(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
2018 年 11 月 1 日 (01.11.2018)

WIPO | PCT

(10) 国际公布号
WO 2018/196396 A1

(51) 国际专利分类号:
G06K 9/62 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2017/115769

(22) 国际申请日: 2017 年 12 月 13 日 (13.12.2017)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201710272142.7 2017年4月24日 (24.04.2017) CN

(71) 申请人: 清 华 大 学 (TSINGHUA UNIVERSITY) [CN/CN]; 中 国 北 京 市 海 淀 区 清 华 园, Beijing 100084 (CN)。

(72) 发明人: 鲁继文(LU, Jiwen); 中国北京市海淀区清华园, Beijing 100084 (CN)。 周杰(ZHOU, Jie); 中国北京市海淀区清华园, Beijing 100084 (CN)。 任亮亮(REN, Liangliang); 中国北京市海淀区清华园, Beijing 100084 (CN)。 林己(LIN, Ji); 中国北京市海淀区清华园, Beijing 100084 (CN)。

(74) 代理人: 北 京 清 亦 华 知 识 产 权 代 理 事 务 所 (普 通 合 伙) (TSINGYIHUA INTELLECTUAL PROPERTY LLC); 中国北京市海淀区清华园清华大学照澜院商业楼301室, Beijing 100084 (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, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX,

WO 2018/196396 A1

(54) **Title:** PERSON RE-IDENTIFICATION METHOD BASED ON CONSISTENCY CONSTRAINT FEATURE LEARNING

(54) 发明名称: 基于一致性约束特征学习的行人再识别方法

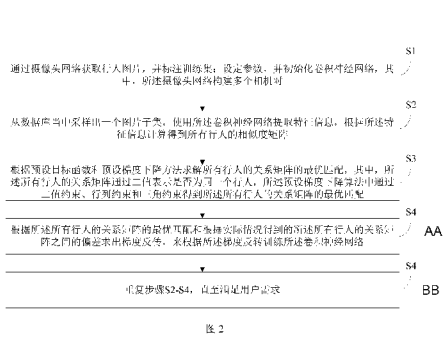


图 2

S1 Acquire a picture of a person by means of a camera network and mark a training set, and set a parameter and initialize a convolutional neural network, wherein the camera network constructs a plurality of camera pairs

S2 Sample a subset of pictures from a database, extract feature information by using the convolutional neural network, and calculate and obtain a similarity matrix of all people according to the feature information

S3 Solve the optimal matching of a relationship matrix of all the people according to a pre-set objective function and a pre-set gradient descent method, wherein the relationship matrix of all the people indicates whether the people are the same person by means of a binary value, and the optimal matching of the relationship matrix of all the people is obtained by means of binary constraint, determinant constraint and triangle constraint in the pre-set gradient descent algorithm

AA Obtain gradient back propagation according to a deviation between the optimal matching of the relationship matrix of all the people and a relationship matrix, obtained according to actual situations, of all the people, so as to train the convolutional neural network according to the gradient back propagation

BB Repeat steps S2-S4 until the user requirements are met6

(57) **Abstract:** A person re-identification method based on consistency constraint feature learning, comprising: acquiring a picture of a person by means of a camera network and marking a training set, and setting a parameter and initializing a convolutional neural network, wherein the camera network constructs a plurality of camera pairs (S1); sampling a subset of pictures from a database, extracting feature information by using the convolutional neural network, and calculating and obtaining a similarity matrix of all people according to the feature information (S2); solving the optimal matching of a relationship matrix of all the people according to a pre-set objective

[见续页]

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))。

function and a pre-set gradient descent method; obtaining gradient back propagation according to a deviation between the optimal matching of the relationship matrix of all the people and a relationship matrix, obtained according to actual situations, of all the people, so as to train the convolutional neural network according to the gradient back propagation (S4); and repeating steps S2-S4 until the user requirements are met (S5). The method can adapt to an application scenario of matching under a large camera network, thereby eliminating a contradictory matching error.

(57) 摘要：一种基于一致性约束特征学习的行人再识别方法，包括：通过摄像头网络获取行人图片，并标注训练集；设定参数，并初始化卷积神经网络，所述摄像头网络构建多个相机对（S1）；从数据库当中采样出一个图片子集，使用卷积神经网络提取特征信息，根据特征信息计算得到所有行人的相似度矩阵（S2）；根据预设目标函数和预设梯度下降方法求解所有行人的关系矩阵的最优匹配；根据所有行人的关系矩阵的最优匹配和根据实际情况得到的所有行人的关系矩阵之间的偏差求出梯度反传，来根据梯度反转训练卷积神经网络（S4）；重复步骤S2-S4，直至满足用户需求（S5）。所述方法能够适应大型摄像机网络下进行匹配的应用场景，消除互相矛盾的匹配误差。

基于一致性约束特征学习的行人再识别方法

相关申请的交叉引用

本申请要求清华大学于 2017 年 04 月 24 日提交的、发明名称为“基于一致性约束特征学习的行人再识别方法”的、中国专利申请号“201710272142.7”的优先权。

技术领域

本发明涉及数字图像处理技术领域，具体涉及一种基于一致性约束特征学习的行人再识别方法。

背景技术

行人再识别（Person Re-Identification）就是在不同的摄像机的视角下对采集的行人进行匹配，判断不同的图片是否属于同一个人。行人再识别在监控安防等领域有广泛的应用和广阔的前景，但是由于采集到的行人图片在尺寸、光照、视角、姿态等方面都有很大的变化，所以尽管近几年很多研究者参与到相关的研究当中，也一直没有被很好地解决。

现阶段的行人再识别方式主要都是基于对对匹配（pairwise re-identification），也就是每次只考虑两张采集的图片是否属于同一个人，得到一个相似度的数值。当前的方法主要可以分为两类：基于图片的行人再识别和基于视频的行人再识别。基于图片的方法着重于寻找一种有足够分辨能力的特征和一种更优的度量方式来提升行人再识别系统的性能。行人再识别常用的特征有颜色直方图特征，颜色描述子，局部二值模式（LBP），尺寸不变性特征变换和尺寸不变局部三值模式等等，这些特征在提升识别的准确率方面有着非常重要的作用。另一方面，度量学习也是增强系统性能的重要部分，包括局部自适应决策函数（LADF），跨视角平方辨别分析（XQDA），概率相关距离比较（PRDC），局部 fisher 辨别分析（LFDA）及其核函数变换（k-LFDA）等方法。基于视频的行人再识别方法主要关注怎样对行人视频序列进行有效的建模，并且提出新的匹配技巧来减小摄像机镜头畸变和光照变化带来的影响。代表性的方法有条件随机场、时空特征描述子，视频排序函数和顶推受限匹配等等。

近年来深度学习在很多计算机视觉领域都取得了重大的突破，比如图片分类、物体检测、人脸识别等方向，并且也有越来越多的方法将深度学习应用到行人再识别当中，取得了很好的结果。相关技术中提出了以下方式：

一种孪生神经网络来进行行人再识别，使用了三组孪生卷积神经网络（S-CNN）来进

行深度特征学习；

一种基于交叉输入邻域差值的方法来提取跨摄像机视角的特征关系；一种深度滤波匹配神经网络（FPNN）来同时解决对齐误差、光度和摄影几何变换、摄像机畸变和背景区域干扰等等问题；

一种同时包含共享网络和两个非共享子网络的结构，可以同时提取单张图片的特征和跨图片的特征表达；

一种带阀门的孪生卷积升级网络结构，通过比较不同图片对之间的中层特征来选择性地对某些公共局部特征进行着重比较。

以上的方法都是基于一对摄像机进行匹配，这和现实生活当中由几百个摄像机组成的摄像机网络环境相比有比较大的不符。同时所有的方法都采用了 pairwise 的比较方式，每次只考虑两张图片，这样没有很好地利用摄像机下的结构特征来帮助匹配，会出现互相冲突的匹配情况，比如图 1 当中就是一个例子，其中行人 P1 与 P2、P1 和 P3 被认为是同一个人，而 P2 和 P3 被认为是不同的人，导致行人识别精度低。

发明内容

有鉴于此，本发明的第一个目的旨在提出一种行人识别精度高的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法，适应大型摄像机网络下进行匹配的应用场景，消除互相矛盾的匹配误差。

为达到上述目的，本发明的技术方案是这样实现的：

一种基于一致性约束特征学习的行人再识别方法，包括以下步骤：S1：通过摄像头网络获取行人图片，并标注训练集；设定参数，并初始化卷积神经网络，其中，所述摄像头网络构建多个相机对；S2：从数据库当中采样出一个图片子集，使用所述卷积神经网络提取特征信息，根据所述特征信息计算得到所有行人的相似度矩阵；S3：根据预设目标函数和预设梯度下降方法求解所有行人的关系矩阵的最优匹配，其中，所述所有行人的关系矩阵通过二值表示是否为同一个行人，所述预设梯度下降算法中通过二值约束、行列约束和三角约束得到所述所有行人的关系矩阵的最优匹配；S4：根据所述所有行人的关系矩阵的最优匹配和根据实际情况得到的所述所有行人的关系矩阵之间的偏差求出梯度反传，来根据所述梯度反转训练所述卷积神经网络；S5：重复步骤 S2-S4，直至满足用户需求。

进一步地，使用 DPM（Deformable Part Model，可变部件模型）从所述行人图片中将得到行人信息。

可选地，步骤 S3 中还包括：引入预设损失函数，以缩短所述所有行人的关系矩阵的最优匹配和根据实际情况得到的所述所有行人的关系矩阵之间的偏差。

进一步地，步骤 S3 进一步包括：

提供全局最优匹配目标和约束条件，得到以下公式：

$$\max_{\mathbf{H}} \mathbf{Sim} = \sum_{a,b=1,a<b}^{m} \mathbf{C}^{a,b} \cdot \mathbf{H}^{a,b}$$

$$\text{subject to: } \mathbf{H}_{i,j}^{a,b} \in \{0,1\}, \sum_{i=1}^{n} \mathbf{H}_{i,j}^{a,b} = 1,$$

$$\sum_{j=1}^{n} \mathbf{H}_{i,j}^{a,b} = 1, \mathbf{H}_{i,k}^{a,c} \mathbf{H}_{k,j}^{c,b} \leq \mathbf{H}_{i,j}^{a,b},$$

$$\forall a, b, c = 1, 2, ..., m, a < b$$

其中，C 表示相似度矩阵，H 表示关系矩阵，$C_{i,j}^{a,b}$表示摄像头 a 中第 i 个人和摄像机 b 中第 j 个人的相似度，$H_{i,j}^{a,b}$表示摄像头 a 中第 i 个人和摄像头 b 中第 j 个人是否是同一个人，1 或者 0 表示是或者不是同一个人；

关系矩阵 H 的二值约束如下：

$$\mathbf{J_B} = \|(\mathbf{H} - 0.5) \cdot (\mathbf{H} - 0.5) - 0.25\|_F^2$$

关系矩阵 H 的行列约束如下：

$$\mathbf{J_R} = \|\mathbf{He} - \mathbf{e}\|_2^2, \mathbf{J_C} = \|\mathbf{e^T H} - \mathbf{e^T}\|_2^2$$

其中

$$\mathbf{e} = [1, 1, \cdots, 1]^{\mathbf{T}}$$

三角约束如下：

$$\mathbf{J_T}^{a,c,b} = \| \max\{0, \mathbf{H}^{a,c}\mathbf{H}^{c,b} - \mathbf{H}^{a,b}\}\|_F^2$$

$$\text{where } \forall 1 \leq a < b < c \leq m.$$

后将全局最大目标函数和约束函数结合得到以下公式：

$$\min_{\mathbf{H}} \mathbf{J_1} = \sum_{a,b=1}^{m} (-\|\mathbf{H}^{a,b} \cdot \mathbf{C}^{a,b}\|_F^2) + \sum_{a,b=1}^{m} (\alpha \mathbf{J_B}^{a,b} + \beta(\mathbf{J_R}^{a,b} + \mathbf{J_C}^{a,b})) + \mu \frac{1}{m-2} \sum_{a,c,b}^{m} \mathbf{J_T}^{a,c,b}$$

引入损失函数，以缩短所述所有行人的关系矩阵的最优匹配和根据实际情况得到的所述所有行人的关系矩阵之间的偏差：

$$\arg\min_{f} \mathbf{J_2} = (\|\mathbf{H} - \mathbf{H}^*\|_F^2)$$

以所述预设损失函数作为监督信号，进行反向传播，使用梯度下降方法求解，具体的直接导数如下：

$$\frac{\partial \mathbf{J_2}}{\partial \mathbf{x}_i} = (\mathbf{H}_{i,j} - \mathbf{H}^*_{i,j}) \cdot \frac{1}{\|\mathbf{x}_i\|\|\mathbf{x}_j\|} \cdot (\mathbf{x}_j - \frac{\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \mathbf{x}_i}{\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_i})$$

$$\frac{\partial \mathbf{J_2}}{\partial \mathbf{x}_j} = (\mathbf{H}_{i,j} - \mathbf{H}^*_{i,j}) \cdot \frac{1}{\|\mathbf{x}_i\|\|\mathbf{x}_j\|} \cdot (\mathbf{x}_i - \frac{\mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j}{\mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_j})$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \mathbf{J_1}}{\partial \mathbf{H}^{a,b}} = & -\mathbf{H}^{a,b} \cdot \mathbf{C}^{(a,b)2} \\ & +\alpha((\mathbf{H}^{a,b} - 0.5)^{\cdot 2} - 0.25) \cdot (\mathbf{H}^{a,b} - 0.5) \\ & +\beta((\mathbf{H}^{a,b}\mathbf{e} - \mathbf{e})\mathbf{e}^{\mathbf{T}} + \mathbf{e}(\mathbf{e}^{\mathbf{T}}\mathbf{H}^{a,b} - \mathbf{e}^{\mathbf{T}})) \\ & +\mu \sum_{c}^{m} -(max\{0, \mathbf{H}^{a,c}\mathbf{H}^{c,b} - \mathbf{H}^{a,b}\})\end{aligned}$$

其中 x 代表提取的特征。

相对于现有技术，本发明所述的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法具有以下优势：

本发明所述的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法，首先获得摄像头拍摄到的图片，然后用现有的方法将行人框出。使用神经网络对行人图片进行特征提取，对两个摄像头之间的所有行人建立相似度矩阵，然后再使用本发明中的梯度下降算法求解最优无冲

突匹配。实验结果证明，该方法极大得提高了性能。

本发明的第二个目的在于提出一种设备，该设备可以适应大型摄像机网络下进行匹配的应用场景，消除互相矛盾的匹配误差。

为达到上述目的，本发明的技术方案是这样实现的：

一种设备，包括：一个或者多个处理器；存储器；一个或者多个程序，所述一个或者多个程序存储在所述存储器中，当被所述一个或者多个处理器执行时，执行上述实施例所述的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法。

所述的设备与上述的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法相对于现有技术所具有的优势相同，在此不再赘述。

本发明的第三个目的在于提出一种非易失性计算机存储介质，该非易失性计算机存储介质可以适应大型摄像机网络下进行匹配的应用场景，消除互相矛盾的匹配误差。

为达到上述目的，本发明的技术方案是这样实现的：

一种非易失性计算机存储介质，所述计算机存储介质存储有一个或者多个程序，当所述一个或者多个程序被一个设备执行时，使得所述设备执行本发明上述实施例的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法。

所述的非易失性计算机存储介质与上述的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法相对于现有技术所具有的优势相同，在此不再赘述。

附图说明

构成本发明的一部分的附图用来提供对本发明的进一步理解，本发明的示意性实施例及其说明用于解释本发明，并不构成对本发明的不当限定。在附图中：

图 1 是相关技术中行人再识别的示意图；

图 2 是本发明实施例的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法的流程图；

图 3 是本发明基于一致性约束特征学习的行人再识别方法一个示例的流程图。

具体实施方式

需要说明的是，在不冲突的情况下，本发明中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

下面将参考附图并结合实施例来详细说明本发明。

图 2 是本发明一个实施例的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法。如图 2 所示，本发明实施例的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法，包括以下步骤：

S1：通过摄像头网络获取行人图片，并标注训练集；设定参数，并初始化卷积神经网

络，其中，摄像头网络构建多个相机对。

在本发明的一个实施例中，使用 DPM 从行人图片中将得到行人信息。

S2：从数据库当中采样出一个图片子集，使用卷积神经网络提取特征信息，根据特征信息计算得到所有行人的相似度矩阵。

S3：根据预设目标函数和预设梯度下降方法求解所有行人的关系矩阵的最优匹配，其中，所有行人的关系矩阵通过二值表示是否为同一个行人，预设梯度下降算法中通过二值约束、行列约束和三角约束得到所有行人的关系矩阵的最优匹配；

在本发明的一个实施例中，步骤 S3 中还包括：

引入预设损失函数，以缩短所有行人的关系矩阵的最优匹配和根据实际情况得到的所有行人的关系矩阵之间的偏差。

在本发明的一个实施例中，步骤 S3 进一步包括：

提供全局最优匹配目标和约束条件，得到以下公式：

$$\max_{\mathbf{H}} \mathbf{Sim} = \sum_{a,b=1,a<b}^{m} \mathbf{C}^{a,b}\cdot\mathbf{H}^{a,b}$$

$$\text{subject to: } \mathbf{H}_{i,j}^{a,b} \in \{0,1\}, \sum_{i=1}^{n} \mathbf{H}_{i,j}^{a,b} = 1,$$

$$\sum_{j=1}^{n} \mathbf{H}_{i,j}^{a,b} = 1, \mathbf{H}_{i,k}^{a,c}\mathbf{H}_{k,j}^{c,b} \leq \mathbf{H}_{i,j}^{a,b},$$

$$\forall a,b,c = 1,2,...,m, a < b$$

其中，C 表示相似度矩阵，H 表示关系矩阵，$C_{i,j}^{a,b}$表示摄像头 a 中第 i 个人和摄像机 b 中第 j 个人的相似度，$H_{i,j}^{a,b}$表示摄像头 a 中第 i 个人和摄像头 b 中第 j 个人是否是同一个人，1 或者 0 表示是或者不是同一个人；

关系矩阵 H 的二值约束如下：

$$\mathbf{J_B} = \|(\mathbf{H}-0.5)\cdot(\mathbf{H}-0.5)-0.25\|_F^2$$

关系矩阵 H 的行列约束如下：

$$\mathbf{J_R} = \|\mathbf{He}-\mathbf{e}\|_2^2, \mathbf{J_C} = \|\mathbf{e^T H}-\mathbf{e^T}\|_2^2$$

其中

$$\mathbf{e} = [1, 1, \cdots, 1]^{\mathbf{T}}$$

三角约束如下：

$$\mathbf{J_T}^{a,c,b} = \| \max\{0, \mathbf{H}^{a,c}\mathbf{H}^{c,b} - \mathbf{H}^{a,b}\}\|_F^2$$

where $\forall 1 \leq a < b < c \leq m$.

后将全局最大目标函数和约束函数结合得到以下公式：

$$\begin{aligned}\min_{\mathbf{H}} \mathbf{J_1} &= \sum_{a,b=1}^{m} (-\|\mathbf{H}^{a,b} \cdot \mathbf{C}^{a,b}\|_F^2) \\ &+ \sum_{a,b=1}^{m} (\alpha \mathbf{J_B}^{a,b} + \beta(\mathbf{J_R}^{a,b} + \mathbf{J_C}^{a,b})) \\ &+ \mu \frac{1}{m-2} \sum_{a,c,b}^{m} \mathbf{J_T}^{a,c,b}\end{aligned}$$

引入损失函数，以缩短所有行人的关系矩阵的最优匹配和根据实际情况得到的所有行人的关系矩阵之间的偏差：

$$\arg\min_{f} \mathbf{J_2} = (\|\mathbf{H} - \mathbf{H}^*\|_F^2)$$

以预设损失函数作为监督信号，进行反向传播，使用梯度下降方法求解，具体的直接导数如下：

$$\frac{\partial \mathbf{J_2}}{\partial \mathbf{x}_i} = (\mathbf{H}_{i,j} - \mathbf{H}^*_{i,j}) \cdot \frac{1}{\|\mathbf{x}_i\|\|\mathbf{x}_j\|} \cdot (\mathbf{x}_j - \frac{\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \mathbf{x}_i}{\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_i})$$

$$\frac{\partial \mathbf{J_2}}{\partial \mathbf{x}_j} = (\mathbf{H}_{i,j} - \mathbf{H}^*_{i,j}) \cdot \frac{1}{\|\mathbf{x}_i\|\|\mathbf{x}_j\|} \cdot (\mathbf{x}_i - \frac{\mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j}{\mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_j})$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \mathbf{J_1}}{\partial \mathbf{H}^{a,b}} &= -\mathbf{H}^{a,b} \cdot \mathbf{C}^{(a,b)2} \\ &+\alpha((\mathbf{H}^{a,b} - 0.5)^{\cdot 2} - 0.25) \cdot (\mathbf{H}^{a,b} - 0.5) \\ &+\beta((\mathbf{H}^{a,b}\mathbf{e} - \mathbf{e})\mathbf{e}^{\mathbf{T}} + \mathbf{e}(\mathbf{e}^{\mathbf{T}}\mathbf{H}^{a,b} - \mathbf{e}^{\mathbf{T}})) \\ &+\mu \sum_{c}^{m} -(max\{0, \mathbf{H}^{a,c}\mathbf{H}^{c,b} - \mathbf{H}^{a,b}\})\end{aligned}$$

其中 x 代表提取的特征。

S4：根据所有行人的关系矩阵的最优匹配和根据实际情况得到的所有行人的关系矩阵之间的偏差求出梯度反传，来根据梯度反转训练卷积神经网络；

S5：重复步骤 S2-S4，直至满足用户需求。

为使本领域人员进一步理解本发明，将通过以下实施例进行详细说明。

图 3 是本发明基于一致性约束特征学习的行人再识别方法一个示例的流程图。如图 3 所示，对于一个有 m 个摄像头的网络，一共有 m(m-1)/2 个可能的相机对，对于每个相机对构建两个矩阵：相似度矩阵 C 和关系矩阵 H。相似度矩阵 C 的每一个元素记录了相应摄像机对内两个人的相似度，相似度为一个 0-1 之间的数值，用$C_{i,j}^{a,b}$来记录摄像机 a 中第 i 个人和摄像机 b 中第 j 个人的相似度；关系矩阵 H 的每一个元素是 1 或者 0，代表是或者不是同一个人，用$H_{i,j}^{a,b}$来记录摄像头 a 中第 i 个人和摄像头 b 中第 j 个人是否是同一个人。

为了达到整体最优的匹配效果，本发明不能像其他的方法一样仅仅考虑两个图片之间的相似度，而需要同时考虑全局的相似度，希望让全局的相似度最大。显示场景中的行人匹配时，通常不同摄像头会采集到不同的人，对于同一个人的采集仅有一部分相同。假设每个相机内的行人都是相同的。在这种情况下，为了保持结果的一致性，H 矩阵需要有一些约束条件，比如 H 的每一个元素只能是 0 或者 1，并且每一行、每一列有且仅有一个 1，其余都为 0，同时还要考虑一个环路的约束。如果认为 P1 和 P2、P2 和 P3、P3 和 P4、P4 和 P5 都是同一个人，为了保持识别的一致性，也应该认为 P1 和 P5 是同一个人。这样的环路约束可以分解为若干个三角形的约束，并且很容易证明只要所有的三角形约束满足，那么这样的环路约束也便满足。总结以上的全局最优匹配目标和约束条件，得到以下公式：

$$\max_{\mathbf{H}} \mathbf{Sim} = \sum_{a,b=1,a<b}^{m} \mathbf{C}^{a,b} \cdot \mathbf{H}^{a,b}$$

$$\text{subject to:} \quad \mathbf{H}_{i,j}^{a,b} \in \{0,1\}, \sum_{i=1}^{n} \mathbf{H}_{i,j}^{a,b} = 1,$$

$$\sum_{j=1}^{n} \mathbf{H}_{i,j}^{a,b} = 1, \mathbf{H}_{i,k}^{a,c} \mathbf{H}_{k,j}^{c,b} \leq \mathbf{H}_{i,j}^{a,b},$$

$$\forall a, b, c = 1, 2, ..., m, a < b$$

在给定 C 矩阵的情况下来求解 H 矩阵的方法有很多，比如采用的二值规划方法。但是这样的方法是 NP 难的，当摄像头数目和人数上升之后，复杂度很快过于高而不可解。为

了解决这个问题，本发明提出了一种使用梯度下降法来求解最优匹配矩阵 H 的方法。虽然 H 是二值的，但是为了梯度下降求解，首先将其连续化，并将每一个元素初始化为 1/n（n 为人数），再施加以下目标函数使之收敛到最优匹配结果。

第一项是二值约束，希望 H 矩阵尽量是二值的，如下：

$$\mathbf{J_B} = \|(\mathbf{H} - 0.5) \cdot (\mathbf{H} - 0.5) - 0.25\|_F^2$$

第二项是行列约束，希望 H 的每一行和每一列均只有一个 1，其余是 0，于是提出以下目标函数来保证每一个行的和为 1：

$$\mathbf{J_R} = \|\mathbf{He} - \mathbf{e}\|_2^2, \mathbf{J_C} = \|\mathbf{e^T H} - \mathbf{e^T}\|_2^2$$

其中

$$\mathbf{e} = [1, 1, \cdots, 1]^{\mathbf{T}}$$

二值约束和行列约束一起保证了 H 的每一行和每一列均只有一个 1，其余为 0。

为了保证环路约束，将环路拆解为三角形，提出三角约束：

$$\mathbf{J_T}^{a,c,b} = \| \max\{0, \mathbf{H}^{a,c}\mathbf{H}^{c,b} - \mathbf{H}^{a,b}\}\|_F^2$$

$$\text{where } \forall 1 \leq a < b < c \leq m.$$

最后将全局最大目标函数和约束函数结合得到以下公式：

$$\begin{aligned}\min_{\mathbf{H}} \mathbf{J_1} &= \sum_{a,b=1}^{m} (-\|\mathbf{H}^{a,b} \cdot \mathbf{C}^{a,b}\|_F^2) \\ &+ \sum_{a,b=1}^{m} (\alpha \mathbf{J_B}^{a,b} + \beta(\mathbf{J_R}^{a,b} + \mathbf{J_C}^{a,b})) \\ &+ \mu \frac{1}{m-2} \sum_{a,c,b}^{m} \mathbf{J_T}^{a,c,b}\end{aligned}$$

然后希望求解得到的最优匹配 H 和真正的结果 H*尽量接近，引入损失函数：

$$\arg\min_{f} \mathbf{J_2} = (\|\mathbf{H} - \mathbf{H}^*\|_F^2)$$

以此作为监督信号，进行反向传播，使用梯度下降方法求解。具体的直接导数如下：

$$\frac{\partial \mathbf{J_2}}{\partial \mathbf{x}_i} = (\mathbf{H}_{i,j} - \mathbf{H}^*_{i,j}) \cdot \frac{1}{\|\mathbf{x}_i\|\|\mathbf{x}_j\|} \cdot (\mathbf{x}_j - \frac{\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \mathbf{x}_i}{\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_i})$$

$$\frac{\partial \mathbf{J_2}}{\partial \mathbf{x}_j} = (\mathbf{H}_{i,j} - \mathbf{H}^*_{i,j}) \cdot \frac{1}{\|\mathbf{x}_i\|\|\mathbf{x}_j\|} \cdot (\mathbf{x}_i - \frac{\mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j}{\mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_j})$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \mathbf{J_1}}{\partial \mathbf{H}^{a,b}} = & -\mathbf{H}^{a,b} \cdot \mathbf{C}^{(a,b)2} \\ & +\alpha((\mathbf{H}^{a,b} - 0.5)^{\cdot 2} - 0.25) \cdot (\mathbf{H}^{a,b} - 0.5) \\ & +\beta((\mathbf{H}^{a,b}\mathbf{e} - \mathbf{e})\mathbf{e}^{\mathbf{T}} + \mathbf{e}(\mathbf{e}^{\mathbf{T}}\mathbf{H}^{a,b} - \mathbf{e}^{\mathbf{T}})) \\ & +\mu \sum_{c}^{m} -(max\{0, \mathbf{H}^{a,c}\mathbf{H}^{c,b} - \mathbf{H}^{a,b}\})\end{aligned}$$

其中 x 代表了提取的特征。

对于不是所有人都出现在所有摄像头下的情况，对目标函数进行一些修改，如下：

$$\begin{aligned}\min_{\mathbf{H}} \mathbf{J}'_1 = & \sum_{a,b=1}^{m} (-\|\mathbf{H}^{a,b} \cdot \mathbf{C}^{a,b}\|_F^2) \\ & + \sum_{a,b=1}^{m} (\alpha {\mathbf{J_B}}^{a,b} + \beta({\mathbf{J'_R}}^{a,b} + {\mathbf{J'_C}}^{a,b})) \\ & + \mu \frac{1}{m-2} \sum_{a,c,b}^{m} {\mathbf{J_T}}^{a,c,b}\end{aligned}$$

$$\mathbf{J_B} = \|(\mathbf{H} - 0.5) \cdot (\mathbf{H} - 0.5) - 0.25\|_F^2$$
$$\mathbf{J_R}' = (\|(\mathbf{H}e - 0.5e) \cdot (\mathbf{H}e - 0.5e) - 0.25e\|_2^2$$
$$\mathbf{J_C}' = \|(e^T\mathbf{H} - 0.5e^T) \cdot (e^T\mathbf{H} - 0.5e^T) - 0.25e^T\|_2^2$$
$${\mathbf{J_T}}^{a,c,b} = \|\max\{0, \mathbf{H}^{a,c}\mathbf{H}^{c,b} - \mathbf{H}^{a,b}\}\|_F^2$$

此处省略梯度的求解。

进一步地，本发明的实施例公开了一种设备，该设备包括：一个或者多个处理器；存储器；一个或者多个程序，一个或者多个程序存储在存储器中，当被一个或者多个处理器执行时，执行上述实施例的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法。本发明所述的设备，首先获得摄像头拍摄到的图片，然后用现有的方法将行人框出。使用神经网络对行人

图片进行特征提取，对两个摄像头之间的所有行人建立相似度矩阵，然后再使用本发明中的梯度下降算法求解最优无冲突匹配。实验结果证明，该方法极大得提高了性能。

进一步地，本发明的实施例公开了一种非易失性计算机存储介质，该非易失性计算机存储介质存储有一个或者多个程序，当一个或者多个程序被一个设备执行时，使得设备执行本发明上述实施例的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法。本发明所述的设备，首先获得摄像头拍摄到的图片，然后用现有的方法将行人框出。使用神经网络对行人图片进行特征提取，对两个摄像头之间的所有行人建立相似度矩阵，然后再使用本发明中的梯度下降算法求解最优无冲突匹配。实验结果证明，该方法极大得提高了性能。

以上所述仅为本发明的较佳实施例而已，并不用以限制本发明，凡在本发明的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本发明的保护范围之内。

权利要求书

1、一种基于一致性约束特征学习的行人再识别方法，其特征在于，包括以下步骤：

S1：通过摄像头网络获取行人图片，并标注训练集；设定参数，并初始化卷积神经网络，其中，所述摄像头网络构建多个相机对；

S2：从数据库当中采样出一个图片子集，使用所述卷积神经网络提取特征信息，根据所述特征信息计算得到所有行人的相似度矩阵；

S3：根据预设目标函数和预设梯度下降方法求解所有行人的关系矩阵的最优匹配，其中，所述所有行人的关系矩阵通过二值表示是否为同一个行人，所述预设梯度下降算法中通过二值约束、行列约束和三角约束得到所述所有行人的关系矩阵的最优匹配；

S4：根据所述所有行人的关系矩阵的最优匹配和根据实际情况得到的所述所有行人的关系矩阵之间的偏差求出梯度反传，来根据所述梯度反转训练所述卷积神经网络；

S5：重复步骤 S2-S4，直至满足用户需求。

2、根据权利要求 1 所述的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法，其特征在于，使用 DPM（Deformable Part Model，可变部件模型）从所述行人图片中将得到行人信息。

3、根据权利要求 1 所述的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法，其特征在于，步骤 S3 中还包括：

引入预设损失函数，以缩短所述所有行人的关系矩阵的最优匹配和根据实际情况得到的所述所有行人的关系矩阵之间的偏差。

4、根据权利要求 3 所述的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法，其特征在于，步骤 S3 进一步包括：

提供全局最优匹配目标和约束条件，得到以下公式：

$$\max_{\mathbf{H}} \mathbf{Sim} = \sum_{a,b=1,a<b}^{m} \mathbf{C}^{a,b} \cdot \mathbf{H}^{a,b}$$

$$\text{subject to: } \mathbf{H}_{i,j}^{a,b} \in \{0,1\}, \sum_{i=1}^{n} \mathbf{H}_{i,j}^{a,b} = 1,$$

$$\sum_{j=1}^{n} \mathbf{H}_{i,j}^{a,b} = 1, \mathbf{H}_{i,k}^{a,c} \mathbf{H}_{k,j}^{c,b} \leq \mathbf{H}_{i,j}^{a,b},$$

$$\forall a, b, c = 1, 2, ..., m, a < b$$

其中，C 表示相似度矩阵，H 表示关系矩阵，$C_{i,j}^{a,b}$表示摄像头 a 中第 i 个人和摄像机 b 中第 j 个人的相似度，$H_{i,j}^{a,b}$表示摄像头 a 中第 i 个人和摄像头 b 中第 j 个人是否是同一个人，1 或者 0 表示是或者不是同一个人；

关系矩阵 H 的二值约束如下：

$$\mathbf{J_B} = \|(\mathbf{H} - 0.5) \cdot (\mathbf{H} - 0.5) - 0.25\|_F^2$$

关系矩阵 H 的行列约束如下：

$$\mathbf{J_R} = \|\mathbf{He} - \mathbf{e}\|_2^2, \mathbf{J_C} = \|\mathbf{e^T H} - \mathbf{e^T}\|_2^2$$

其中

$$\mathbf{e} = [1, 1, \cdots, 1]^{\mathbf{T}}$$

三角约束如下：

$$\mathbf{J_T}^{a,c,b} = \| \max\{0, \mathbf{H}^{a,c}\mathbf{H}^{c,b} - \mathbf{H}^{a,b}\}\|_F^2$$

$$\text{where } \forall 1 \leq a < b < c \leq m.$$

后将全局最大目标函数和约束函数结合得到以下公式：

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{H}} \mathbf{J_1} &= \sum_{a,b=1}^{m} (-\|\mathbf{H}^{a,b} \cdot \mathbf{C}^{a,b}\|_F^2) \\ &+ \sum_{a,b=1}^{m} (\alpha \mathbf{J_B}^{a,b} + \beta(\mathbf{J_R}^{a,b} + \mathbf{J_C}^{a,b})) \\ &+ \mu \frac{1}{m-2} \sum_{a,c,b}^{m} \mathbf{J_T}^{a,c,b} \end{aligned}$$

引入损失函数，以缩短所述所有行人的关系矩阵的最优匹配和根据实际情况得到的所述所有行人的关系矩阵之间的偏差：

$$\arg\min_{f} \mathbf{J_2} = (\|\mathbf{H} - \mathbf{H}^*\|_F^2)$$

以所述预设损失函数作为监督信号，进行反向传播，使用梯度下降方法求解，具体的直接导数如下：

$$\frac{\partial \mathbf{J_2}}{\partial \mathbf{x}_i} = (\mathbf{H}_{i,j} - \mathbf{H}^*_{i,j}) \cdot \frac{1}{\|\mathbf{x}_i\|\|\mathbf{x}_j\|} \cdot (\mathbf{x}_j - \frac{\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \mathbf{x}_i}{\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_i})$$

$$\frac{\partial \mathbf{J_2}}{\partial \mathbf{x}_j} = (\mathbf{H}_{i,j} - \mathbf{H}^*_{i,j}) \cdot \frac{1}{\|\mathbf{x}_i\|\|\mathbf{x}_j\|} \cdot (\mathbf{x}_i - \frac{\mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j}{\mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_j})$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \mathbf{J_1}}{\partial \mathbf{H}^{a,b}} = & -\mathbf{H}^{a,b} \cdot \mathbf{C}^{(a,b)2} \\ & +\alpha((\mathbf{H}^{a,b} - 0.5)^{\cdot 2} - 0.25) \cdot (\mathbf{H}^{a,b} - 0.5) \\ & +\beta((\mathbf{H}^{a,b}\mathbf{e} - \mathbf{e})\mathbf{e}^{\mathbf{T}} + \mathbf{e}(\mathbf{e}^{\mathbf{T}}\mathbf{H}^{a,b} - \mathbf{e}^{\mathbf{T}})) \\ & +\mu \sum_{c}^{m} -(max\{0, \mathbf{H}^{a,c}\mathbf{H}^{c,b} - \mathbf{H}^{a,b}\})\end{aligned}$$

其中 x 代表提取的特征。

5、一种设备，其特征在于，包括：

一个或者多个处理器；

存储器；

一个或者多个程序，所述一个或者多个程序存储在所述存储器中，当被所述一个或者多个处理器执行时，执行如权利要求 1-4 任一项所述的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法。

6、一种非易失性计算机存储介质，其特征在于，所述计算机存储介质存储有一个或者多个程序，当所述一个或者多个程序被一个设备执行时，使得所述设备执行如权利要求 1-5 任一项所述的基于一致性约束特征学习的行人再识别方法。

附图

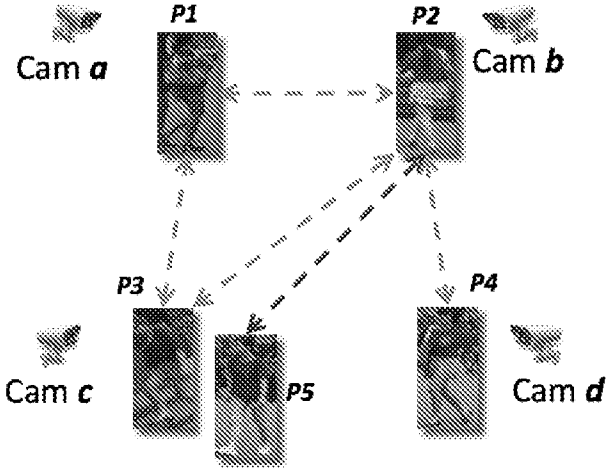

P1
P2
Cam a
Cam b
P3
P4
P5
Cam c
Cam d

图 1

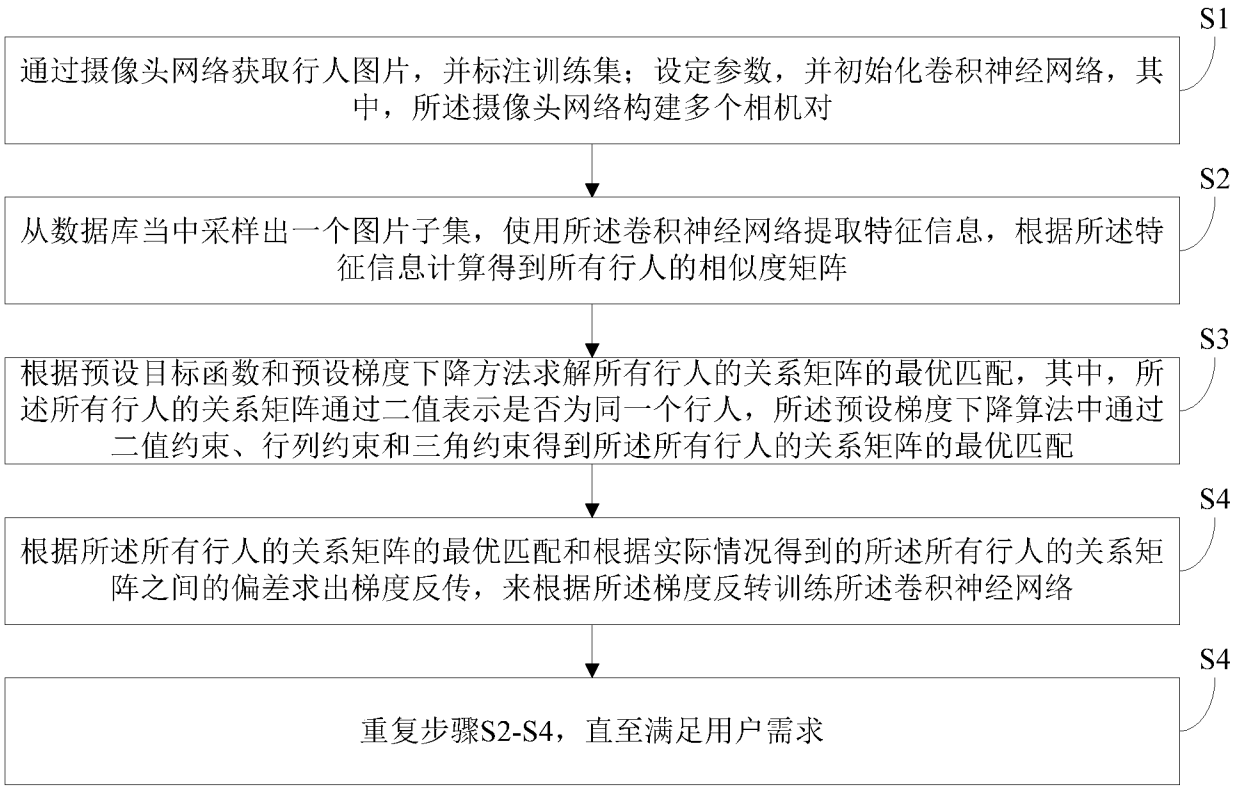

S1
通过摄像头网络获取行人图片，并标注训练集；设定参数，并初始化卷积神经网络，其中，所述摄像头网络构建多个相机对
S2
从数据库当中采样出一个图片子集，使用所述卷积神经网络提取特征信息，根据所述特征信息计算得到所有行人的相似度矩阵
S3
根据预设目标函数和预设梯度下降方法求解所有行人的关系矩阵的最优匹配，其中，所述所有行人的关系矩阵通过二值表示是否为同一个行人，所述预设梯度下降算法中通过二值约束、行列约束和三角约束得到所述所有行人的关系矩阵的最优匹配
S4
根据所述所有行人的关系矩阵的最优匹配和根据实际情况得到的所述所有行人的关系矩阵之间的偏差求出梯度反传，来根据所述梯度反转训练所述卷积神经网络
S4
重复步骤S2-S4，直至满足用户需求

图 2

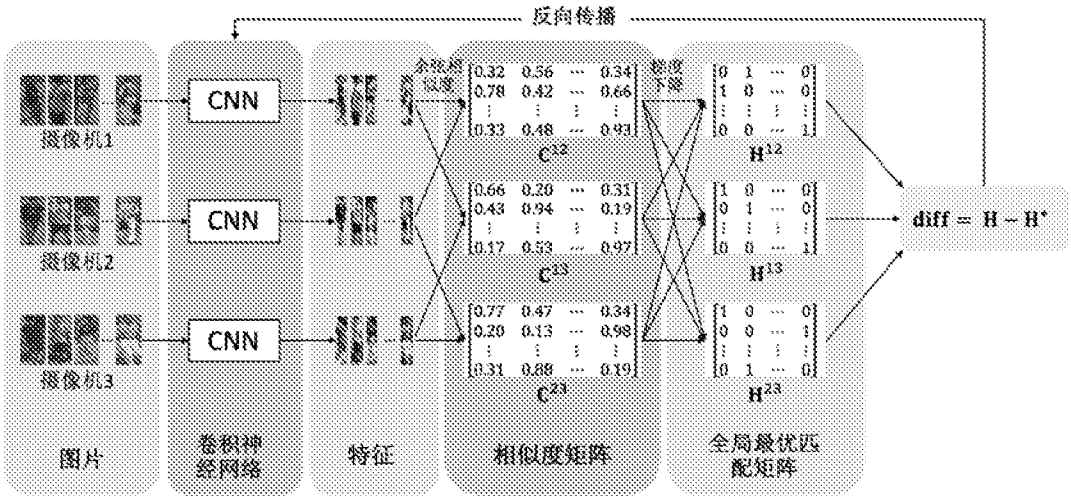

反向传播
摄像机1
摄像机2
摄像机3
CNN
CNN
CNN
全连接
相似度
相似度
下降
0.32 0.56 … 0.34
0.78 0.42 … 0.66
0.33 0.48 … 0.93
C12
0.66 0.20 … 0.31
0.43 0.94 … 0.19
0.17 0.53 … 0.97
C13
0.77 0.47 … 0.34
0.20 0.13 … 0.98
0.31 0.88 … 0.19
C23
H12
H13
H23
diff = H − H*
图片
卷积神经网络
特征
相似度矩阵
全局最优匹配矩阵

图 3

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2017/115769

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06K 9/62 (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

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)

CNKI, CNPAT, WPI, EPODOC, IEEE: 行人再识别, 行人重识别, 所有行人, 一致性, 卷积神经网络, 深度学习, 训练, 约束, 优化, 二值, 三角约束, 梯度; person, re-identification, consistent, CNN, deep, training, learning, constraint, optimal, binary, triplet, gradient

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 107145900 A (TSINGHUA UNIVERSITY), 08 September 2017 (08.09.2017), claims 1-4	1-6
PX	LIN, Ji, "Consistent-Aware Deep Learning for Person Re-identification in a Camera Network", 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 09 November 2017 (09.11.2017), ISSN: 1063-6919, entire document	1-6
A	DAS, A. et al., "Consistent Re-identification in a Camera Network", ECCV, 31 December 2014 (31.12.2014), sections 3 and 4	1-6
A	CN 105354548 A (WUHAN UNIVERSITY), 24 February 2016 (24.02.2016), entire document	1-6
A	CN 106096568 A (TONGJI UNIVERSITY), 09 November 2016 (09.11.2016), entire document	1-6

☐ 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	Date of mailing of the international search report
01 March 2018	15 March 2018
Name and mailing address of the ISA State Intellectual Property Office of the P. R. China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing 100088, China Facsimile No. (86-10) 62019451	Authorized officer DONG, Hongmei Telephone No. (86-10) 53961528

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2017/115769

Patent Documents referred in the Report	Publication Date	Patent Family	Publication Date
CN 107145900 A	08 September 2017	None	
CN 105354548 A	24 February 2016	None	
CN 106096568 A	09 November 2016	None	

国际检索报告

国际申请号
PCT/CN2017/115769

A. 主题的分类

G06K 9/62(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

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））

CNKI, CNPAT, WPI, EPODOC, IEEE: 行人再识别，行人重识别，所有行人，一致性，卷积神经网络，深度学习，训练，约束，优化，二值，三角约束，梯度；person, re-identification, consistent, CNN, deep, training, learning, constraint, optimal, binary, triplet, gradient

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
PX	CN 107145900 A (清华大学) 2017年 9月 8日 (2017-09-08) 权利要求1-4	1-6
PX	LIN, Ji. "Consistent-Aware Deep Learning for Person Re-identification in a Camera Network" 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017年 11月 9日 (2017-11-09), ISSN：1063-6919, 全文	1-6
A	DAS, Abir 等. "Consistent Re-identification in a Camera Network" ECCV, 2014年 12月 31日 (2014-12-31), 第3,4节	1-6
A	CN 105354548 A (武汉大学) 2016年 2月 24日 (2016-02-24) 全文	1-6
A	CN 106096568 A (同济大学) 2016年 11月 9日 (2016-11-09) 全文	1-6

☐ 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	国际检索报告邮寄日期
2018年 3月 1日	2018年 3月 15日
ISA/CN的名称和邮寄地址 中华人民共和国国家知识产权局(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 董洪梅 电话号码 (86-10)53961528

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2017/115769

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 107145900 A	2017年 9月 8日	无	
CN 105354548 A	2016年 2月 24日	无	
CN 106096568 A	2016年 11月 9日	无	