relative distance comparison)[]和RDC(relative distance comparison)[]等。总之，距离度量学习的基本思想可以大致

分为两种学习模式，第一种学习模式，比如RankSVM [37]，就是要制作相同的对象不同的相机有较小的距离和制造不同相机的不同物体有更大的不同距离，即最大化不同类别的判别间隔。另一种学习模式，如RDC [36]，就是简单让同一类别的特征距离小于不同类别，即仅涉及相对距离比较。

### 2.4.3关联模型

Chen等[7]提出了一个改进的相似度度量对单摄像机跟踪和跨摄像头间目标相似性进行处理，并在全局图模型中进行优化求解。文献[8,10,14]考虑了两个不重叠的摄像头下所有可能的情况，通过外观特征和时空线索定义了一个对应矩阵，计算成对目标关联的概率，最后采用匈牙利算法解决目标间关联问题。Chen等[9]将所有单摄像头下目标的运动轨迹关联转化为一个全局的最大后验问题，映射成一个费用流网络，并通过一个最小费用流算法来解决。Cheng等[11]将摄像头间的轨迹关联问题定义为一个多分类问题，将前序摄像机中每个轨迹视为一个类，则后继摄像头中的每一个轨迹都需要被分到其中一个类中。进而定义一个能量函数，它编码了部分感知的外观变化、群体活动、轨迹间的相互排斥信息等，最后使用马尔可夫随机场模型解决该多分类问题。Gao等[12]根据单摄像头下跟踪器的跟踪结果，利用时空相关性，实现跟踪一致性并在多个跟踪结果之间建立成对关联。Zhang等[13]将多个相互作用目标的跟踪作为网络流问题，通过k-最短路径算法得到解决方案。并利用目标之间的时空关系识别群体合并和分离事件。

## 2.5本章小结

# 第三章 跨摄像头的行人身份即时对齐

## 3.1引言

行人即时对齐问题记录每个时刻离开任一摄像头下离开其视野域的目标行人等待关联，同时首次检测到进入任一摄像头视野域的新目标行人时，先与摄像头网络中等待关联的行人匹配，如匹配成功，则找到其前序运动轨迹，该目标行人从前序摄像头移交至当前摄像头并延续跟踪。此时，由于目标行人在当前摄像头下为首次检测到，尚未形成跟踪轨迹，因此，较传统延后关联而言，即时对齐的最大挑战在于基于目标单帧图像完成关联任务。

假设摄像头网络由个视野区域不重叠的摄像头组成，在时刻，摄像头中获取到个目标，记为，其中记为三元组，为获取到的目标信息，由目标外观特征描述子、目标代表性检测框和目标时空信息(目标的进出位置和时间等)组成。跨摄像头下的目标关联即根据两个摄像头下观察到的分离的目标外观相似程度，在满足时空约束关系的前提下，将属于现实中同一目标的两个观察对象进行合并，得到目标跨越多个摄像头的连续完整运动轨迹。

令表示时刻刚离开摄像头的目标集合，表示时刻新进入摄像头的目标集合，表示截止时刻离开摄像头后尚未在其它摄像头中找到匹配的目标集合。

令表示在时刻一次成功的目标关联, 其含义为与。()为现实世界中。时刻离开摄像头且在时刻进入摄像头的同一目标。

假设时刻，若且，则触发行人即时对齐。即，寻找一个最优关联集合，当且仅当 (, )属于现实世界中两次连续出现的同一行人()，且满足[15]：

 (1)

式(1)保证最优关联集合中，任一目标行人至多被关联一次。

## 3.2基于最小费用流模型的行人即时对齐

给定, ，令为的关联适配度，其值越大，则意味着两者为同一目标的可能性越大。由此，时刻下的行人即时对齐问题本质上为求解具有最大关联适配度的优化问题。

该优化问题可转化为最小费用流模型求解。首先，和中每一个目标在网络中对应进出两个节点和。为保证最终求解结果满足约束条件(1)，两节点间存在一条容量为1，费用为0的有向，其次，若,则节点和节点间存在一条容量为1,费用为的有向边。最后，添加一个源点和一个汇点，且源点与每个行人的入节点连接，每个行人的出节点与汇点连接，相应有向边均容量为1，费用为0。通过使用最小费用流算法[27]对该费用流图进行最大费用流求解，即可获得最优关联集合。

然而，与延时关联方式下，将有单摄像头下目标轨迹对应两个节点，即可一次性构建费用流图，求解后即可获得全局的目标关联的方法[7,15]显著不同的是，行人即时对齐意味着每一时刻集合和处于动态变化之上, 相应的费用流图也需要即时更新。

为此，本文采用最小费用流模型即时更新策略。给定时刻下的完成即时对齐后费用流图，当时刻,为集合和中每一个目标新增进出两个节点,更新新增节点与源点、汇点间有向边连接;进一步,计算集合和中两两目标间的关联适配度，并更新相应节点间有向边。由此,得到时刻新的费用流图。求解完成后,删除所有对齐目标节点以及集合剩余未对齐的目标节点，并将集合剩余结点标记为新进入的目标行人, 得到费用流图，等待下一时刻更新对齐。

显然,该算法的对齐结果很大程度上依赖于行人间关联适配度的定义。本文认为,关联适配度应由三个部分组成, 第一个部分是观察到的两个行人外观上的适配度，第二个部分是两个行人空间上的转移关系是否成立,第三个部分是两个行人时间上的转移关系是否成立。即，

 (2)

式(2)中三部分适配度具体定义见表1。

本文为目标从摄像头转移到设置了时间间隔分布[,]，其取值与文献[16]类似使用高斯分布来获得,由此考察两个关联目标时间上的转移关系是否成立。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 参数 | 描述 | 定义 |
|  | 外观适配度 | =. |
|  | 空间适配度 |  |
|  | 时间适配度 |  |

表1 行人关联适配度参数定义

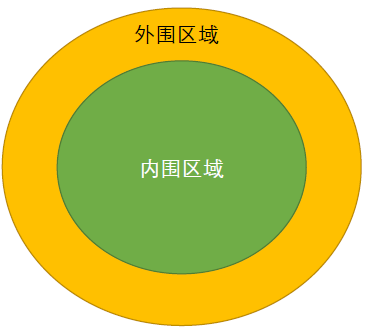
为考察两个关联目标空间上的转移是否符合摄像头拓扑结构,文献[7-8,16]中采用了限制目标行人进出区域的方法。然而,摄像头网络拓扑结构未知的情况下,此类方法不具有求解普适性。为此,本文将单个摄像头的跟踪视野区域划分为核心区域和临界区域,如图3中黄色和绿色部分所示。显然,任何目标的进入和离开都必先经过临界区域,因此,本文只考察临界区域内的行人具有合理空间转移关系,以最大程度地保证后续行人对齐求解的普适性。

图3 摄像头视野区域划分

## 3.3零样本行人即时对齐与鉴别行特征学习

由式(2)可知,行人外观适配度是关联适配度的最终表征。即时对齐无法从完整的单摄像头下的跟踪轨迹中获取全面的外观特征描述,势必要求能从单帧中获取目标更加本质的特征刻画。因此,本文拟通过深度学习的高层抽象特征学习能力对于不同的行人,由提取特征,并度量两两间外观适配度。

需要特别指出的是,使用深度学习度量行人外观适配度面临着零样本问题。因为现实场景中我们无法完备的采集到所有出现在摄像头视野区域内的行人数据。因此,训练是极其不完备的,训练数据集中的行人并不会出现在真实采集到的视频中,而真实采集到的视频中需要对齐的行人也从未出现在训练数据集中。

为此,面向实际应用中零样本行人即时对齐的挑战,本文整合行人分类模型和身份认证模型,基于深度卷积孪生网络构建了一个行人单帧图像鉴别性特征学习模型,以提高行人关联准确性。

3.1 零样本行人身份即时对齐基本思路

借助深度学习求解行人外观适配度有两种不同的思路.

第一种是基于行人分类的思路, 借助CNN特征学习能力, 通过大型的行人图像数据集, 构建一个行人分类模型, 其中的最后一层卷积层即为特征. 给定两张行人检测框图像, 抽取各自卷积特征后, 计算其欧式距离, 即为特定特征嵌入空间内两行人间的外观相似度, 可表征外观适配度.

第二种是基于行人身份认证的思路, 成对输入行人图像, 判定是否属于同一行人, 通过深度网络的度量学习能力, 最终构建一个二分类的鉴别模型. 给定成对输入的两张行人检测框图像, 可通过部分匹配[17-18]或者对比损失[19]直接计算两个嵌入向量之间的欧氏距离, 同样可用于表征外观适配度.

然而, 上述两种思路各有所缺. 基于行人分类的思路中, 输入是相互独立的, 并没有显式地考虑两个行人之间的相似性度量, 至多通过引入交叉熵损失学习嵌入向量之间存在的隐式关系. 基于行人身份鉴别的思路中, 倒是直接学习了两个行人之间的外观相似性度量, 但是学习局限于是否同属于同一行人的弱标签, 只考虑了有限行人图像对之间的关系, 缺乏全局层面类别区分特征的学习.

尽管基于行人分类和身份认证的思路都能学习到一定程度上的高层特征, 但其嵌入空间对训练图像数据集的依赖性较高; 考虑到实际应用中, 行人即时对齐的零样本特性, 其中的特征学习模型的表征能力仍需进一步提升.

为此, 本文提出将分类模型与身份认证模型合二为一, 融合鉴别模型在相似性度量学习上的优势和分类模型在类别区分特征学习上的优势, 互相提升, 从而获取更具有鉴别性的行人外观特征描述向量. 具体地, 本文基于孪生网络模型, 引入Square层[20]结合认证和分类两个模型, 同时使用行人的类别标签信息与相似度信息, 以学习到更具有区分性的特征.

## 3.2 鉴别性特征学习模型

本文提出的鉴别性特征学习模型整体结构如图4所示. 该模型为一个卷积孪生网络, 对于给定的一对行人检测框对象, 将同时预测两个行人的预类别ID和两张图片的相似性值.

图4中, 上下两个网络为卷积网络, 通过权重共享的方式组成, 在两个基础网络输出的高层特征后, 各自使用核大小为的卷积对基础网络输出的高层特征进行计算. 经过卷积层计算后的结果分别作为两个分类损失和Square层的输入值. 分类损失计算完后将分别得到两个行人的ID. Square层用于结合鉴定和分类损失, 其定义为. 输入Square层的值经过计算后再次输入一个核大小为的卷积, 而经过卷积层计算后的值最终作为认证损失的输入值, 并计算输出两个行人的相似性值.

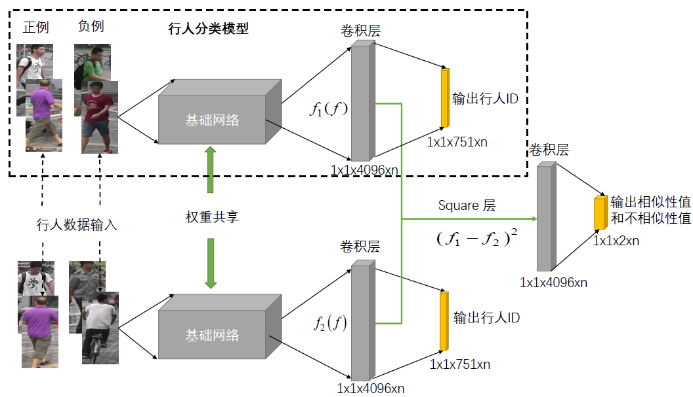


图4 行人鉴别性特征学习模型

考虑到ResNet网络[21]通过明确地将层作为输入学习残差函数, 不仅较好的控制了参数的数量, 并且通过瓶颈结构和特征图逐层递进的方法, 保证了输出特征的表达能力. 因此, 图4中的基础网络以ResNet网络作为改进的基本结构. 改进后的网络结构称为R-ResNet, 具体结构如图5所示.

为了提取到更加有效的行人特征, R-ResNet移除了ResNet最后所有的全连接层, 得到图5中的ResNet-网络. 经过ResNet-网络得到的特征图将同时作为3个网络层的输入数据. 网络层C1、网络层C2和网络层C3都是由1024个特征图组成的卷积层, 每个卷积层的特征图大小为、和. 之后将个特征图, 通过连接层进行通道合并. 经过一个大小为的邻域连接的池化层, 池化层后为特征图大小为的2048个特征图的卷积层C4.

训练时, 本文在Market-1501[36]行人重识别基准数据集上进行训练, 数据集包含1306个身份的32668个带注释边界框.

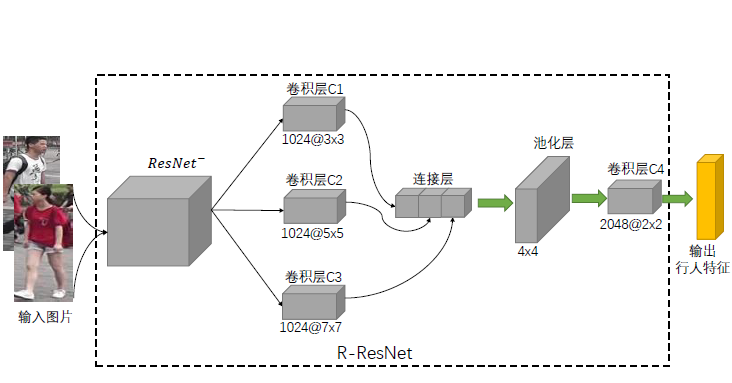


图5 R-ResNet网络结构

## 3.4实验结果与分析

表3中给出了实验一的对照结果, 从中可知, 本文的即时行人对齐方法已经优于大多数延时关联下的算法, 仅略低于效果最好UW\_IPL[16].

事实上, 采用延后关联方法可以通过对单摄像头下的目标运行轨迹中获得的大量特征进行选择性的学习来不断提高外观模型的鲁棒性, 降低噪声特征带来的影响从而提高对齐精度. 相较之下, 本文提出的即时行人对齐方法仅使用目标的单帧画面学习特征, 在单摄像头的行人信息利用上具有较大的劣势. 然而得益于采用了鉴定性行人判别模型对目标特征进行学习, 使得本文的行人特征模型可以获得具有较强的识别性和区分性的行人特征, 从而降低了不同摄像头配置和外部环境差异带来的影响, 提高了行人外观相似性度量的准确率, 间接的提高了最终对齐精度.

为了更加充分地说明鉴别性特征学习模型的有效性, 本文同时给出了分别使用单摄像头下首帧和尾帧进行特征提取和相似性度量下的对齐结果. 实验结果表明, 无论是使用首帧还是尾帧的情况下, 本文都获得了较好的实验结果, 进一步验证了本文方法提取到的行人外观特征具有较强的鉴别性.

表4中给出了实验二的对照结果, 可以看到基于本文提出的行人即时对齐下的跨摄像头跟踪性能已经超过当前的大部分基于行人延后关联的跨摄像头跟踪算法.

特别需要指出的是, 与实验一中各方法均使用标定好的行人检测框和跟踪轨迹完成行人对齐不同, 实验二中各方法的行人检测和单摄像头跟踪精度各不相同. 本文的行人即时对齐需要基于单摄像头下行人首帧检测框完成. 从表4中可以看出, 本文最终实现的跟踪算法中性能显著弱于USC-Vision和UW\_IPL, 但是本文的行人即时对齐下的性能仍然与USC-Vision和UW\_IPL较为接近, 甚至Dataset3中在USC-Vision算法获得了较高的单摄像头下的检测和跟踪精度的情况下, 本文的性能显著优于其.

也正是由于本文即时对齐方法具有较好的性能, 才能使得本文最终实现的跟踪算法在和性能都不敌USC-Vision算法的情况下, 最终平均跨摄像头跟踪精度仅仅略低于USC-Vision的结果.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | 评价指标 | | 本文 | | CRIPAC-MCT | EGTracker | USC-Vision | Hfutdspmct | UW\_IPL |
| 首帧 | 尾帧 |
| Dataset1 | |  | 25 | 54 | 113 | 55 | 27 | 86 | 13 |
|  | 0.925 | 0.838 | 0.667 | 0.835 | 0.915 | 0.742 | 0.961 |
| Dataset2 | |  | 49 | 96 | 167 | 121 | 34 | 141 | 30 |
|  | 0.880 | 0.764 | 0.591 | 0.703 | 0.913 | 0.654 | 0.926 |
| Dataset3 | |  | 55 | 21 | 44 | 39 | 70 | 40 | 32 |
|  | 0.638 | 0.862 | 0.711 | 0.741 | 0.516 | 0.736 | 0.789 |
| Dateset4 | |  | 68 | 100 | 110 | 157 | 72 | 155 | 62 |
|  | 0.734 | 0.609 | 0.570 | 0.384 | 0.705 | 0.394 | 0.758 |
| 平均 | | | 0.795 | 0.768 | 0.633 | 0.666 | 0.762 | 0.632 | 0.858 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | 评价指标 | 本文方法 | CRIPAC-MCT | EGTracker | USC-Vision | Hfudspmcr | UW\_IPL |
| Dataset1 |  | 0.673 | 0.148 | 0.796 | 0.691 | 0.711 | 0.772 |
|  | 0.476 | 0.215 | 0.592 | 0.606 | 0.346 | 0.608 |
|  | 0.558 | 0.175 | 0.679 | 0.646 | 0.465 | 0.681 |
|  | 0.956 | 0.995 | 0.974 | 0.998 | 0.922 | 0.998 |
|  | 0.893 | 0.711 | 0.622 | 0.928 | 0.653 | 0.885 |
|  | **0.476** | **0.124** | **0.412** | **0.695** | **0.281** | **0.601** |
| Dataset2 |  | 0.793 | 0.143 | 0.797 | 0.695 | 0.746 | 0.833 |
|  | 0.506 | 0.193 | 0.633 | 0.784 | 0.366 | 0.709 |
|  | 0.618 | 0.164 | 0.705 | 0.737 | 0.491 | 0.766 |
|  | 0.994 | 0.994 | 0.977 | 0.999 | 0.934 | 0.999 |
|  | 0.837 | 0.751 | 0.694 | 0.869 | 0.612 | 0.884 |
|  | **0.514** | **0.107** | **0.479** | **0.626** | **0.281** | **0.676** |
| Dataset3 |  | 0.485 | 0.085 | 0.820 | 0.475 | 0.334 | 0.659 |
|  | 0.514 | 0.120 | 0.534 | 0.662 | 0.009 | 0.726 |
|  | 0.523 | 0.099 | 0.646 | 0.553 | 0.018 | 0.691 |
|  | 0.967 | 0.971 | 0.974 | 0.990 | 0.968 | 0.986 |
|  | 0.259 | 0.114 | 0.295 | 0.101 | 0.243 | 0.546 |
|  | **0.131** | **0.011** | **0.186** | **0.055** | **0.035** | **0.372** |
| Dataset4 |  | 0.728 | 0.060 | 0.835 | 0.522 | 0.772 | 0.875 |
|  | 0.508 | 0.099 | 0.619 | 0.794 | 0.121 | 0.860 |
|  | 0.598 | 0.074 | 0.710 | 0.629 | 0.222 | 0.867 |
|  | 0.957 | 0.976 | 0.927 | 0.995 | 0.986 | 0.997 |
|  | 0.498 | 0.295 | 0.430 | 0.544 | 0.294 | 0.627 |
|  | **0.285** | **0.021** | **0.284** | **0.340** | **0.060** | **0.542** |
| 平均 | | 0.352 | 0.066 | 0.341 | 0.405 | 0.164 | 0.548 |

## 3.5本章小结

本文针对目前延后关联算法时序约束弱化的本质缺陷, 提出了跨摄像头下多行人即时对齐的解决思路和基于实时最小费用流图行人即时对齐模型, 并针对行人即时对齐的零样本特性, 提出了基于孪生卷集网络的鉴别性特征学习模型, 将行人分类和身份认证合二为一, 在习得更具有区分能力的鉴别性特征的同时解决了行人外观相似性度量问题. 跨摄像头行人跟踪的数据集NLPR\_MCT上的组合实验结果表明, 本文所提出的即时对齐方法已经优于绝大部分采用行人延后关联的算法, 仅略稍逊色于当前精度最高的UW\_IPL.

# 第四章 跨摄像头的光照迁移

## 4.1引言

对于跨摄像头跟踪来说，行人外观是最经常被使用到的信息之一。对于外观线索，通常是使用一种或者融合多种特征来表示一个目标的外观信息。然而，跨摄像头下的行人外观线索很容易受到一些外界因素的影响，不同的摄像头由于不同摄像头放置的位置、视角和设备的物理性质差异造成了所采集到的监控视频图像的光照强度具有较大的差异。据我们所知，基于颜色的行人外观特征是跨摄像头行人跟踪中最经常被使用的信息之一。但颜色特征却很容易受到光照的影响，往往会造成同一个摄像头中出现的不同类别行人的相似性大于不同摄像头中的同类行人。

从上述可以，消除光照带来的影响成为了跨摄像头下行人对齐的重要且必须的步骤。目前对如何消除光照所带来的影响，主要有两种思路方向。第一种是通过简单的学习光照迁移函数(BTFs)[37],当一个目标离开前一个摄像头再次进入下一个摄像头时候，通过关照转移函数对目标对不同摄像头下的关照进行迁移。Javed等[]，证明了所有的关照转移函数都是基于在低维度的子空间中处理从一个摄像头到另一个摄像头时目标的关照变化的过程，并且在这个低维度的子空间中还可以计算两个目标间的相似性值。他们通过使用概率主成分分析算法在训练集中为每对摄像头都学习一个光照迁移函数。然而，他们的方法依赖于亮度范围变化不大的训练数据集，以给出一个准确的平均颜色迁移值。为了扩展[]的工作，Prosser等人，他们通过累计统计的方法对目标的整体亮度进行计算，通过使用所有的摄像头下的数据集进行计算，而不是仅针对每对摄像头对转移函数进行训练。

虽然，这些关照迁移函数可以提高最终的行人识别精度，但他们的精度只有在给出的训练集在一个合适的亮度范围内和训练集之间具有相关性，才可以取得较好的效果。当一个较小的训练集或者数据间没有较高相关性，此时算法的性能会有巨大的下降。此外，当有一对摄像头并未在训练阶段获得转移函数时，其就无法在算法测试阶段完成摄像头间的光照迁移。并且对于已经训练好的每对摄像头的迁移函数，在摄像头的光照发生变化的时候，需要重新采集数据并对这对摄像头重新训练。因此，这些方法并不适用于在实际场景中光照不可控的应用系统中。

另一种方法的主要思路是通过校正每个摄像头下采集到的图片亮度，即通过光源恒量方法对图片亮度进行计算改变。然而，这些颜色恒常算法很复杂，需要一个具有已知光源的图像数据集用于校准，在跨摄像头下很难得到满足。而只有不需要训练的颜色恒定算法具有已知光源的数据集可以应用于跨摄像头环境，如Gray-world[]、max-RGB[]、shades of gray[]和gray-edge[]等。

因此，本章通过针对目前已有的算法进行分析他们的各自优缺点，提出了我们的基于模糊聚类的光照迁移算法。其不仅不需要提前对模型进行预训练，而且通过隶属度因子改善了传统的迁移方法中对图像元素非此即彼的硬划分方法缺点。

## 4.2光照迁移模型

首先把两个不同摄像头下采集到的目标图像转换到颜色空间；根据模糊聚类算法对两个目标图像的颜色特征进行分析，并将根据分析结果将图片划分为不同的特征聚类域；通过分别计算两个目标图像每个聚类域的匹配权值，根据匹配权值对两个目标的每个聚类域进行匹配；最后使用隶属度控制因子对目标图像亮度传输程度进行控制，并获得最终的光照迁移结果图[38]。

### 4.2.1匹配聚类域的划分

与传统整张图片仅根据均值和标准差进行直接传输不同，我们先对目标图片按相似性进行聚类分析，进一步提高亮度转移的可靠性。经典的聚类算法有很多，例如，最长被使用的无监督算法K-means、ISODATA算法等。虽然，这些算法那在对图像进行按不同类别进行分类的时候可以获得较好的效果，但是这些算法对目标图像的像素进行严格的划分归属类别。而对于亮度迁移这种特定的任务来说，有些像素是存在不确定性和混合元素问题，并不能简单的进行严格硬划分。

我们使用模糊聚类算法(FCM)对图像按不同聚类域进行划分，由此引入隶属度控制因子来适应光照迁移这种复杂的场景图像聚类域划分。在FCM中隶属度因子被定义为0~1之间的实数，使得在对图像每个像素进行划分时不再只是非此即彼的进行硬划分聚类。

由于图像的RGB颜色空间的三通道间具有具有较大的相关性，当对其中一个通道进行改变时候，其他通道也要跟着改变。因此，我们在对图像进行聚类域划分时先将图片的颜色空间从RGB转换到空间中。其转换公式如下所示：将RGB的颜色空间转换成LMS的颜色空间，转换公式如（1）所示。

（1）

为了LMS颜色空间所带来的数据偏差，我们通过对将RGB转换为LMS颜色空间的数据，取对数来减小存在的偏差。其次，通过将LMS颜色空间再次转换为颜色空间，转换公式如（2）所示。

（2）

当对光照迁移处理结束后，我们需要将颜色空间转换为RGB颜色空间，以便我们接下来的使用。和开始的转换步骤相反，通过将转化为LMS颜色空间，再通过将LMS颜色空间转换为RGB颜色空间，得到光照迁移后的RGB图像。转换公式分别如（5），（6）公式所示。

（5）

（6）

使用FCM进行聚类域划分的方法主要如下：假设目标图像大小为，则需要进行匹配聚类分析的像素个数为，N个像素用符号记为，在颜色空间中像素。假设把目标图像划分为C类，每个类别的聚类中心。定义聚类中心为的像素隶属度表示为，则目标图像的隶属度矩阵为。对两个目标图像的匹配聚类划分过程，如算法x所示。

|  |
| --- |
| **Algorithm 1. FCC** |
| **Input:** source and target images in  space  **Initialization:**   1. Number of categories C, weighted index m, maximum number of iterations LOOP 2. Cluster centers U, membership degree V, minimal error 3. **while** T < LOOP **do** 4. **for** k=1 to N **do** 5. **if** , i = 1, 2, …, C **then**  8. **end if** 9. **if**  **then** 10. **for** j=1 to C **do** 11. **if****then** 13. **else** 15. **end if** 16. **end for** 17. **end if** 18. **end for** 19. **for** i=1 to C **do** 21. **end fo**r 22. **for** i=1 to C **do** 23. **if**  **then** 24. **break** 25. **end if** 26. **end for** 27. **end while**   **Outputs:**result image of color brightness transfer in space. |

### 4.2.2匹配聚类域的选择

在使用FCM对两个目标图像按不同类别聚类后，将对两张图片的聚类域分别进行匹配，为了更加精确的匹配，将为每个聚类域设置对应的权值参数，根据两个目标图像相似的权值参数设置为一对匹配对象。通过对每个聚类域中 3个通道的标准差求解加权平均值作为权值参数的值。对于第k个聚类域其具体计算公式如下所示：





其中，表示第k个聚类域，Z为规范化加权因子，。

### 4.2.3基于FCM的光照迁移模型

假设将两个需要进行关照迁移的对象，分别设置为目标图和源图，当目标图中有像素的归属域和源图中的聚类域h是一对匹配域，则通过关照迁移模型后得到的新值可以经过下步骤计算得到：

于传统的颜色亮度迁移函数[]相似，首先先对源图和目标图求解各自对应的均值和标准差，而我们的方法则需要在lab三个通道中分别计算各个聚类域的均值和标准差。然后需使用目标求得的各个聚类域中的均值减去每个聚类中所对应的像素值，之后乘以源图聚类域和目标图聚类域的标准差比值，并加上源图聚类域的均值。与传统关颜色亮度迁移不同的是，在上面步骤之后，我们为了对迁移的亮度程度进行了控制，通过使用FCM的隶属度因子。具体的计算公式如下所示：



## 4.3面向关联的光照迁移模型

实验结果与分析

| **Dataset** | **Evaluatin**  **metric** | **Ours** | | **CRIPAC-MCT** | **EGTracker** | **USC-Vision** | **Hfutdspmct** | **UW\_IL** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Origin** | **+F-CCT** |
| Dataset1 |  | 25 | 20 | 113 | 55 | 27 | 86 | 13 |
|  | 0.925 | 0.940 | 0.667 | 0.835 | 0.915 | 0.742 | 0.961 |
| Dataset2 |  | 49 | 40 | 167 | 121 | 34 | 141 | 30 |
|  | 0.880 | 0.902 | 0.591 | 0.703 | 0.913 | 0.654 | 0.926 |
| Dataset3 |  | 55 | 50 | 44 | 39 | 70 | 40 | 32 |
|  | 0.638 | 0.671 | 0.711 | 0.741 | 0.516 | 0.736 | 0.789 |
| Dateset4 |  | 68 | 66 | 110 | 157 | 72 | 155 | 62 |
|  | 0.734 | 0.742 | 0.570 | 0.384 | 0.705 | 0.394 | 0.758 |
| Average | | 0.795 | 0.814 | 0.633 | 0.666 | 0.762 | 0.632 | 0.858 |

4.4面向跟踪的关照迁移模型

实验结果与分析

4.5本章小结

# 跨摄像头的行人细粒度关联

## 5.1引言

## 5.2基于注意力机制的行人鉴别模型

## 5.3行人细粒度的即时关联模型

## 5.4面向跟踪的行人即时对齐模型

## 5.5本章小结

1、原始网络+应分割（比例分块） and 注意力机制模型

2、整个网络的建立流程(加上光照跑一个实验结果)

5.1引言[22]

Local representations are computed typically by partitioning the person bounding box into cells, e.g., dividing the images into horizontal stripes [18-19] or grids[20-21], and extracting deep features over the cells. These solutions are based on the assumption that the human poses and the spatial distributions of the human body in the bounding box are similar. In real cases, for example, the bounding box is detected rather than manually labeled and thus the human may be at different positions, or the human poses are different, such an assumption does not hold. In other words, spatial partition is not well aligned with human body parts. Thus, person re-identificatin, even with subsequent complex matching techniques(e.g.[20-21])to eliminate the misalignment, is often not quite reliable. Figure 1 providesillusttrative example.

5.2行人特征提取

5.3行人相似性度量

5.4行人局部特征匹配模型

[17]Unlike holistic color histograms, part representations can not only capture appearance differences but also the spatial layout of a person’s look.

Moreover, we are also interested in checking which parts paly the most important roles for trajectories association across non-overlapping cameras. To this end, we separately remove the head, left arm, right arm, torso, left leg, and right leg to check the association accuracies variations. The results are demonstrated in Fig.6. As can be seen. Torso and arms are more important than others. Legs are the less important one since it might be the moving parts of a person, which change dramatically in shape and pose. Also, due to the resolution, the head and the lower parts of the body may provide less reliable features, and hence contribute little to the preson association process.

5.4.1面向关联的行人局部特征匹配模型

实验结果与分析

5.5本章小结

# 结论

# 参考文献

1. Chen W, Cao L, Chen X, et al. An equalized global graph model-based approach for multicamera object tracking[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 27(11): 2367-2381.
2. C. Huang, B. Wu, and R. Nevatia, “Robust object tracking by hierarchical association of detection responses,” in Proc. Eur. Conf. Comput. Vis. (ECCV), 2008, pp. 788–801.
3. C.-H. Kuo, C. Huang, and R. Nevatia, “Inter-camera association of multi-target tracks by on-line learned appearance affinity models,” in Proc. Eur. Conf. Comput. Vis. (ECCV), 2010, pp. 383–396.
4. Fleuret F, Berclaz J, Lengagne R, et al. Multicamera people tracking with a probabilistic occupancy map[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2008, 30(2): 267-282.
5. Yu S I, Yang Y, Hauptmann A. Harry potter's marauder's map: Localizing and tracking multiple persons-of-interest by nonnegative discretization[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013: 3714-3720.
6. Rosenhahn B, Pons-Moll G, Leal-Taixe L. Branch-and-price global optimization for multi-view multi-target tracking[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 1987-1994.
7. Hofmann M, Wolf D, Rigoll G. Hypergraphs for joint multi-view reconstruction and multi-object tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013: 3650-3657.
8. Pflugfelder R, Bischof H. People tracking across two distant self-calibrated cameras[C]//Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2007. AVSS 2007. IEEE Conference on. IEEE, 2007: 393-398.
9. Hu W, Hu M, Zhou X, et al. Principal axis-based correspondence between multiple cameras for people tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4): 663-671.
10. Cai Y, Medioni G. Exploring context information for inter-camera multiple target tracking[C]//Applications of Computer Vision (WACV), 2014 IEEE Winter Conference on. IEEE, 2014: 761-768.
11. Matei B C, Sawhney H S, Samarasekera S. Vehicle tracking across nonoverlapping cameras using joint kinematic and appearance features[C]//Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on. IEEE, 2011: 3465-3472.
12. Piccardi M, Cheng E D. Multi-frame moving object track matching based on an incremental major color spectrum histogram matching algorithm[C]//Computer Vision and Pattern Recognition-Workshops, 2005. CVPR Workshops. IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 2005: 19-19.
13. Zhao R, Ouyang W, Wang X. Learning mid-level filters for person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014: 144-151.
14. Raftopoulos K A, Ferecatu M. Noising versus smoothing for vertex identification in unknown shapes[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014: 4162-4168.
15. Wang X, Doretto G, Sebastian T, et al. Shape and appearance context modeling[J]. 2007: 1-8
16. Hamdoun O, Moutarde F, Stanciulescu B, et al. Person re-identification in multi-camera system by signature based on interest point descriptors collected on short video sequences[C]//2nd ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras (ICDSC-08). 2008: -.
17. Cheng D, Gong Y, Wang J, et al. Part-aware trajectories association across non-overlapping uncalibrated cameras[J]. Neurocomputing, 2017, 230: 30-39.
18. Yi D, Lei Z, Liao S, et al. Deep metric learning for person re-identification[C]//Pattern Recognition (ICPR), 2014 22nd International Conference on. IEEE, 2014: 34-39.
19. Cheng D, Gong Y, Zhou S, et al. Person re-identification by multi-channel parts-based cnn with improved triplet loss function[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016: 1335-1344.
20. Ahmed E, Jones M, Marks T K. An improved deep learning architecture for person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 3908-3916.
21. Li W, Zhao R, Xiao T, et al. Deepreid: Deep filter pairing neural network for person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014: 152-159.
22. Zhao L, Li X, Zhuang Y, et al. Deeply-Learned Part-Aligned Representations for Person Re-identification[C]//ICCV. 2017: 3239-3248.
23. Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-learning-detection[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2012, 34(7): 1409.
24. HUANG Y F, Chu-Yang L I, Cai-Rong Y A N. Object Tracking for Multiple Non-overlapping Cameras Based on TLD Framework[J]. DEStech Transactions on Engineering and Technology Research, 2016 (ssme-ist).
25. 苏松志 , 李绍滋 , 陈淑媛 , 等 . 行人检测技术综述 [J]. 电子学报 , 2012, 40(4):814-820.
26. T. Pfister, J. Charles, and A. Zisserman, “Flowing convnets for human pose estimation in videos,” in Proc. IEEE Int. Conf. Comput.Vis., 2015, pp. 1913–1921.
27. W. Choi and S. Savarese, “A unified framework for multi-target tracking and collective activity recognition,” in Proc. Eur. Conf. Comput. Vis., 2012, pp. 215–230.
28. W. Hu, T. Tan, L. Wang, and S. Maybank, “A survey on visual surveillance of object motion and behaviors,” IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part C-Appl. Rev., vol. 34, no. 3, pp. 334–352, Mar. 2004.
29. X. Wang, “Intelligent multi-camera video surveillance: A review,” Pattern Recognit. Lett., vol. 34, no. 1, pp. 3–19, Jan. 2013.
30. J. Candamo, M. Shreve, D. B. Goldgof, D. B. Sapper, and R. Kasturi, “Understanding transit scenes: A survey on human behavior-recognition algorithms,” IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 11, no. 1, pp. 206–224, Jan. 2010.
31. H. Uchiyama and E. Marchand, “Object Detection and Pose Tracking for Augmented Reality: Recent Approaches,” in Proc. Korea-Japan Joint Workshop Frontiers Comput. Vis., 2012, pp. 721–730.
32. Luo W, Xing J, Milan A, et al. Multiple object tracking: A literature review[J]. arXiv preprint arXiv:1409.7618, 2014.
33. Zhang Y, Li S. Gabor-LBP based region covariance descriptor for person re-identification[C]//Image and Graphics (ICIG), 2011 Sixth International Conference on. IEEE, 2011: 368-371.
34. Zhao R, Ouyang W, Wang X. Unsupervised salience learning for person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013: 3586-3593.
35. Zheng W S, Gong S, Xiang T. Reidentification by relative distance comparison[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2013, 35(3): 653-668.
36. Chu C T, Hwang J N, Yu J Y, et al. Tracking across nonoverlapping cameras based on the unsupervised learning of camera link models[C]//Distributed Smart Cameras (ICDSC), 2012 Sixth International Conference on. IEEE, 2012: 1-6.
37. Javed O, Shafique K, Shah M. Appearance modeling for tracking in multiple non-overlapping cameras[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 2005, 2: 26-33.
38. 钱小燕, 肖亮, 吴慧中. 模糊颜色聚类在颜色传输中的应用[J].计算机辅助设计与图像图形学学报, 2006, 18(9): 1332-1336.