

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2020 年 7 月 30 日 (30.07.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/150896 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06K 9/00 (2006.01) **G06K 9/46** (2006.01)
G06T 7/246 (2017.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2019/072682
- (22) 国际申请日: 2019 年 1 月 22 日 (22.01.2019)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (71) 申请人: 深圳大学(SHENZHEN UNIVERSITY) [CN/CN]; 中国广东省深圳市南山区南海大道 3688 号, Guangdong 518060 (CN)。
- (72) 发明人: 李良群(LI, Liangqun); 中国广东省深圳市南山区南海大道 3688 号, Guangdong 518060 (CN)。 湛西羊(ZHAN, Xiyang); 中国广东省深圳市南山区南海大道 3688 号, Guangdong

518060 (CN)。 谢维信(XIE, Weixin); 中国广东省深圳市南山区南海大道 3688 号, Guangdong 518060 (CN)。 刘宗香(LIU, Zongxiang); 中国广东省深圳市南山区南海大道 3688 号, Guangdong 518060 (CN)。

(74) 代理人: 深圳市恒申知识产权事务所(普通合伙)(HENSEN INTELLECTUAL PROPERTY FIRM); 中国广东省深圳市福田区南园路 68 号上步大厦 10H, Guangdong 518000 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK,

(54) **Title:** DATA ASSOCIATION METHOD AND APPARATUS FOR VIDEO TARGET, AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 视频目标的数据关联方法、装置及存储介质

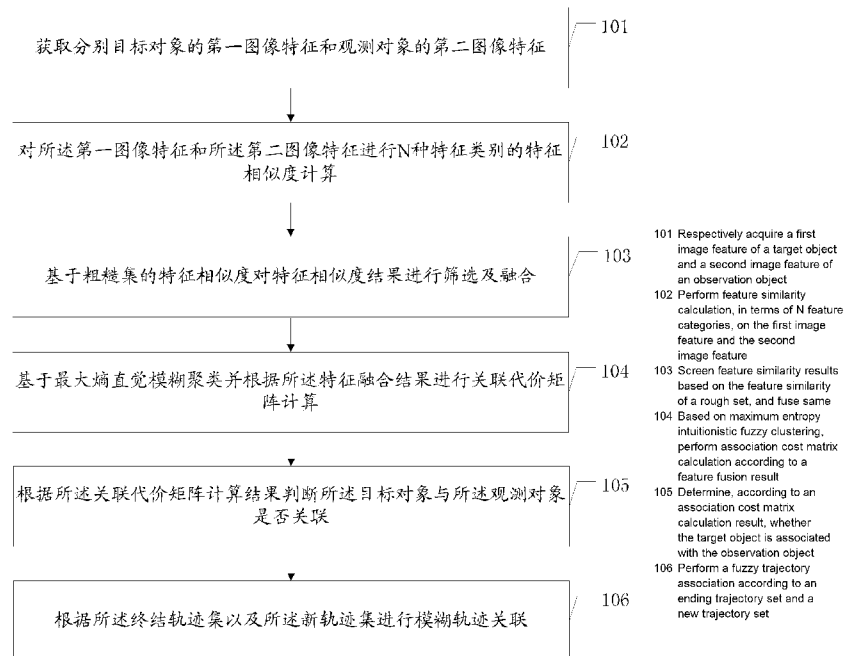


图 1-a

(57) **Abstract:** A data association method and apparatus for a video target, and a storage medium. The data association method for a video target comprises: respectively acquiring a first image feature of a target object and a second image feature of an observation object; performing feature similarity calculation, in terms of N feature categories, on the first image feature and the second image feature; screening N groups of feature similarity results based on the feature similarity of a rough set, and fusing the screened results to obtain a feature fusion result; based on maximum entropy intuitionistic fuzzy clustering, performing association cost matrix calculation

LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX,
MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL,
PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL,
SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG,
US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区
保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ,
NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM,
AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG,
CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU,
IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT,
RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI,
CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告 (条约第21条(3))。

according to the feature fusion result in order to obtain an association cost matrix calculation result; determining, according to the association cost matrix calculation result, whether the target object is associated with the observation object; if not, performing target trajectory management on the target object, and counting new starting trajectories and ending trajectories of the target object in a video to obtain an ending trajectory set and a new trajectory set; and performing a fuzzy trajectory association according to the ending trajectory set and the new trajectory set.

(57) 摘要: 一种视频目标的数据关联方法、装置及存储介质。其中, 该视频目标的数据关联方法包括: 获取分别目标对象的第一图像特征和观测对象的第二图像特征; 对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行N种特征类别的特征相似度计算; 基于粗糙集的特征相似度对N组特征相似度结果进行筛选, 并将筛选后的结果进行融合, 得到特征融合结果; 基于最大熵直觉模糊聚类, 根据所述特征融合结果进行关联代价矩阵计算, 得到关联代价矩阵计算结果; 根据所述关联代价矩阵计算结果判断所述目标对象与所述观测对象是否关联; 若否, 则对所述目标对象进行目标轨迹管理, 统计视频中目标对象的新起轨迹和终结轨迹, 得到所述终结轨迹集以及所述新轨迹集; 根据所述终结轨迹集以及所述新轨迹集进行模糊轨迹关联。

视频目标的数据关联方法、装置及存储介质

技术领域

本申请涉及电子技术领域，尤其涉及一种视频目标的数据关联方法、装置及存储介质。

背景技术

视频多目标跟踪是机器视觉的重要研究内容之一，主要获取视频中运动目标的位置、姿态、轨迹等基本运动信息。随着数字计算技术的发展，视频多目标跟踪已经打开多个研究领域及应用领域，涉及到智能视频监控、虚拟现实、人机交互、自动驾驶、交通管制、海洋学、智能机器人、遥控传感、生物医学等领域，吸引了越来越多的学者和研究人员的积极参与，取得了大量的研究成果。但在复杂背景和目标密集遮挡的环境下，多目标跟踪过程中存在很多不确定不完备的信息，如行人的形变、光照变化、虚假观测、目标之间的相互遮挡等，导致难以用传统的概率统计方法准确描述目标与观测的关系。

目前，由于检测技术的发展，基于目标检测的视频目标跟踪算法得到了快速的发展和广泛的应用。这类方法根据检测的目标的位置、大小，标签、特征等估计目标的当前状态，不需要人工标记，并且在跟踪过程中可根据检测结果实时更新目标的状态。近年来，随着深度学习方法在视频目标检测上的应用，目标检测技术不断进步，视频多目标检测技术已经非常成熟，即使在杂波环境下，仍可获得较准确的检测结果，数据关联的准确性成为影响跟踪发正确性的主要因素，所以基于检测的多目标数据关联方法得到了广泛的研究。

基于检测的多目标跟踪方法的关键问题是检测器接收的在线检测结果和已有目标之间的数据关联。为解决数据关联问题，近三十年来，国内外的学者和研究人员提出了很多类型的数据关联方法。根据数据关联方式不同，大多数跟踪算法可以分为以下两类：生成式方法和判别式方法。基于生成式方法下的跟踪算法利用目标的外观、运动等多个特征构建目标模型，在跟踪过程中考虑目标与观测之间的相似性进行跟踪关联。Ross 等人通过逐步学习目标的低维子空间特征表示，可以有效适应目标外观的变化，Babu 等人提出根据目标可靠的特征点进行跟踪，Azab 等人利用模糊积分融合多个特征在粒子滤波框架中进行跟踪，Zhang 等人利用基于粒子滤波器的稀疏表示目标模型，选择与目标模型重建误差最小的候选模板关联，Zhang 和 Liu 等人利用双层卷积神经网络训练鲁棒的特征进行关联。但基于生成式的关联方法，它们有时不能很好地将目标和背景区分开，因为在目标的边界框内的背景像素和其他目标像素不可避免地被认为是目标的一部分，从而使目标外观模型存在不准确信息，使其无法正确区分对象和背景，导致跟踪可能失败。判别式方法旨在更好地将目标从背景中分离出来，如 Jang 等人提出融合粒子滤波观测模型的误差最小的投影网络模型，Mei 等人提出利用最小二乘法和贝叶斯状态估计对目标和观测关联。

但判别方法不能适应目标的外观变化,故 Babenko 等人提出使用多实例学习训练目标模型, Kalal 等人提出基于光流和动态外观模型的监督编码规则, Tuzel 等人解决多个目标的遮挡跟踪问题,并将其作为二元模式分类问题, Wu 等人提出了一个区域深度学习跟踪器,通过多个子区域观察目标,并通过深度学习模型观察每个区域,与大多数仅利用二维彩色或灰色图像来在线学习被跟踪对象的外观模型的现有跟踪器相比,取得了更好的效果。另外,基于相关滤波器的方法和基于深度学习的方法已经取得了优异的表现并引起了更多的关注。

近年,随着模糊集理论在多目标跟踪的应用越来越广泛,指出利用模糊数学对跟踪系统中的不确定信息进行建模有助于提高跟踪性能,基于直觉模糊集理论的关联算法成果也愈来愈多。如模糊正交粒子滤波,直觉模糊联合概率数据关联滤波,模糊卡尔曼滤波和模糊编码直方图。文献提出建模神经模糊网络基于主动轮廓的对象跟踪算法。基于轮廓的模型被用来提取对象的特征向量,为了训练和识别运动物体,利用自建的神神经模糊推理网络,同时将水平和垂直投影中的人体轮廓直方图进行了离散傅里叶变换(DFT)变换。直觉模糊集理论处理不确定信息的优势愈加明显, Li 等人提出了一种基于直觉模糊集的在线视频多目标跟踪算法,利用得到的直觉模糊隶属度代替目标与观测的关联度,实现目标与观测间的关联, Zhao 等人提出基于直觉逻辑的推理算法, Revathi 等人提出基于直方图模糊逻辑块匹配算法对视频多目标进行跟踪。

技术问题

如何有效地对视频中的多个目标对象的数据进行关联。

技术方案

获取分别目标对象的第一图像特征和观测对象的第二图像特征;
对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行 N 种特征类别的特征相似度计算,得到 N 组特征相似度结果,所述 N 为大于 1 的整数;

基于粗糙集的特征相似度对所述 N 组特征相似度结果进行筛选,并将筛选后的结果进行融合,得到特征融合结果;

基于最大熵直觉模糊聚类,根据所述特征融合结果进行关联代价矩阵计算,得到关联代价矩阵计算结果;

根据所述关联代价矩阵计算结果判断所述目标对象与所述观测对象是否关联,若否,则对所述目标对象进行目标轨迹管理,统计视频中目标对象的新起轨迹和终结轨迹,得到所述终结轨迹集以及所述新轨迹集;

根据所述终结轨迹集以及所述新轨迹集进行模糊轨迹关联,包括:
S1 获取视频中的终结轨迹集以及新轨迹集,并确定所述终结轨迹集与所述新轨迹集的模糊可信度矩阵; S2 对于所述终结轨迹集中的终结轨迹 i 以及所述新轨迹集中第 n 时刻的新轨迹 j^* : 根据所述模糊可信度矩阵确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的最大相识度; 若

所述最大相识度大于或等于可信度阈值,则所述终结轨迹*i*与所述新轨迹*j*^{*}关联,且所述新轨迹*j*^{*}不与其它终结轨迹关联;S3 当所述终结轨迹*i*与所述新轨迹*j*^{*}关联时,若所述终结轨迹*i*与所述新轨迹*j*^{*}之间的轨迹质量大于或等于轨迹质量阈值,则确定所述终结轨迹*i*与所述新轨迹*j*^{*}为同一轨迹;若所述终结轨迹*i*与所述新轨迹*j*^{*}之间的轨迹质量小于所述轨迹质量阈值,则确定所述终结轨迹*i*与所述新轨迹*j*^{*}不是同一轨迹;重复步骤 S2 与 S3,直至所述视频目标数据中所有的轨迹都完成关联。

有益效果

由于漏检或虚警的存在,模糊数据关联也只能处理短时间无观测情况的跟踪问题。当在长时间遮挡或轨迹长时间没有更新的情况下,目标轨迹会产生断批现象。为此,为解决长时间遮挡情况的目标轨迹的连续跟踪问题,本申请实施例提出了的轨迹管理方法,能够实现连接不同时刻同一目标对象的不同子轨迹。

附图说明

图 1-a 为本申请实施例提供的视频目标的数据关联方法的实现流程图示意图;

图 1-b 为本申请实施例提供的目标对象与目标对象之间遮挡示意图;

图 1-c 为本申请实施例提供的目标对象 A 与目标对象 B 之间遮挡示意图;

图 1-d 为本申请实施例提供的模糊轨迹片融合框图;

图 2 为本申请一实施例提供的电子装置结构示意图;

图 3 为本申请另一实施例提供的电子装置硬件结构示意图。

本发明的最佳实施方式

实施例一

本申请实施例提供一种视频目标的数据关联方法、装置及存储介质,用于视频多目标跟踪的数据关联。

请参阅图 1-a,该视频目标的数据关联方法主要包括以下步骤:

101、获取分别目标对象的第一图像特征和观测对象的第二图像特征;

该目标对象为进行目标跟踪的视频中跟踪的标的对象。第一图像特征为目标对象对应的图像特征。

该观测对象为进行目标跟踪的视频中除目标对象外的环境对象,用于与目标对象进行比对分析。第二图像特征为观测对象对应的图像特征。

具体的,在实际应用中,观测对象可以有多个,如,定义观测对象有*j*个,所述*j*为大于 1 的整数。

102、对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行*N*种特征类别的特征相似度计算;

对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行 N 种特征类别的特征相似度计算, 得到 N 组特征相似度结果, 所述 N 为大于 1 的整数。

在本申请实施例中通过 N 种特征类别来综合定义目标对象和观测对象之间的特征相似度。其中, 特征类别可以为距离、颜色、形状等不同维度的特征。

进一步地, 在实际应用中, N 具体可以等于 7, 该 7 种特征类别分别为: 距离、颜色、边缘、纹理、形状、运动方向和重叠面积。

103、基于粗糙集的特征相似度对特征相似度结果进行筛选及融合;

基于粗糙集的特征相似度对所述 N 组特征相似度结果进行筛选, 并将筛选后的结果进行融合, 得到特征融合结果。

在本申请实施例中, 引入了邻域粗糙集的概念, 邻域粗糙集是为了解决经典粗糙集无法处理连续型数据问题提出的模型。该模型的邻域根据邻域中心点到边界在某一度量上的最大距离进行定义的, 以决策属性对条件属性的依赖度对属性进行约简。

由于相邻目标之间的干扰性是影响目标正确关联的因素之一, 因为这些相邻的目标在位置上十分接近, 也会因遮挡等因素具有较为相似的外观特征, 在关联过程中发生误匹配的可能性较大。因此, 如何选取更能区分目标与目标、目标与虚假观测的特征, 是视频多目标跟踪的关键。在本申请实施例中, 将利用邻域粗糙集对特征进行选取和融合。

在本申请实施例中, 选取了 N 个特征相似度衡量目标和观测之间的相似关系, 如果在融合时仅对这些特征线性累加, 会影响融合结果的可靠性。因为不是所有的特征都有良好的区分性, 可以将目标与观测一一对应。事实上, 有些特征还会影响关联的准确度, 比如在目标相互遮挡情况时, 目标的视觉特征受到影响, 但运动方向和重叠面积等特征具有更好地鲁棒性, 如果这时候直接将这些特征进行线性融合, 可能得到错误的关联结果。对此, 我们将利用邻域粗糙集的属性约简能力对目标特征进行选择, 根据决策属性对论域的依赖度减少特征个数, 实现对有用特征的选取。

104、基于最大熵直觉模糊聚类并根据所述特征融合结果进行关联代价矩阵计算;

基于最大熵直觉模糊聚类, 根据所述特征融合结果进行关联代价矩阵计算, 得到关联代价矩阵计算结果。

在本申请实施例中, 引入了局部信息的最大熵直觉模糊聚类。

局部信息为目标对象的局部信息, 本申请实施例利用 OSPA 距离定义局部信息距离测度, 进一步提高目标距离测度的准确性。其中, OSPA 是一种目标跟踪系统整体性能评价的一致性度量方法, 在系统状态空间上定义一种测度距离, 可以用来衡量真实航迹和估计航迹之间的误差大小。

传统的聚类分析是一种硬划分, 它把每个待辨别的对象严格地划分到某个类中, 这种分类的类别界限是分明的。而本申请实施例所使

用的模糊聚类，是确认待分类样本属于各个类别的不确定性程度，表达了样本类属亦此亦彼的模糊概念。模糊聚类所得到的集合为直觉模糊集，直觉模糊熵用于表示直觉模糊集的不确定程度。

本申请实施例中所使用的最大熵原理是一种选择随机变量统计特性最符合客观情况的准则，随机量的概率分布是很难测定的，一般只能测得其各种均值（如数学期望、方差等）或已知某些限定条件下的值（如峰值、取值个数等），符合测得这些值的分布可有多种、以至无穷多种，通常，其中有一种分布的熵最大。选用这种具有最大熵的分布作为该随机变量的分布，是一种有效的处理方法和准则。

在本申请实施例中，利用最大熵原理，提出了一种新的最大熵直觉模糊聚类方法，用直觉模糊隶属度代替关联概率，本申请实施例所提出方法中的直觉模糊隶属度可以有效地代替关联度对目标和观测进行关联，并且提高关联的准确性。

105、根据所述关联代价矩阵计算结果判断所述目标对象与所述观测对象是否关联；

根据所述关联代价矩阵计算结果判断所述目标对象与所述观测对象是否关联，若是，则更新目标模型；若否，则对所述目标对象进行目标轨迹管理。统计视频中目标对象的新起轨迹和终结轨迹，得到所述终结轨迹集以及所述新轨迹集。在实际应用中，需要对所述视频中的目标对象进行多目标跟踪，在进行多目标跟踪的过程中，目标跟踪系统可以得到目标对象的多段终结轨迹以及多段新起轨迹，本申请实施例将该多段终结轨迹以及多段新起轨迹采集为终结轨迹集以及新轨迹集，并对各个终结轨迹和新起轨迹进行轨迹关联。

该目标模型为目标对象所对应的跟踪模型，实时记录目标对象的跟踪状态。所述目标模型中可以更新维护目标对象的位置、颜色、纹理特征等信息。

106、根据所述终结轨迹集以及所述新轨迹集进行模糊轨迹关联。

S1 获取视频中的终结轨迹集以及新轨迹集，并确定所述终结轨迹集与所述新轨迹集的模糊可信度矩阵；S2 对于所述终结轨迹集中的终结轨迹 i 以及所述新轨迹集中第 n 时刻的新轨迹 j^* ：根据所述模糊可信度矩阵确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的最大相识度；若所述最大相识度大于或等于可信度阈值，则所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 关联，且所述新轨迹 j^* 不与其它终结轨迹关联；S3 当所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 关联时，若所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的轨迹质量大于或等于轨迹质量阈值，则确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 为同一轨迹；若所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的轨迹质量小于所述轨迹质量阈值，则确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 不是同一轨迹；重复步骤 S2 与 S3，直至所述视频目标数据中所有的轨迹都完成关联。

由上可见，本申请方案通过目标对象与观测对象之间图像特征的相似度计算，得到 N 组特征相似度结果；然后对 N 组特征相似度结果进行筛选，并将筛选后的结果进行融合，得到特征融合结果；再基于最大熵直觉模糊聚类，根据所述特征融合结果进行关联代价矩阵计

算,得到关联代价矩阵计算结果;最后根据所述关联代价矩阵计算结果判断所述目标对象与所述观测对象是否关联;上述方案有以下优点:第一,视频目标的特征属性多样,对于不同时刻不同地点,目标特征的重要性并不一样,对此,本申请方案提出利用邻域粗糙集对特征进行选择,剔除区分度低的特征,提高特征相似度的准确性;第二,引入目标的局部信息,并利用(OSPA, Optimal Sub-pattern Assignment, 最优次模式分配)距离定义局部信息距离测度,进一步提高目标距离测度的准确性;第三,利用最大熵原理,提出了一种新的最大熵直觉模糊聚类方法,用直觉模糊隶属度代替关联概率,避免传统概率统计方法的约束,实现关联概率的快速精确计算。

由于漏检或虚警的存在,模糊数据关联也只能处理短时间无观测情况的跟踪问题。当在长时间遮挡或轨迹长时间没有更新的情况下,目标轨迹会产生断批现象。为此,为解决长时间遮挡情况的目标轨迹的连续跟踪问题,本申请实施例提出了的轨迹管理方法,能够实现连接不同时刻同一目标对象的不同子轨迹。

本发明的实施方式

实施例二

本申请实施例通过具体的公式以及算法流程介绍视频目标的数据关联方法,具体包括:

对本申请实施例所使用到的一些参数概念进行定义,包括:

邻域粗糙集

邻域粗糙集是为了解决经典粗糙集无法处理连续型数据问题提出的模型。该模型的邻域根据邻域中心点到边界在某一度量上的最大距离进行定义的,以决策属性对条件属性的依赖度对属性进行约简。

假设在实数空间上定义的有限非空集合 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, D 为决策属性,对任意 $x_i \in U$, 它的 δ 邻域定义为:

$$\delta(x_i) = \{x \mid x \in U, \Delta(x, x_i) \leq \delta\} \quad (1)$$

其中, $\Delta(x, x_i)$ 为距离函数,本文的距离函数选用为无穷范数距离,定义为:

$$\Delta(x, x_i) = |x - x_i| \quad (2)$$

决策属性 D 将论域划分的集合为 D_U , 则 D_U 的上近似、下近似定义为:

$$D_U^{up} = \{x_i \mid \delta(x_i) \cap D_U \neq \emptyset, x_i \in U\} \quad (3)$$

$$D_U^{down} = \{x_i \mid \delta(x_i) \subseteq D_U, x_i \in U\} \quad (4)$$

给定一个信息系统 $IS = (U, D, V)$ ，其中 U 是论域， V 是属性值的集合， D 是决策属性， $D \subseteq V$ ，决策属性 D 将论域划分的集合为 D_U ，定义决策属性 D 对论域 U 的依赖度为：

$$\gamma_D = \frac{|D_U^{down}|}{|U|} \quad (5)$$

其中 $|\cdot|$ 表示个数。当决策属性 D 对论域的依赖度越大，表明该决策属性的边界域越小，其决策属性越能将论域区分，反之依赖度低的条件属性在分类时粗糙性和不确定更大，不利于决策。

特征相似度

在本申请实施例中，通过距离、颜色、边缘、文理、形状、运动方向和重叠面积等 7 个特征来综合计算目标对象 o_i 与观测对象 z_k 之间的相似度，7 个特征相似度函数定义如下：

$$\begin{aligned} f_1(o_i, z_k) &= \exp\left(-\frac{\|(x_o, y_o) - (x_z, y_z)\|_2^2}{2\sigma_1^2 h_0}\right) \\ f_2(o_i, z_k) &= \exp\left(-\frac{(h_o - h_z)^2}{2\sigma_2^2 (h_0)^2}\right) \\ f_3(o_i, z_k) &= \exp\left(-\frac{|\arctan((y_z - y_o) / (x_z - x_o)) - \arctan(v_o^y / v_o^x)|}{2\sigma_3^2}\right) \\ f_4(o_i, z_k) &= \exp\left(-\frac{1 - \rho(H_r(o_i), H_r(z_k))}{2\sigma_4^2}\right) \\ f_5(o_i, z_k) &= \exp\left(-\frac{1 - \rho(H_g(o_i), H_g(z_k))}{2\sigma_5^2}\right) \\ f_6(o_i, z_k) &= \exp\left(-\frac{1 - \rho(H_l(o_i), H_l(z_k))}{2\sigma_6^2}\right) \\ f_7(o_i, z_k) &= \exp\left(-\frac{1 - w(o_i, z_k)}{2\sigma_7^2}\right) \end{aligned} \quad (6)$$

其中， $f_1(o_i, z_k)$ 为空间距离特征相似性度量函数， $f_2(o_i, z_k)$ 为几何尺寸特征相似性度量函数， $f_3(o_i, z_k)$ 为运动方向特征相似性度量函数， $f_4(o_i, z_k)$ 为颜色特征相似性度量函数， $f_5(o_i, z_k)$ 为梯度方向特征相似性

度量函数, $f_6(o_i, z_k)$ 为纹理特征相似性度量函数, $f_7(o_i, z_k)$ 为重叠面积相似性度量函数; (x_o, y_o) 为目标对象 o_i 的中心坐标, (x_z, y_z) 为观测对象 z_k 的中心坐标, h_o 为目标对象 o_i 的图像高度, σ_1^2 为空间距离方差常量, h_z 为观测对象 z_k 的图像高度, σ_2^2 为几何尺寸方差常量, (x_o', y_o') 为上一时刻目标对象 o_i 的中心坐标, (v_o^x, y_o^y) 为上一时刻目标对象 o_i 的速度在图像坐标轴上的投影, σ_3^2 为运动方向方差常量, $\rho(\cdot)$ 表示求巴氏系数, $H_r(\cdot)$ 表示颜色直方图, σ_4^2 为颜色直方图方差常量, $H_g(\cdot)$ 表示分块梯度方向直方图特征, σ_5^2 为梯度方向方差常量, $H_l(\cdot)$ 表示纹理特征直方图, σ_6^2 为纹理特征方差常量, $w(o_i, z_k)$ 表示目标对象 o_i 与观测对象 z_k 之间的遮挡度, σ_7^2 为重叠面积方差常量。

对于 $w(o_i, z_k)$ 的定义如下: 图 1-b 为本发明不同目标对象的预测结果之间遮挡示意图。如图 1-b 所示, 在当前视频帧中, 预测结果 A 和预测结果 B 的跟踪图标形状均为矩形, 且二者之间有重叠, 且预测结果 A 的参数表述为: $[x, y, w, d]$, 其中, x, y 表示矩形框的坐标, w 表示矩形框宽度, d 表示矩形框的高度, 且预测结果 B 的参数表述为: $[x', y', w', h']$, 其中, x', y' 表示矩形框的坐标, w' 表示矩形框宽度, h' 表示矩形框的高度, 预测结果 A 和预测结果 B 之间阴影部分表示为: $[x_o, y_o, w_o, h_o]$, 且其重叠部分表示为:

$$\begin{aligned} x_o &= \max(x, x') \\ y_o &= \max(y, y') \\ w_o &= \min(x + w, x' + w') - x_o \\ h_o &= \min(y + h, y' + h') - y_o \end{aligned} \quad (7)$$

由此可知, 预测结果 A 和预测结果 B 之间重叠部分的面积表示为 $w_o * h_o$ 。若上述的 w_o 、 h_o 不满足 $w_o > 0$ 或者 $h_o > 0$, 则两跟踪矩形框之间不构成重叠矩形, 也即重叠矩形面积为 0。

假设预测结果 A 与预测结果 B 发生如图 2 所示的遮挡, 且两跟踪矩形框之间重叠的阴影部分表示遮挡区域, 则定义二者之间的遮挡度为:

$$w(A, B) = \frac{s(A \cap B)}{\min(s(A), s(B))} \quad (8)$$

其中, $s(\cdot)$ 表示区域面积, 且遮挡度满足 $0 \leq w(A, B) \leq 1$ 。当 $w(A, B)$ 大于 0, 则说明预测结果 A 与预测结果 B 之间发生遮挡。且进一步由分别代表预测结果 A 与预测结果 B 的两跟踪矩形框底部的纵向图像坐标值 y_A 与 y_B 可知, 若 $y_A > y_B$, 则说明预测结果 B 被预测结果 A 遮挡, 反之, 则说明预测结果 A 被预测结果 B 遮挡。

特征筛选

本发明实施例利用邻域粗糙集的属性约简能力对目标对象的图像特征进行选择, 根据决策属性对论域的依赖度减少特征个数, 实现对有用特征的选取。对于特征 $f_n (n=1, 2, \dots, 7)$ 的选择方法具体如下:

- 1) 计算目标对象 o_i 和所有观测对象 z 对于特征 f_n 的相似度, 将其作为论域 U_n 。
- 2) 决策属性 D_n 的下近似定义为 D_n^{down} 为所有相似度 f_n 大于 τ_{cf} 的观测对象的集合 $D_n^{down} = \{z_j | f_j(o_i, z) \geq \delta\}$, 然后利用式 (5) 计算特征 f_n 的决策属性对论域 U_n 的依赖度 γ_n 。
- 3) 当特征的依赖度 $\gamma_n \geq \tau_{cf}$ 时, 特征为有效特征, 可以进行后面的融合。

决策属性对论域的依赖度越大, 表明该条件属性更有利于决策属性进行决策, 决策 D 的下近似越大, 则边界域越小, 该特征能够更好地将目标对象对应的观测对象和其他观测对象中区分开来。本文中阈值 τ_{cf} 和 δ 经过试验分别设置为 0.7 和 0.1。

通过邻域粗糙集剔除掉一些不具有区分性的特征后, 再对剩下的特征进行融合。本文采用相似度融合的方法进行多特征融合。假设目标对象 o_i 与观测对象 z_k 由 n 个特征描述, 第 i 种特征的相似度为 $f_i(o_i, z_k)$, 则该特征的权值和融合方式如下:

$$\alpha_i = \frac{f_i(\mathbf{o}_i, \mathbf{z}_k)}{\sum_{j=1}^n f_j(\mathbf{o}_i, \mathbf{z}_k)} \quad (9)$$

$$s(\mathbf{o}_i, \mathbf{z}_k) = \sum_{i=1}^n \alpha_i f_i(\mathbf{o}_i, \mathbf{z}_k) \quad (10)$$

引入局部信息的最大熵直觉模糊聚类

假设 $t-1$ 时刻的目标对象的集合为 $\mathbf{O}^{t-1} = [\mathbf{o}_1^{t-1}, \mathbf{o}_2^{t-1}, \dots, \mathbf{o}_c^{t-1}]$, 根据 Kalman 滤波器可以预测其在 t 时刻目标对象的集合为 $\mathbf{O}^{t|t-1} = [\mathbf{o}_1^{t|t-1}, \mathbf{o}_2^{t|t-1}, \dots, \mathbf{o}_c^{t|t-1}]$, t 时刻的观测对象为 $\mathbf{Z}^t = [\mathbf{z}_1^t, \mathbf{z}_2^t, \dots, \mathbf{z}_n^t]$, 以目标对象的预测位置作为聚类中心, 提出的加入局部信息的最大熵直觉模糊聚类方法的目标函数如下:

$$\begin{cases} \min_{\mu_{ik}} & \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik} d(\mathbf{z}_k^t, \mathbf{o}_i^{t|t-1}) + \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \omega_{ik} \mu_{ik} L(\mathbf{z}_k^t, \mathbf{o}_i^{t|t-1}) \\ \max_{\mu_{ik}} & - \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik} \cdot \ln \mu_{ik} \\ & \sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1, \forall k \in 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (11)$$

其中, μ_{ik} 表示观测对象 $\mathbf{z}_k^t$ 和聚类中心 $\mathbf{o}_i^{t|t-1}$ 之间的模糊隶属度, $d(\mathbf{z}_k^t, \mathbf{o}_i^{t|t-1})$ 表示观测对象 $\mathbf{z}_k^t$ 和聚类中心 $\mathbf{o}_i^{t|t-1}$ 之间的距离。 $L(\mathbf{z}_k^t, \mathbf{o}_i^{t|t-1})$ 表示观测对象与聚类中心之间的局部信息距离测度, ω_{ik} 为局部信息的权值。其中,

目标优化函数为:

$$\begin{aligned} J(U, V) = & - \sum_{k=1}^n \alpha_k \sum_{i=1}^c (\mu_{ik} (d(\mathbf{z}_k^t, \mathbf{o}_i^{t|t-1}) + \omega_{ik} L(\mathbf{z}_k^t, \mathbf{o}_i^{t|t-1}))) \\ & - \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \mu_{ik} \ln \mu_{ik} + \sum_{k=1}^n \lambda_k \left(\sum_{i=1}^c \mu_{ik} - 1 \right) \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $\alpha_k \in [0.4 \ 0.6]$ 通常被称为差异因子。

利用拉格朗日乘子法, 优化可得模糊隶属度 μ_{ik} 为:

$$\mu_{ik} = \frac{e^{-\alpha_k(d(z_k^t, o_i^{t|t-1}) + \omega_{ik}L(z_k^t, o_i^{t|t-1}))}}{\sum_{j=1}^c e^{-\alpha_k(d(z_k^t, o_j^{t|t-1}) + \omega_{jk}L(z_k^t, o_j^{t|t-1}))}} \quad (13)$$

为了结合直觉模糊特性,将隶属度函数由传统的模糊集扩展为直觉模糊集,通过引入直觉指数来修正隶属度函数,定义成新的直觉模糊隶属度:

$$\mu_{ik}^* = \mu_{ik} + \varphi \pi_{ik} \quad (14)$$

其中, μ_{ik}^* 为新的直觉模糊隶属度, $\varphi \in [0,1]$ 表示直觉指数 π_{ik} 上隐含的隶属度比重, π_{ik} 由式 (14) 给出。相应的直觉指数表示为:

$$\pi_{ik} = 1 - \mu_{ik} - (1 - \mu_{ik}) * (e^{\frac{-\mu_{ik}}{\phi}})^{1/\phi} \quad (15)$$

其中, ϕ 为一个正常数。取值范围为 [0.4 0.8]。

对直觉模糊隶属度进行归一化,得到最终的直觉模糊隶属度:

$$\bar{\mu}_{ik}^* = \frac{\mu_{ik}^*}{\sum_{l=1}^c \mu_{lk}^*} \quad (16)$$

局部信息距离测度的近似计算

根据提出的模糊聚类方法,现在我们的主要问题就是解决距离 $d(z_k^t, o_i^{t|t-1})$ 和局部信息距离测度 $L(o_i^{t|t-1}, z_k^t)$ 的计算。根据前面式 (6) 定义的特征相似度,目标对象和观测对象之间的距离用特征融合的相似度衡量。 t 时刻的观测对象 z_k^t 和聚类中心 $o_i^{t|t-1}$ 之间的距离 $d(z_k^t, o_i^{t|t-1})$ 可以定义为:

$$d(z_k^t, o_i^{t|t-1}) = 1 - s(z_k^t, o_i^{t|t-1}) \quad (17)$$

为了引入目标对象的局部信息,定义如下的目标对象 o_i 的参考拓扑集:

$$\begin{aligned} \text{RET}_i^o &= \{o_j \mid w(o_i, o_j) > \tau_2, j \neq i, j = 1, 2, \dots, n_i^o\} \\ &= \{t_{i,1}^o, t_{i,2}^o, \dots, t_{i,n_i^o}^o\} \end{aligned} \quad (18)$$

其中 $w(o_i, o_j)$ 为目标对象 o_i 与目标对象 o_j 之间的重叠比例。参考拓扑集以与目标对象 o_i 发生遮挡的邻近目标对象作为查询，并检索与其满足一定遮挡度的邻近目标对象形成该目标对象的参考拓扑集。同理，可以定义观测对象 z_k 的参考拓扑集：

$$\begin{aligned} \mathbf{RET}_k^z &= \{z_j \mid w(z_k, z_j) > \tau_2, j \neq k, j=1, 2, \dots, n_k^z\} \\ &= \{t_{k,1}^z, t_{k,2}^z, \dots, t_{k,n_k^z}^z\} \end{aligned} \quad (19)$$

其中， n_i^o 和 n_k^z 分别表示目标对象和观测对象的参考拓扑集合的元素个数。

于是，可以利用 OSPA 距离计算目标对象与观测对象的参考拓扑集的距离 $L(o_i^{t_{i-1}}, z_k^t)$ 。OSPA 距离同时考虑了集合的数目和集合之间的距离两个因素，对于目标对象 o_i 和观测对象 z_k 的参考拓扑集的 OSPA 距离如下：

$$L(o_i^{t_{i-1}}, z_k^t) = L(\mathbf{RET}_i^o, \mathbf{RET}_k^z) = \frac{1}{n_i^o + n_k^z - q_h} \left(c^p (n_i^o + n_k^z - 2q_h) + \min \sum_{l=1}^{n_i^o} \sum_{r=1}^{n_k^z} [d_1(t_{i,l}^o, t_{k,r}^z)^p] \right)^{1/p} \quad (20)$$

其中 c 是对未配对上的惩罚项， q_h 数目表示目标对象参考集与参考拓扑集成功配对数目，定义为：

$$q_h = \sum_{k=1}^{n_i^o} \sum_{l=1}^{n_k^z} h_{kl} \quad (21)$$

其中 h_{kl} 定义为：

$$h_{kl} = \begin{cases} 1, & (t_{i,l}^o, t_{k,r}^z) \text{ 成功配对} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (22)$$

当两个参考拓扑集中的 $t_{i,l}^o$ 和 $t_{k,r}^z$ 质心距离最小，且符合 $\|(x_o, y_o) - (x_z, y_z)\|_2 \leq T$ 时，两个拓扑集中的元素配对成功。

故 $n_i^o + n_k^z - q_h$ 表示配对的数目和不配对数目之和， $n_i^o + n_k^z - 2q_h$ 表示配

对不成功的数目, $d_1(t_{i,l}^o, t_{k,r}^z)$ 为参考拓扑集上 $(t_{i,l}^o, t_{k,r}^z)$ 元素质心之间的距离, 定义为:

$$d(t_{i,l}^o, t_{k,r}^z) = \frac{1}{2} \left(\exp \left(-\frac{\|(x_{i,l}^o, y_{i,l}^o) - (x_{k,r}^z, y_{k,r}^z)\|_2^2}{2\sigma_1^2} \right) + \exp \left(-\frac{1 - w(t_{i,l}^o, t_{k,r}^z)}{2\sigma_7^2} \right) \right) \quad (23)$$

其中 $(x_{i,l}^o, y_{i,l}^o)$ 和 $(x_{k,r}^z, y_{k,r}^z)$ 分别表示目标对象 $\mathbf{o}_i$ 的参考拓扑集 $\mathbf{RET}_i^o$ 上第 l 个元素的质心坐标和观测对象 $\mathbf{z}_k$ 的参考拓扑集 $\mathbf{RET}_k^z$ 上第 r 个元素的质心坐标, σ_1^2 为空间距离方差常量, σ_7^2 为重叠面积方差常量。

如图 1-c 所示, 目标对象 1 的参考拓扑集为目标对象 2, 在第 33 帧时, 目标对象 1 因被目标对象 2 严重遮挡, 导致它失去大部分外观信息, 但它的参考拓扑集的信息保存较为完整, 所以可以利用目标对象与观测对象的参考拓扑集之间的距离 $L(\mathbf{RET}_i^o, \mathbf{RET}_k^z)$ 进行关联。

考虑相邻目标对目标对象 $\mathbf{o}_i$ 局部信息权值 ω_{ik} 的影响, ω_{ik} 定义为:

$$\omega_{ik} = \begin{cases} \sum_{j=1}^{N_i} N_i(j), & N_i > 0 \\ 0, & N_i > 0 \end{cases} \quad k = 1, 2, \dots, n_z \quad (24)$$

其中 N_i 表示目标对象附近的的目标对象个数, 其含义为与目标对象 $\mathbf{o}_i$ 的遮挡度大于指定阈值 $w(i, j) > \tau_1$ 的邻近目标对象 $\mathbf{o}_j$ 个数, $N_i(j)$ 表示目标对象 i 的邻近目标对象对其的影响因子, 定义为:

$$N_i(j) = \begin{cases} 1, & w(i, j) > \tau_2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (25)$$

其中 $w(i, j)$ 表示目标对象与其他目标对象的遮挡度, 当目标对象与其他邻近目标对象超过遮挡度特定阈值 τ_2 ($0 < \tau_1 < \tau_2$) 时, 表示该目标对象受到邻近目标对象较严重的遮挡的影响, 在本文中将 τ_1 、 τ_2 设置为 $\tau_1 = 0.1$, $\tau_2 = 0.6$ 。

模糊轨迹关联

当在长时间遮挡或轨迹长时间没有更新的情况下,目标轨迹会产生断批现象。为此,为解决长时间遮挡情况的目标轨迹的连续跟踪问题,本申请实施例给出了一种基于模糊综合函数的轨迹关联方法,用于连接不同时刻同一目标的不同子轨迹。具体如图 1-d 所示。

首先,基于模糊综合函数的可信度矩阵构建

假设第 t 帧, $\{\hat{O}_{l_{0,i}}^i(t)\}_{i=1}^{n_{t_0}}$ 表示已终结轨迹集, $\{N_{l_{1,j}}^j(t)\}_{j=1}^{n_{t_1}}$ 表示新轨迹集, 其中, n_{t_0} 和 n_{t_1} 分别表示已终结轨迹数和新轨迹数, $l_{0,i}$ 表示轨迹 i 终结的时刻, $l_{1,j}$ 表示新轨迹 j 的起始时间, 如果 $l_{1,j}=t$, 则新轨迹 $N_{l_{1,j}}^j(t)$ 为一个新的为被关联的观测对象。设 $U_t = \{\mu_{ij}\}$ 为 $n_{t_0} \times n_{t_1}$ 可信度矩阵, μ_{ij} 表示轨迹 i 和新轨迹 j 的模糊综合相似度。

为了计算相似度 μ_{ij} , 距离、颜色、边缘、纹理、形状、运动方向和重叠面积等 7 个特征被引入来综合计算轨迹和目标对象的相似度。距离特征相似度 $f_1(i, j)$ 、颜色特征相似度 $f_2(i, j)$ 、边缘特征相似度 $f_3(i, j)$ 、纹理特征相似度 $f_4(i, j)$ 、形状特征相似度 $f_5(i, j)$ 、运动方向特征相似度 $f_6(i, j)$ 和重叠面积特征相似度 $f_7(i, j)$ 分别定义如下:

$$\begin{aligned}
f_1(i, j) &= \exp \left(-\frac{\|(x_i, y_i) - (x_j, y_j)\|_2^2}{2\sigma_1^2 h_0} \right) \\
f_2(i, j) &= \exp \left(-\frac{(h_i - h_j)^2}{2\sigma_2^2 (h_0)^2} \right) \\
f_3(i, j) &= \exp \left(-\frac{|\arctan((y_z - y'_i) / (x_z - x'_i)) - \arctan(v_i^y / v_i^x)|}{2\sigma_3^2} \right) \\
f_4(i, j) &= \exp \left(-\frac{1 - \rho(H_r(i), H_r(j))}{2\sigma_4^2} \right) \\
f_5(i, j) &= \exp \left(-\frac{1 - \rho(H_g(i), H_g(j))}{2\sigma_5^2} \right) \\
f_6(i, j) &= \exp \left(-\frac{1 - \rho(H_l(i), H_l(j))}{2\sigma_6^2} \right) \\
f_7(i, j) &= \exp \left(-\frac{1 - w(i, j)}{2\sigma_7^2} \right)
\end{aligned} \tag{26}$$

其中, (x_i, y_i) 为目标对象 i 的中心坐标, (x_j, y_j) 为目标对象 j 的中心坐标, h_i 为目标对象 j 的图像高度, σ_1^2 为空间距离方差常量, h_j 为目标对象 j 的图像高度, σ_2^2 为几何尺寸方差常量, (x'_i, y'_i) 为上一时刻目标对象 i 的中心坐标, (v_i^x, v_i^y) 为上一时刻目标对象 i 的速度在图像坐标轴上的投影, σ_3^2 为运动方向方差常量, $\rho(\cdot)$ 表示求巴氏系数, $H_r(\cdot)$ 表示颜色直方图, σ_4^2 为运动方向方差常量, $H_g(\cdot)$ 表示分块梯度方向直方图特征, σ_5^2 为梯度方向方差常量, $H_l(\cdot)$ 表示纹理特征直方图, σ_6^2 为纹理特征方差常量, $w(i, j)$ 表示目标对象 i 与观测对象 j 之间的遮挡度, σ_7^2 为重叠面积方差常量。

根据式 (17-21) 定义的相似度, 相似度矢量 $\Lambda_t(i, j)$ 定义如下:

$$\Lambda_t(i, j) = (\bar{d}_1^t(i, j), \bar{d}_2^t(i, j), \bar{d}_3^t(i, j), \bar{d}_4^t(i, j), \bar{d}_5^t(i, j), \bar{d}_6^t(i, j), \bar{d}_7^t(i, j)) \tag{27}$$

其中, $\Lambda_t(i, j) \in [0, 1]^7$, $\bar{d}_1^t(i, j), \bar{d}_2^t(i, j), \bar{d}_3^t(i, j), \bar{d}_4^t(i, j), \bar{d}_5^t(i, j), \bar{d}_6^t(i, j), \bar{d}_7^t(i, j)$ 分别表示在第 t 时刻, 终结轨迹 i 和新轨迹 j 的距离、颜色、边缘、纹理、形状、运动方向和重叠面积等特征的平均相似度, 分别定义如下:

$$\bar{d}_1^t(i, j) = \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_1^{m,n}(i, j) \quad (28)$$

$$\bar{d}_2^t(i, j) = \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_2^{m,n}(i, j) \quad (29)$$

$$\bar{d}_3^t(i, j) = \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_3^{m,n}(i, j) \quad (30)$$

$$\bar{d}_4^t(i, j) = \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_4^{m,n}(i, j) \quad (31)$$

$$\bar{d}_5^t(i, j) = \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_5^{m,n}(i, j) \quad (32)$$

$$\bar{d}_6^t(i, j) = \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_6^{m,n}(i, j) \quad (33)$$

$$\bar{d}_7^t(i, j) = \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_7^{m,n}(i, j) \quad (34)$$

$$\kappa = t - l_{1,j} + 3$$

其中 $f_1^{m,n}(i, j)$, $f_2^{m,n}(i, j)$, $f_3^{m,n}(i, j)$, $f_4^{m,n}(i, j)$, $f_5^{m,n}(i, j)$, $f_6^{m,n}(i, j)$ 和 $f_7^{m,n}(i, j)$ 表示在第 m 时刻终结轨迹 i 和第 n 时刻新轨迹 j 之间的距离、颜色、边缘、文理、形状、运动方向和重叠面积等特征的相似度。

基于上述相似度定义, 基于模糊综合函数的相似度模型定义如下:

$$S_t(\Lambda_t(i, j)) = \frac{1}{2} \left[\bigwedge_{l=1:7} \bar{d}_l^t(i, j) + \bigvee_{l=1:7} \bar{d}_l^t(i, j) \right] \quad (35)$$

其中 $\wedge$ 表示取大操作, $\vee$ 表示取小操作。于是模糊相似度 μ_{ij} 可以定义为:

$$\mu_{ij} = S_t(\Lambda_t(i, j)) = S_t((\bar{d}_1^t(i, j), \bar{d}_2^t(i, j), \bar{d}_3^t(i, j), \bar{d}_4^t(i, j), \bar{d}_5^t(i, j), \bar{d}_6^t(i, j), \bar{d}_7^t(i, j))) \quad (36)$$

其次, 关联规则

为了解决复杂环境下的多目标关联, 定义终结轨迹 i 和第 n 时刻新轨迹 j 之间最大相似度和轨迹质量 $m_{ij}(t)$ 如下:

$$\mu_{ij}^* = \max_{j \in \{1, 2, \dots, n_{t_1}\}} S_t(\Lambda_t(i, j)), \quad i \in \{1, 2, \dots, n_{t_0}\} \quad (37)$$

$$m_{ij}^*(t) = \begin{cases} m_{ij}^*(t-1) + 1, & \text{如果 } i \text{ 与 } j^* \text{ 关联} \\ m_{ij}^*(t-1) - 1, & \text{其它} \end{cases} \quad (38)$$

如果 $\mu_{ij}^* \geq \varepsilon$, 则终结轨迹 i 与新航迹 j^* 关联, 同时新航迹 j^* 不再与其它终结轨迹进行关联, 其中, ε 表示可信度阈值, 本专利中 $0.5 \leq \varepsilon \leq 1$ 。

如果 $m_{ij}^*(t) \geq 3$, 则认为终结轨迹 i 与新航迹 j^* 为同一轨迹, 同时, 采用线性插值的方法连接终结轨迹 i 与新航迹 j^* , 并将新航迹的轨迹号 (ID) 变成终结轨迹的轨迹号 (ID)。最后, 终结轨迹 i 被恢复成已存在轨迹 i 。

以下通过步骤流程对本申请实施例中的视频目标的数据关联方法进行说明, 包括:

步骤一、利用混合高斯检测方法对第 t 帧图像进行检测;

利用混合高斯检测方法对第 t 帧图像进行检测, 得到观测对象集

$Z^t = \{z_k^t\}_{k=1}^{n_t}$, 并假设当前有目标对象集 $\{o_i^{t-1|t-1}\}_{i=1}^{c_{t-1}}$ 。

本申请实施例需要对目标对象的状态预测, 根据目标对象的前一帧状态 $o_i^{t-1|t-1}$, $i=1, 2, \dots, c_{t-1}$, 利用卡尔曼滤波方法预测下一帧目标对象的位置, 得到目标对象的预测状态 $\hat{o}_i^{t|t-1}$, $i=1, 2, \dots, c_{t-1}$ 。

步骤二、获取第 t 帧图像中目标对象和观测对象的图像特征, 并进行根据邻域粗糙集进行筛选;

根据邻域粗糙集进行筛选筛选具体为:

a) 计算目标对象 $O^{t|t-1} = \{\hat{o}_i^{t|t-1}\}_{i=1}^{c_{t-1}}$ 和所有观测对象 $Z^t = \{z_k^t\}_{k=1}^{n_t}$ 对于特征 f_n 的相似度, 将其作为论域 U_n ;

b) 决策属性 D_n 的下近似定义为 D_n^{down} 为所有相似度 f_n 大于 τ_{cf} 的观测对象的集合 $D_n^{down} = \{z_j | f_j(o_i, z) \geq \delta\}$, 然后利用公式 (5) 计算特征 f_n 的决策属性对论域 U_n 的依赖度 γ_n ;

c) 当特征 f_n 的依赖度 $\gamma_n \geq \tau_{cf}$ 时, 特征 f_n 为有效特征, 可以进行后面的融合。

步骤三、对筛选后的特征进行多特征融合距离的计算;

根据上一步计算的特征相似度 f_n ，利用式公 (10) 计算目标对象的集合 $O^{t|t-1} = \{\hat{o}_i^{t|t-1}\}_{i=1}^{c_{t-1}}$ 和观测对象的集合 $Z^t = \{z_k^t\}_{k=1}^{n_t}$ 的多特征融合的相似度 $s(z_k^t, o_i^{t|t-1})$ ，利用式 (17) 求目标对象与观测对象的多特征融合距离 $d(z_k^t, o_i^{t|t-1})$, $i=1, 2, \dots, c_{t-1}, k=1, 2, \dots, n_t$ 。

步骤四、计算目标对象和观测对象之间的参考拓扑集距离；

根据上述得到的多特征融合距离 $d(z_k^t, o_i^{t|t-1})$ ，分别计算目标对象集合 $O^{t|t-1} = \{\hat{o}_i^{t|t-1}\}_{i=1}^{c_{t-1}}$ 和观测对象集合 $Z^t = \{z_k^t\}_{k=1}^{n_t}$ 的参考拓扑集，利用公式 (20) 求目标对象的参考拓扑集和观测对象的参考拓扑集之间的距离 $L(o_i^{t|t-1}, z_k^t)$ 。

步骤五、计算目标对象与观测对象的直觉模糊隶属度；

根据目标对象和观测对象之间的参考拓扑集距离，以及公式 (16) 求得计算归一化后目标对象与观测对象的直觉模糊隶属度 $\bar{\mu}_{ik}^*$ 。

步骤六、根据目标对象与观测对象的直觉模糊隶属度，构建关联代价矩阵对目标对象进行关联。

根据目标对象与观测对象的直觉模糊隶属度，构建关联代价矩阵。

对于 t 时刻的目标对象 O 和观测对象 Z^t ，计算每一对 $(o_i^{t|t-1}, z_k^t)$ 的直觉模糊隶属度 $\bar{\mu}_{ik}^*$ 来构建关联代价矩阵 S ：

$$s_{ik}^t = \begin{cases} \bar{\mu}_{ik}^*, & \bar{\mu}_{ik}^* = \max_{s=1:n_t} \{\bar{\mu}_{is}^*\} \& \bar{\mu}_{ik}^* > \tau_a \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad i \in \{1, 2, \dots, c_{t-1}\}, k \in \{1, 2, \dots, n_t\}$$

本文中 τ_a 设置为 $\tau_a=0.6$ 。利用得到的关联代价矩阵 S ，依照最大关联度对视频帧的目标对象和观测对象进行关联，其具体步骤如下：

$$a) \text{ 从关联代价矩阵 } S \text{ 找到最大的隶属度值 } s_{pq} = \max_{i \in \{1, 2, \dots, c_t\}} \left[\max_{k \in \{1, 2, \dots, n_t\}} (s_{ik}) \right],$$

当 $s_{pq} \geq \tau_a$ 时，当将其所在的行和列对应的目标对象 p 和观测对象 q 关联，同时将该行该列的其他元素置 0。

b) 重复前一步骤，直到 $s_{pq} < \tau_a$ 时，找到所有满足条件的关联对后，停止关联。

若目标对象关联成功，则利用 Kalman 滤波对已关联目标对象进行状态更新；对未关联目标对象进行外推预测，以维持目标对象航迹；对于未关联观测对象可直接作为新轨迹起始目标点。

步骤七、对视频中的轨迹进行模糊轨迹关联。

若目标对象关联不成功,对所述目标对象进行目标轨迹管理,其具体步骤如下:

a) 假设第 k 帧, $\{\hat{O}_{b,i}^i(k)\}_{i=1}^{n_0}$ 表示已终结轨迹集, $\{N_{b,j}^j(k)\}_{j=1}^{n_1}$ 表示新轨迹集, 利用 (26-36) 计算终结轨迹和新轨迹之间的模糊可信度矩阵设

$$U_k = \{\mu_{ij}\}_{i=1:n_0, j=1:n_1};$$

b) 根据可信度矩阵 U_k , 利用公式 (37) 得到最大可信度的终结轨迹 i 和新轨迹 j^* . 如果 $\mu_{ij^*} \geq \varepsilon$, 则终结轨迹 i 与新轨迹 j^* 关联, 同时新轨迹 j^* 不再与其它终结轨迹进行关联;

c) 利用公式 (38) 计算终结轨迹 i 与新航迹 j^* 的轨迹质量 $m_{ij^*}(k)$, 如果 $m_{ij^*}(k) \geq 3$, 则认为终结轨迹 i 与新轨迹 j^* 为同一轨迹, 同时, 采用线性插值的方法连接终结轨迹 i 与新轨迹 j^* , 并将新轨迹的轨迹号 (ID) 变成终结轨迹的轨迹号 (ID)。最后, 终结轨迹 i 被恢复成已存在轨迹 i 。

d) 重复步骤 b) -c), 直到关联完为止。

在终结轨迹集 $\{\hat{O}_{b,i}^i(k)\}_{i=1}^{n_0}$ 中, 对超过 70 帧没有更新的终结轨迹予以剔除, 不再进行更新。

实施例三

请参阅图 2, 为本申请实施例提供一种电子装置。该电子装置可用于实现上述图 1-a 所示实施例提供的视频目标的数据关联方法。如图 2 所示, 该电子装置主要包括:

获取单元 210, 用于获取分别目标对象的第一图像特征和观测对象的第二图像特征;

相似度计算单元 220, 用于对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行 N 种特征类别的特征相似度计算, 得到 N 组特征相似度结果, 所述 N 为大于 1 的整数;

特征融合单元 230, 用于基于粗糙集的特征相似度对所述 N 组特征相似度结果进行筛选, 并将筛选后的结果进行融合, 得到特征融合结果;

关联计算单元 240, 用于基于最大熵直觉模糊聚类, 根据所述特征融合结果进行关联代价矩阵计算, 得到关联代价矩阵计算结果;

轨迹关联单元 250, 用于根据所述关联代价矩阵计算结果判断所述目标对象与所述观测对象是否关联, 若否, 则对所述目标对象进行目标轨迹管理, 统计视频中目标对象的新起轨迹和终结轨迹, 得到所述终结轨迹集以及所述新轨迹集; 根据所述终结轨迹集以及所述新轨迹集进行模糊轨迹关联, 包括: S1 获取视频中的终结轨迹集以及新轨迹集, 并确定所述终结轨迹集与所述新轨迹集的模糊可信度矩阵; S2 对于所述终结轨迹集中的终结轨迹 i 以及所述新轨迹集中第 n 时刻的新轨迹 j^* : 根据所述模糊可信度矩阵确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的最大相识度; 若所述最大相识度大于或等于可信度阈值, 则所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 关联, 且所述新轨迹 j^* 不与其它终

结轨迹关联；S3 当所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 关联时，若所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的轨迹质量大于或等于轨迹质量阈值，则确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 为同一轨迹；若所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的轨迹质量小于所述轨迹质量阈值，则确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 不是同一轨迹；重复步骤 S2 与 S3，直至所述视频目标数据中所有的轨迹都完成关联。

需要说明的是，以上图 2 示例的电子装置的实施方式中，各功能模块的划分仅是举例说明，实际应用中可以根据需要，例如相应硬件的配置要求或者软件的实现的便利考虑，而将上述功能分配由不同的功能模块完成，即将电子装置的内部结构划分成不同的功能模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。而且，在实际应用中，本实施例中的相应的功能模块可以是由相应的硬件实现，也可以由相应的硬件执行相应的软件完成。本说明书提供的各个实施例都可应用上述描述原则，以下不再赘述。

本实施例提供的电子装置中各功能模块实现各自功能的具体过程，请参见上述图 1-a 所示实施例中描述的具体内容，此处不再赘述。

实施例四

本申请实施例提供一种电子装置，请参阅图 3，该电子装置包括：

存储器 301、处理器 302 及存储在存储器 301 上并可在处理器 302 上运行的计算机程序，处理器 302 执行该计算机程序时，实现前述图 1-a 所示实施例中描述的视频目标的数据关联方法。

进一步的，该电子装置还包括：

至少一个输入设备 303 以及至少一个输出设备 304。

上述存储器 301、处理器 302、输入设备 303 以及输出设备 304，通过总线 305 连接。

其中，输入设备 303 具体可为摄像头、触控面板、物理按键或者鼠标等等。输出设备 304 具体可为显示屏。

存储器 301 可以是高速随机存取记忆体（RAM，Random Access Memory）存储器，也可为非不稳定的存储器（non-volatile memory），例如磁盘存储器。存储器 301 用于存储一组可执行程序代码，处理器 302 与存储器 301 耦合。

进一步的，本申请实施例还提供了一种计算机可读存储介质，该计算机可读存储介质可以是设置于上述各实施例中的电子装置中，该计算机可读存储介质可以是前述图 3 所示实施例中的存储器。该计算机可读存储介质上存储有计算机程序，该程序被处理器执行时实现前述图 1-a 所示实施例中描述的视频目标的数据关联方法。进一步的，该计算机可读存储介质还可以是 U 盘、移动硬盘、只读存储器（ROM，Read-Only Memory）、RAM、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

在本申请所提供的几个实施例中，应该理解到，所揭露的装置和方法，可以通过其它的方式实现。例如，以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的，例如，所述模块的划分，仅仅为一种逻辑功能划分，

实际实现时可以有另外的划分方式，例如多个模块或组件可以结合或者可以集成到另一个系统，或一些特征可以忽略，或不执行。另一点，所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口，装置或模块的间接耦合或通信连接，可以是电性，机械或其它的形式。

所述作为分离部件说明的模块可以是或者也可以不是物理上分开的，作为模块显示的部件可以是或者也可以不是物理模块，即可以位于一个地方，或者也可以分布到多个网络模块上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。

另外，在本申请各个实施例中的各功能模块可以集成在一个处理模块中，也可以是各个模块单独物理存在，也可以两个或两个以上模块集成在一个模块中。上述集成的模块既可以采用硬件的形式实现，也可以采用软件功能模块的形式实现。

所述集成的模块如果以软件功能模块的形式实现并作为独立的产品销售或使用，可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解，本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个可读存储介质中，包括若干指令用以使得一台计算机设备（可以是个人计算机，服务器，或者网络设备等）执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的可读存储介质包括：U盘、移动硬盘、ROM、RAM、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

需要说明的是，对于前述的各方法实施例，为了简便描述，故将其都表述为一系列的动作组合，但是本领域技术人员应该知悉，本申请并不受所描述的动作顺序的限制，因为依据本申请，某些步骤可以采用其它顺序或者同时进行。其次，本领域技术人员也应该知悉，说明书中所描述的实施例均属于优选实施例，所涉及的动作和模块并不一定都是本申请所必须的。

在上述实施例中，对各个实施例的描述都各有侧重，某个实施例中未详述的部分，可以参见其它实施例的相关描述。

以上为对本申请所提供的视频目标的数据关联方法、装置及存储介质的描述，对于本领域的技术人员，依据本申请实施例的思想，在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处，综上，本说明书内容不应理解为对本申请的限制。

权利要求书

1、一种视频目标的数据关联方法，其特征在于，包括：

获取分别目标对象的第一图像特征和观测对象的第二图像特征；

对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行 N 种特征类别的特征相似度计算，得到 N 组特征相似度结果，所述 N 为大于 1 的整数；

基于粗糙集的特征相似度对所述 N 组特征相似度结果进行筛选，并将筛选后的结果进行融合，得到特征融合结果；

基于最大熵直觉模糊聚类，根据所述特征融合结果进行关联代价矩阵计算，得到关联代价矩阵计算结果；

根据所述关联代价矩阵计算结果判断所述目标对象与所述观测对象是否关联，若否，则对所述目标对象进行目标轨迹管理，统计视频中目标对象的新起轨迹和终结轨迹，得到所述终结轨迹集以及所述新轨迹集；

根据所述终结轨迹集以及所述新轨迹集进行模糊轨迹关联，包括：
S1 获取视频中的终结轨迹集以及新轨迹集，并确定所述终结轨迹集与所述新轨迹集的模糊可信度矩阵；S2 对于所述终结轨迹集中的终结轨迹 i 以及所述新轨迹集中第 n 时刻的新轨迹 j^* ：根据所述模糊可信度矩阵确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的最大相识度；若所述最大相识度大于或等于可信度阈值，则所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 关联，且所述新轨迹 j^* 不与其它终结轨迹关联；S3 当所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 关联时，若所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的轨迹质量大于或等于轨迹质量阈值，则确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 为同一轨迹；若所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的轨迹质量小于所述轨迹质量阈值，则确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 不是同一轨迹；重复步骤 S2 与 S3，直至所述视频目标数据中所有的轨迹都完成关联。

2、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述确定所述终结轨迹集与所述新轨迹集的模糊可信度矩阵，包括：

在视频的第 t 帧， $\{\hat{O}_{l_0,i}^i(t)\}_{i=1}^{n_0}$ 表示已终结轨迹集， $\{N_{l_1,j}^j(t)\}_{j=1}^{n_1}$ 表示新轨迹集，其中， n_0 和 n_1 分别表示已终结轨迹数和新轨迹数， $l_{0,i}$ 表示轨迹 i 终结的时刻， $l_{1,j}$ 表示新轨迹 j 的起始时间，如果 $l_{1,j}=t$ ，则新轨迹 $N_{l_1,j}^j(t)$ 为一个新的为被关联的观测轨迹；则 $n_0 \times n_1$ 的可信度矩阵为：

$U_t = \{\mu_{ij}\}$ ；其中， μ_{ij} 表示轨迹 i 和新轨迹 j 的模糊综合相似度。

3、根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，

所述根据所述模糊可信度矩阵确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的最大相识度，包括：

函数 $\bar{d}_1'(i, j), \bar{d}_2'(i, j), \bar{d}_3'(i, j), \bar{d}_4'(i, j), \bar{d}_5'(i, j), \bar{d}_6'(i, j), \bar{d}_7'(i, j)$ 分别表示在第 t 时刻，终结轨迹 i 和新轨迹 j 的距离、颜色、边缘、纹理、形状、运动

方向和重叠面积等特征的平均相似度，具体分别为：

$$\begin{aligned}\bar{d}_1^t(i, j) &= \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_1^{m,n}(i, j) \\ \bar{d}_2^t(i, j) &= \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_2^{m,n}(i, j) \\ \bar{d}_3^t(i, j) &= \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_3^{m,n}(i, j) \\ \bar{d}_4^t(i, j) &= \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_4^{m,n}(i, j) \\ \bar{d}_5^t(i, j) &= \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_5^{m,n}(i, j) \\ \bar{d}_6^t(i, j) &= \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_6^{m,n}(i, j) \\ \bar{d}_7^t(i, j) &= \frac{1}{\kappa} \cdot \sum_{m=l_{0,i}-3}^{l_{0,i}} \sum_{n=l_{1,j}}^t f_7^{m,n}(i, j)\end{aligned}$$

其中 $f_1^{m,n}(i, j)$, $f_2^{m,n}(i, j)$, $f_3^{m,n}(i, j)$, $f_4^{m,n}(i, j)$, $f_5^{m,n}(i, j)$, $f_6^{m,n}(i, j)$ 和 $f_7^{m,n}(i, j)$ 表示在第 m 时刻终结轨迹 i 和第 n 时刻新轨迹 j 之间的距离、颜色、边缘、文理、形状、运动方向和重叠面积等特征的相似度， $\kappa = t - l_{1,j} + 3$ ；

根据以下公式确定轨迹 i 和新轨迹 j 的模糊综合相似度 μ_{ij} ；

$$\mu_{ij} = S_t(\Lambda_t(i, j)) = \frac{1}{2} \left[\bigwedge_{l=1:7} \bar{d}_l^t(i, j) + \bigvee_{l=1:7} \bar{d}_l^t(i, j) \right];$$

根据以下公式确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的最大相识度：

$$\mu_{ij}^* = \max_{j \in \{1, 2, \dots, n_{t_1}\}} S_t(\Lambda_t(i, j)), \quad i \in \{1, 2, \dots, n_{t_0}\}.$$

4、根据权利要求 3 所述的方法，其特征在于，所述若所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的轨迹质量大于或等于轨迹质量阈值，则确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 为同一轨迹之前，包括：

根据以下公式确定所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 之间的轨迹质量 $m_{ij}^*(t)$ ；

$$m_{ij}^*(t) = \begin{cases} m_{ij}^*(t-1) + 1, & \text{如果 } i \text{ 与 } j^* \text{ 关联} \\ m_{ij}^*(t-1) - 1, & \text{其它} \end{cases}.$$

5、根据权利要求 3 所述的方法，其特征在于，所述若所述最大相识度大于或等于可信度阈值，则所述终结轨迹 i 与所述新轨迹 j^* 关

联, 包括:

如果 $\mu_{ij} \geq \varepsilon$, 则终结轨迹 i 与新航迹 j^* 关联, 其中, ε 表示可信度阈值, ε 的取值范围: $0.5 \leq \varepsilon \leq 1$ 。

6、根据权利要求 4 所述的方法, 其特征在于, 若所述终结轨迹 i 与所述新航迹 j^* 之间的轨迹质量大于或等于轨迹质量阈值, 则确定所述终结轨迹 i 与所述新航迹 j^* 为同一轨迹, 包括:

如果 $m_{ij}(t) \geq 3$, 则认为终结轨迹 i 与新航迹 j^* 为同一轨迹, 同时, 采用线性插值的方法连接终结轨迹 i 与新航迹 j^* , 并将新航迹的轨迹号变成终结轨迹的轨迹号, 且终结轨迹 i 被恢复成已存在轨迹 i 。

7、一种电子装置, 其特征在于, 包括:

获取单元, 用于获取分别目标对象的第一图像特征和观测对象的第二图像特征;

相似度计算单元, 用于对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行 N 种特征类别的特征相似度计算, 得到 N 组特征相似度结果, 所述 N 为大于 1 的整数;

特征融合单元, 用于基于粗糙集的特征相似度对所述 N 组特征相似度结果进行筛选, 并将筛选后的结果进行融合, 得到特征融合结果;

关联计算单元, 用于基于最大熵直觉模糊聚类, 根据所述特征融合结果进行关联代价矩阵计算, 得到关联代价矩阵计算结果;

轨迹关联单元, 用于根据所述关联代价矩阵计算结果判断所述目标对象与所述观测对象是否关联, 若否, 则对所述目标对象进行目标轨迹管理, 统计视频中目标对象的新起轨迹和终结轨迹, 得到所述终结轨迹集以及所述新轨迹集; 根据所述终结轨迹集以及所述新轨迹集进行模糊轨迹关联, 包括: S1 获取视频中的终结轨迹集以及新轨迹集, 并确定所述终结轨迹集与所述新轨迹集的模糊可信度矩阵; S2 对于所述终结轨迹集中的终结轨迹 i 以及所述新轨迹集中第 n 时刻的新航迹 j^* : 根据所述模糊可信度矩阵确定所述终结轨迹 i 与所述新航迹 j^* 之间的最大相识度; 若所述最大相识度大于或等于可信度阈值, 则所述终结轨迹 i 与所述新航迹 j^* 关联, 且所述新航迹 j^* 不与其它终结轨迹关联; S3 当所述终结轨迹 i 与所述新航迹 j^* 关联时, 若所述终结轨迹 i 与所述新航迹 j^* 之间的轨迹质量大于或等于轨迹质量阈值, 则确定所述终结轨迹 i 与所述新航迹 j^* 为同一轨迹; 若所述终结轨迹 i 与所述新航迹 j^* 之间的轨迹质量小于所述轨迹质量阈值, 则确定所述终结轨迹 i 与所述新航迹 j^* 不是同一轨迹; 重复步骤 S2 与 S3, 直至所述视频目标数据中所有的轨迹都完成关联。

8、一种电子装置, 其特征在于, 包括: 存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机程序, 其特征在于, 所述处理器执行所述计算机程序时, 实现权利要求 1 至 6 中的任意一项所述方法。

9、一种计算机可读存储介质, 其上存储有计算机程序, 其特征在于, 所述计算机程序被处理器执行时, 实现权利要求 1 至 6 中的任意一项所述方法。

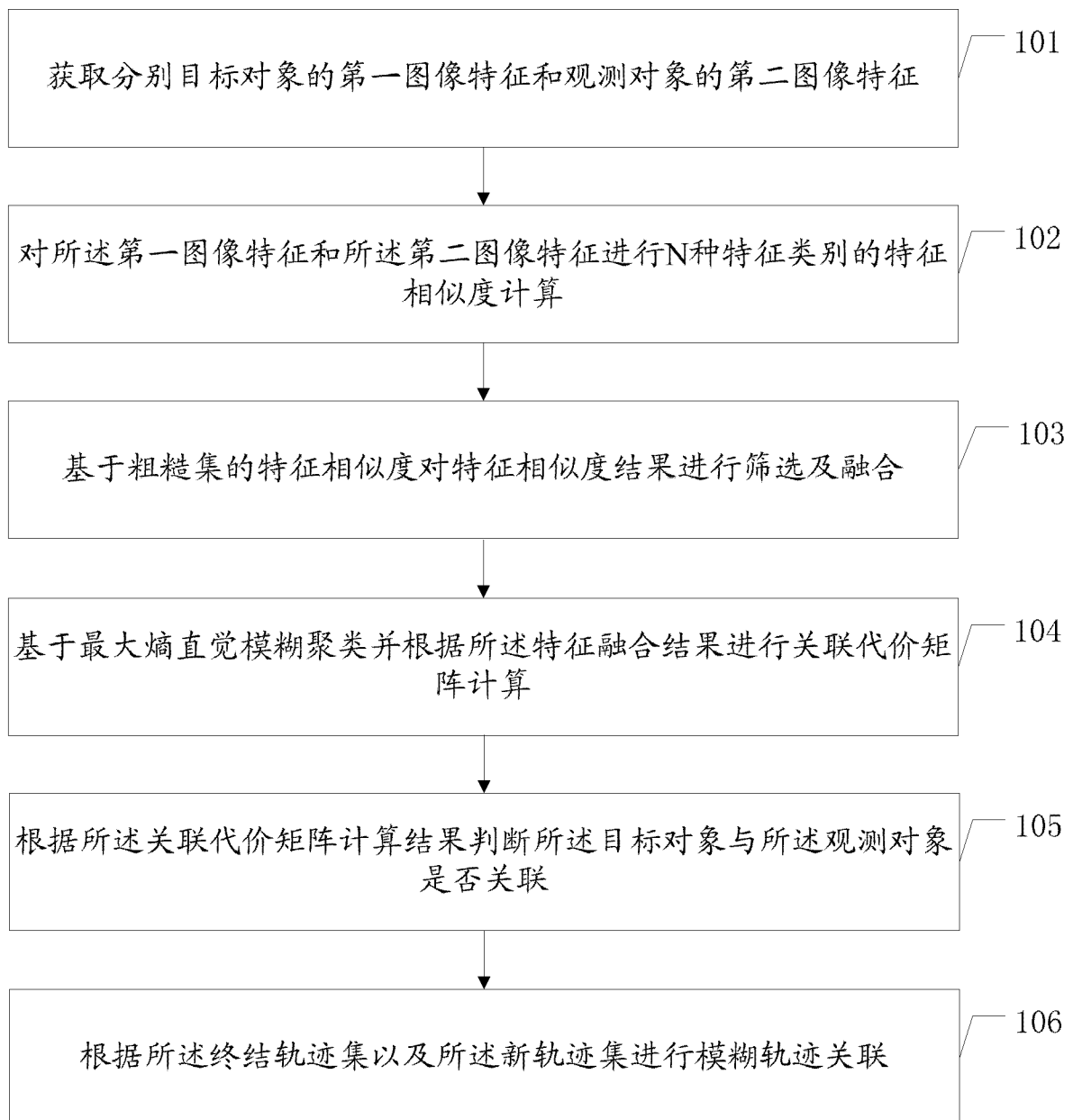


图 1-a

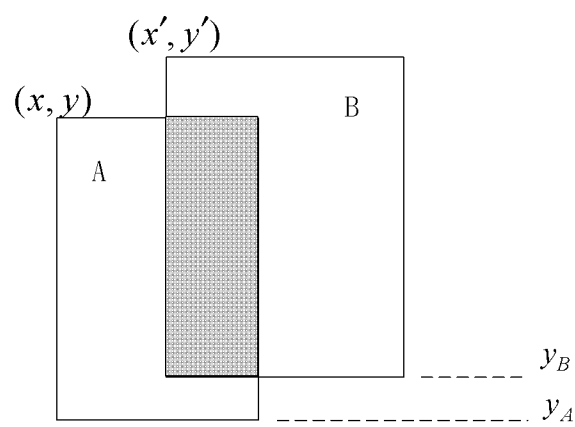


图 1-b

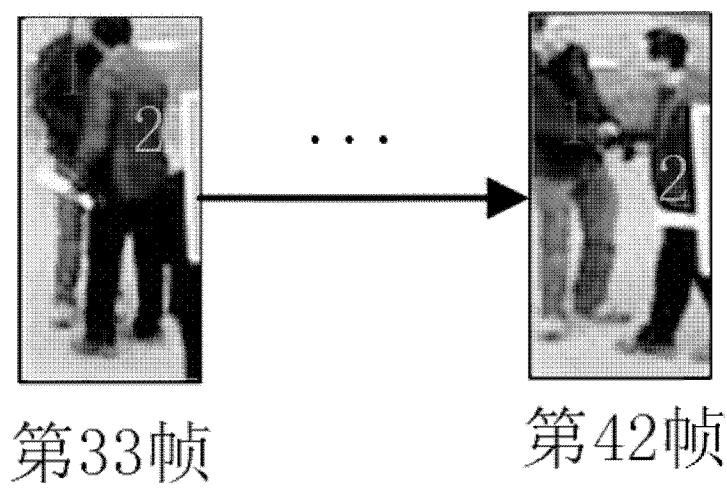


图 1-c

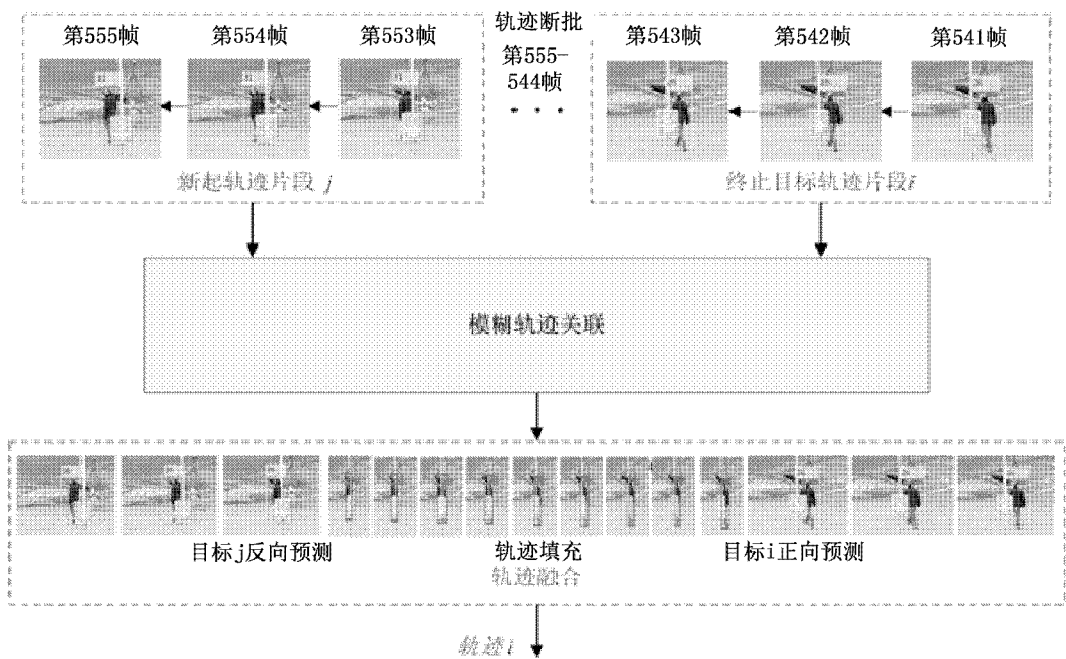


图 1-d

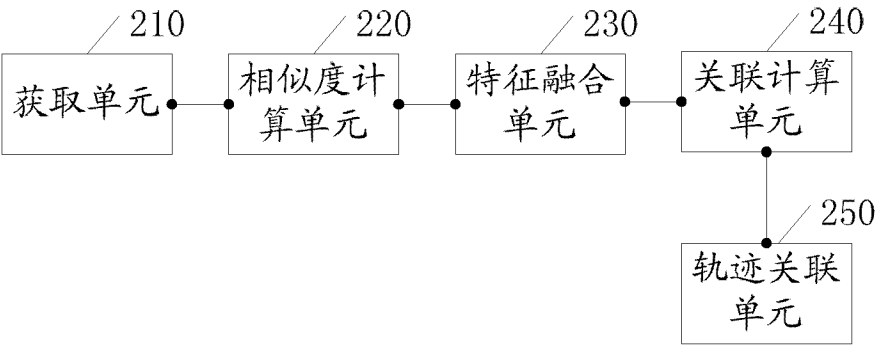


图 2

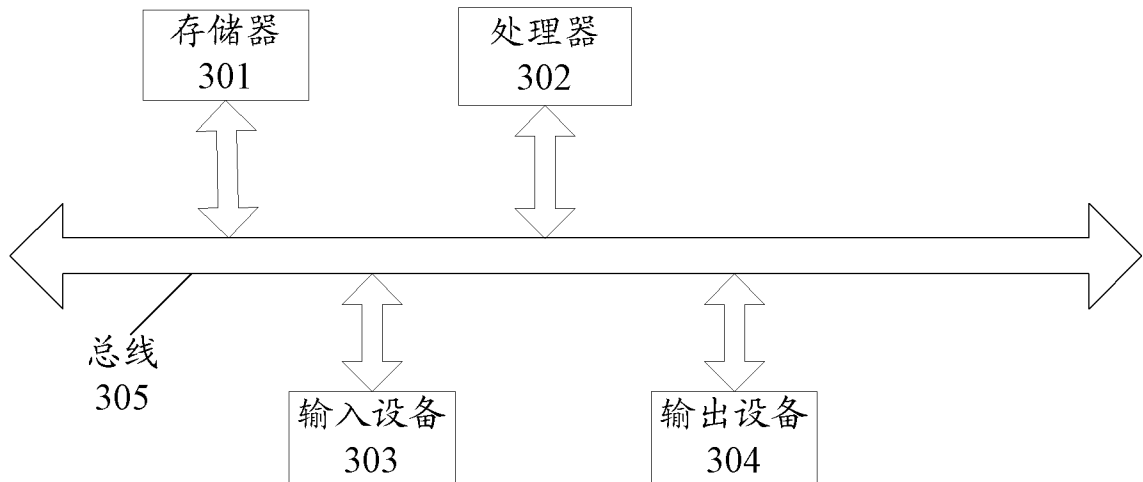


图 3

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2019/072682

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06K 9/00(2006.01)i; G06T 7/246(2017.01)i; G06K 9/46(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06K; G06T

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT, WPI, EPODOC, CNKI, IEEE: 深圳大学, 李良群, 湛西羊, 谢维信, 刘宗香, 视频, 目标, 数据关联, 特征, 相似度, 融合, 粗糙集, 最大熵直觉模糊聚类, 关联代价矩阵, 轨迹, 跟踪, 追踪, 模糊, 阈值, video, target, object, data association, feature, attribute, similarity, fusion, rough set, maximum entropy intuitionistic fuzzy clustering, correlation cost matrix, track+, fuzzy, threshold

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	ZHAN, Xiyang et al. "Online Multi-Object Tracking via maximum entropy Intuitionistic Fuzzy Data Association" 2018 14th IEEE International Conference on Signal Processing (ICSP), 16 August 2018 (2018-08-16), pp. 803-806	1-9
Y	CN 107545582 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 05 January 2018 (2018-01-05) description, paragraphs [0025]-[0190]	1-9
Y	CN 107516321 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 26 December 2017 (2017-12-26) description, paragraphs [0022]-[0190]	1-9
A	CN 103955947 A (NANJING UNIVERSITY OF POSTS AND TELECOMMUNICATIONS) 30 July 2014 (2014-07-30) entire document	1-9
A	李俊 等 (LI, Jun et al.). "基于模糊空时线索的多目标在线跟踪算法 (Online Multiple Target Tracking Algorithm Based on Fuzzy Spatio-Temporal Cues)" 电子学报 (Acta Electronica Sinica), Vol. 45, No. 3, 31 March 2017 (2017-03-31), entire document	1-9



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
 "E" earlier application or patent but published on or after the international filing date
 "L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
 "O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
 "P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
 "X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
 "Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
 "&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

16 August 2019

Date of mailing of the international search report

27 August 2019

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2019/072682

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	107545582	A	05 January 2018	WO	2019006633	A1	10 January 2019
CN	107516321	A	26 December 2017	WO	2019006632	A1	10 January 2019
CN	103955947	A	30 July 2014	None			

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2019/072682

A. 主题的分类

G06K 9/00(2006.01)i; G06T 7/246(2017.01)i; G06K 9/46(2006.01)i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

G06K; G06T

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))

CNPAT, WPI, EPDOC, CNKI, IEEE: 深圳大学, 李良群, 湛西羊, 谢维信, 刘宗香, 视频, 目标, 数据关联, 特征, 相似度, 融合, 粗糙集, 最大熵直觉模糊聚类, 关联代价矩阵, 轨迹, 跟踪, 追踪, 模糊, 阈值, video, target, object, data association, feature, attribute, similarity, fusion, rough set, maximum entropy intuitionistic fuzzy clustering, correlation cost matrix, track+, fuzzy, threshold

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
Y	ZHAN, Xi-yang et al. "Online Multi-Object Tracking via maximum entropy Intuitionistic Fuzzy Data Association" 2018 14th IEEE International Conference on Signal Processing (ICSP), 2018年 8月 16日 (2018 - 08 - 16), 第803-806页	1-9
Y	CN 107545582 A (深圳大学) 2018年 1月 5日 (2018 - 01 - 05) 说明书第[0025]-[0190]段	1-9
Y	CN 107516321 A (深圳大学) 2017年 12月 26日 (2017 - 12 - 26) 说明书第[0022]-[0190]段	1-9
A	CN 103955947 A (南京邮电大学) 2014年 7月 30日 (2014 - 07 - 30) 全文	1-9
A	李俊 等. "基于模糊空时线索的多目标在线跟踪算法" 电子学报, 第45卷, 第3期, 2017年 3月 31日 (2017 - 03 - 31), 全文	1-9

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2019年 8月 16日

国际检索报告邮寄日期

2019年 8月 27日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局(ISA/CN)

中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10)62019451

受权官员

王曼莉

电话号码 86-(10)-53961741

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2019/072682

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	107545582	A	2018年 1月 5日	W0	2019006633	A1	2019年 1月 10日
CN	107516321	A	2017年 12月 26日	W0	2019006632	A1	2019年 1月 10日
CN	103955947	A	2014年 7月 30日	无			