



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 114842051 B

(45) 授权公告日 2024. 11. 08

(21) 申请号 202210473138.8  
 (22) 申请日 2022.04.29  
 (65) 同一申请的已公布的文献号  
 申请公布号 CN 114842051 A  
 (43) 申请公布日 2022.08.02  
 (73) 专利权人 燕山大学  
 地址 066004 河北省秦皇岛市海港区河北大街438号  
 (72) 发明人 陈志旺 雷海鹏 吕昌昊 杨天宇 雷春明  
 (74) 专利代理机构 石家庄众志华清知识产权事务所(特殊普通合伙) 13123  
 专利代理师 赵洪娥  
 (51) Int. Cl.  
 G06T 7/246 (2017.01)

G06V 10/774 (2022.01)  
 G06N 3/084 (2023.01)  
 G06N 3/096 (2023.01)  
 G06N 3/0464 (2023.01)  
 G06V 10/82 (2022.01)  
 (56) 对比文件  
 CN 110796232 A, 2020.02.14  
 CN 111091179 A, 2020.05.01  
 审查员 刘欢

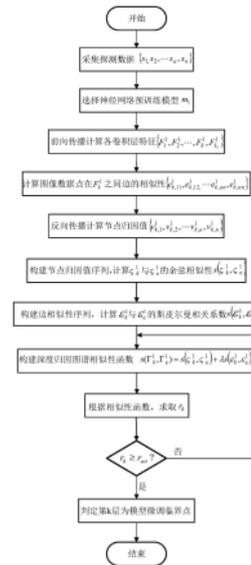
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法

(57) 摘要

本发明涉及一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法,属于迁移学习技术领域,包括采集探测数据;选取深度神经网络预训练模型;构建前向传播路径,采集预训练模型每个卷积层的输出特征;计算不同数据点在同一特征间的相似性,构建边相似性序列;构建节点归因值序列;卷积层每增加一层,计算该层与最后一层节点归因值的余弦相似性,计算该层与最后一层边的相似性的斯皮尔曼相关系数;构建深度归因图谱相似性函数;求取对应各个卷积层相关系数,设定阈值,筛选大于阈值的相关系数,该值对应卷积层可作为模型参数微调的临界点,该层之后的参数进行训练。本方法操作简单,训练周期短,不需要大量的图像数据。



1. 一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法, 其特征在于, 包括以下步骤:

S1: 采集包含目标无人机机型的图像数据作为探测数据 $D_p$ , 探测数据 $D_p = \{x_1, x_2, \dots, x_a, x_n\}$ , 包含 $n$ 张无人机图像数据;

S2: 将利用通用跟踪数据集训练完成的跟踪模型SiamRPN++, 作为深度神经网络预训练模型 $m_1$ ;

S3: 构建前向传播路径, 将步骤S1采集的探测数据 $D_p$ 输入到步骤S2的深度神经网络预训练模型 $m_1$ 中, 探测数据 $D_p$ 中的图像每经过一个卷积层, 计算一次所述卷积层的输出特征 $F_k^1$ , 并将结果保存; 经过深度神经网络预训练模型 $m_1$ 的 $n$ 个卷积层, 则构建得到包含 $n$ 个输出特征的知识池 $\Omega$ ,  $\Omega = \{F_1^1, F_2^1, \Lambda, F_k^1, F_n^1\}$ ;

S4: 利用余弦相似性, 计算探测数据 $D_p$ 中图像数据点两两之间在同一输出特征 $F_k^1$ 的相似度, 得到边的相似性 $\mathcal{E}_k^1 = \{e_{k,11}^1, e_{k,12}^1, \Lambda, e_{k,1a}^1, e_{k,m}^1\}$ ;

S5: 构建反向传播路径, 将探测数据 $D_p$ 输入到深度神经网络预训练模型 $m_1$ 中, 利用梯度\*输入的方式, 计算输入数据 $x_a$ 针对特征输出 $F_k^1(x_a)$ 的归因值 $v_{k,a}^1$ , 得到该层输出特征的节点归因值为 $\mathcal{V}_k^1 = \{v_{k,1}^1, v_{k,2}^1, \Lambda, v_{k,a}^1, v_{k,n}^1\}$ ; 利用梯度\*输入的方式计算输入数据节点对输出特征的归因值的具体方式为:

针对深度神经网络预训练模型 $m_1$ , 给定一个输入数据 $x_a \in \mathbb{R}^{WHC}$ , 则计算 $x_a$ 中第 $i$ 个元素对 $F_k^1(x_a)$ 的归因值 $v_{k,a}^{1,i}$ , 计算方式为:

$$v_{k,a}^{1,i} = x_a^i \cdot \frac{\partial \|F_k^1(x_a)\|^2}{\partial x_a^i} \quad (3);$$

S6: 构建节点归因值序列, 利用余弦相似性, 计算深度神经网络预训练模型 $m_1$ 中每层卷积与最后一层卷积特征嵌入空间节点归因值的相似性 $s(\mathcal{V}_k^1, \mathcal{V}_c^1)$ ;

S7: 按照卷积层的排列顺序, 构建特征嵌入空间的相似性序列, 计算每层卷积和最后一层卷积的特征嵌入空间的边相似性 $\mathcal{E}_k^1$ 与 $\mathcal{E}_c^1$ 的斯皮尔曼相关系数, 得到相关系数为 $s(\mathcal{E}_k^1, \mathcal{E}_c^1)$ ;

S8: 构建深度归因图谱, 相似性函数为 $s(\mathcal{G}_k^1, \mathcal{G}_c^1) = s(\mathcal{V}_k^1, \mathcal{V}_c^1) + \lambda s(\mathcal{E}_k^1, \mathcal{E}_c^1)$ , 则根据相似性函数求取各层卷积与最后一层卷积的深度归因图谱的相关系数 $r_k$ ;

S9: 设定相关系数阈值 $r_{set}$ , 将每次计算得到的相关系数 $r_k$ 与 $r_{set}$ 做对比, 大于或等于阈值则保留, 反之抛弃;

S10: 将 $r_k$ 所在的第 $k$ 层作为模型参数微调临界点。

2. 根据权利要求1所述的一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法, 其特征在于: 所述步骤S1中的探测数据 $D_p$ 为在自制多旋翼无人机数据集中随机采样的数据;

所述自制多旋翼无人机包括大疆无人机机型Mavic;所述自制多旋翼无人机数据集的属性包括快速运动、背景混乱、相似物干扰、形变、遮挡、运动模糊、光照变化、尺度变化和超出视野,所述自制多旋翼无人机数据集的场景包括城市、人群、学校和海滩,所述自制多旋翼无人机数据集还包括不同视角、与无人机的相对距离和不同飞行姿态。

3. 根据权利要求1所述的一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法,其特征在于:所述步骤S2中SiamRPN++模型 $m_1$ 为针对跟踪任务而在跟踪数据集上训练完成的预训练模型,所述跟踪数据集包括ILSVRC2015-DET、ILSVRC2015-VID、COCO2017、YOUTUBE-BoundingBoxes,所述SiamRPN++模型包括特征提取网络ResNet50和区域候选网络RPN。

4. 根据权利要求1所述的一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法,其特征在于:所述步骤S3中,SiamRPN++模型 $m_1$ 由多个非线性基元函数组成,在构建前向传播路径时,针对模型的卷积层结构,选取不同卷积层的输出特征 $F_k^1$ ,SiamRPN++模型每层有多个卷积,选择获取每层最后一个卷积的输出特征作为该层的输出作保留。

5. 根据权利要求1所述的一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法,其特征在于:所述步骤S4中利用余弦相似性,计算探测数据中的所有图像数据点,针对输出特征 $F_k^1$ 的相似性 $\mathcal{E}_k^1$ ,可表示为:

$$\mathcal{E}_k^1 = \{e_{k,11}^1, e_{k,12}^1, \Lambda e_{k,1a}^1, e_{k,mn}^1\} \quad (1)$$

式中, $e_{k,pq}^1$ 代表第p个节点和第q个节点的边,并利用余弦相似性表达两个节点在特征空间 $F_k^1$ 中特征间的相似性,具体计算方式为:

$$e_{k,pq}^1 = \text{cosine\_sim}(F_k^1(x_p), F_k^1(x_q)) \quad (2)$$

6. 根据权利要求1所述的一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法,其特征在于:所述步骤S7中利用斯皮尔曼相关系数计算探测数据在每层卷积与最后一层卷积的特征嵌入空间的边相似性的相关系数,计算方式为:

$$s(\mathcal{E}_k^1, \mathcal{E}_e^1) = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n^3 - n} \quad (4)$$

式中, $d_i$ 表示 $\mathcal{E}_k^1$ 和 $\mathcal{E}_e^1$ 的第i个元素序的差值。

## 一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法,属于迁移学习技术领域。

### 背景技术

[0002] 目前,主流的目标跟踪算法主要用于跟踪视频序列中的任意目标,而针对特定目标的跟踪,主要取决于跟踪算法的泛化能力,使得其在特定的实际场景中的应用往往很难得到满意的跟踪效果。此外,深度学习往往要求大量经过标注的训练样本,并且与测试样本的数据分布相同,而针对特定跟踪场景的数据集样本采集难度大,耗费时间长,并且利用此类数据集从头开始训练深度神经网络很容易出现过拟合的问题,训练出的深度神经网络模型不具有实际应用价值。迁移学习理论的出现,为解决这一问题提供了重要的方法和途径,但目前大多数领域采用的是传统的基于模型的预训练-微调迁移学习方法,该方法虽然能得到性能较好的迁移模型,但在模型微调临界点的选择过程中需要进行大量的实验,既耗费时间又占据了大量的计算资源,在解决实际问题中并不完全适用。

[0003] 文献(Maqsood M,Nazir F,Khan U,et al.Transfer learning assisted classification and detection of Alzheimer's disease stages using 3D MRI scans [J].Sensors,2019,19(11):2645.)提出一种利用迁移学习辅助对阿尔兹海默症患病阶段进行检测与分类的方法。该方法采用在大型图像数据集ImageNet上训练好的AlexNet网络,将网络的最后三个全连接层替换成一个softmax层、一个全连接层和一个输出层,然后利用迁移学习中预训练-微调的方法在阿尔兹海默症医学图像数据集上对网络进行训练,最终实现了对阿尔兹海默症的检测。该方法采用了预训练-微调的迁移学习方法,然而由于医疗图像需要严格标注,因此具有较大的局限性。

[0004] 文献(Rathi D.Optimization of Transfer Learning for Sign Language Recognition Targeting Mobile Platform[J].arXiv preprint arXiv:1805.06618,2018.)提出了一种基于移动平台的美国手语识别算法,该算法的预训练模型为在ImageNet上训练的MobileNet模型和Inception V3模型,通过迁移学习的方式在Sign Language MNIST上对预训练模型进行训练,并部署在移动平台上。该方法仍然只用了传统的迁移学习方法,并没有提升迁移学习效率。

[0005] 文献(Nguyen D,Nguyen K,Sridharan S,et al.Meta transfer learning for facial emotion recognition[C]//2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR).IEEE,2018:3543-3548.)提出了一种面部表情自动识别的算法,该算法利用元迁移学习方法PathNet在SAVEE和eNTERFACE数据集上训练了一个能够实现自动识别面部表情的系统,克服了缺乏面部表情数据集和预训练-微调迁移方法在多次跨领域迁移中丢失先验知识的问题。该方法使用了元迁移学习方法,并非高效的迁移学习方法。

## 发明内容

[0006] 本发明针对上述提及的问题,提出了一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法,能够以简单的方式得到模型迁移微调的临界点,从而提高迁移学习的效率。

[0007] 为了实现上述目的,本发明采用的技术方案是:

[0008] 一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法,包括以下步骤:

[0009] S1:采集包含目标无人机机型的图像数据作为探测数据 $D_p$ ,探测数据 $D_p = \{x_1, x_2, \dots, x_a, x_n\}$ ,包含n张无人机图像数据;

[0010] S2:将利用通用跟踪数据集训练完成的跟踪模型SiamRPN++,作为深度神经网络预训练模型 $m_1$ ;

[0011] S3:构建前向传播路径,将步骤S1采集的探测数据 $D_p$ 输入到步骤S2的深度神经网络预训练模型 $m_1$ 中,探测数据 $D_p$ 中的图像每经过一个卷积层,计算一次所述卷积层的输出特征 $F_k^1$ ,并将结果保存;经过深度神经网络预训练模型 $m_1$ 的n个卷积层,则构建得到包含n个输出特征的知识池 $\Omega$ , $\Omega = \{F_1^1, F_2^1, \dots, F_k^1, F_n^1\}$ ;

[0012] S4:利用余弦相似性,计算探测数据 $D_p$ 中图像数据点两两之间在同一输出特征 $F_k^1$ 的相似度,得到边的相似性 $\mathcal{E}_k^1 = \{e_{k,11}^1, e_{k,12}^1, \dots, e_{k,1a}^1, e_{k,nn}^1\}$ ;

[0013] S5:构建反向传播路径,将探测数据 $D_p$ 输入到深度神经网络预训练模型 $m_1$ 中,利用梯度\*输入的方式,计算输入数据 $x_a$ 针对特征输出 $F_k^1(x_a)$ 的归因值 $v_{k,a}^1$ ,得到该层输出特征的节点归因值为 $\zeta_k^1 = \{v_{k,1}^1, v_{k,2}^1, \dots, v_{k,a}^1, v_{k,n}^1\}$ ;

[0014] S6:构建节点归因值序列,利用余弦相似性,计算深度神经网络预训练模型 $m_1$ 中每层卷积与最后一层卷积特征嵌入空间节点归因值的相似性 $s(\zeta_k^1, \zeta_e^1)$ ;

[0015] S7:按照卷积层的排列顺序,构建特征嵌入空间的相似性序列,计算每层卷积和最后一层卷积的特征嵌入空间的边相似性 $\mathcal{E}_k^1$ 与 $\mathcal{E}_e^1$ 的斯皮尔曼相关系数,得到相关系数为 $s(\mathcal{E}_k^1, \mathcal{E}_e^1)$ ;

[0016] S8:构建深度归因图谱,相似性函数为 $s(\Gamma_k^1, \Gamma_e^1) = s(\zeta_k^1, \zeta_e^1) + \lambda s(\mathcal{E}_k^1, \mathcal{E}_e^1)$ ,则根据相似性函数求取各层卷积与最后一层卷积的深度归因图谱的相关系数 $r_k$ ;

[0017] S9:设定相关系数阈值 $r_{set}$ ,将每次计算得到的相关系数 $r_k$ 与 $r_{set}$ 做对比,大于或等于阈值则保留,反之抛弃;

[0018] S10:将 $r_k$ 所在的第k层作为模型参数微调临界点。

[0019] 本发明技术方案的进一步改进在于:所述步骤S1中的探测数据 $D_p$ 为在自制多旋翼无人机数据集中随机采样的数据;所述自制多旋翼无人机包括大疆无人机机型Mavic;所述自制多旋翼无人机数据集的属性包括快速运动、背景混乱、相似物干扰、形变、遮挡、运动模糊、光照变化、尺度变化和超出视野,所述自制多旋翼无人机数据集的场景包括城市、人群、学校和海滩,所述自制多旋翼无人机数据集还包括不同视角、与无人机的相对距离和不同飞行姿态。

[0020] 本发明技术方案的进一步改进在于:所述步骤S2中SiamRPN++模型 $m_1$ 为针对跟踪

任务而在跟踪数据集上训练完成的预训练模型,所述跟踪数据集包括ILSVRC2015-DET、ILSVRC2015-VID、COCO2017、YOUTUBE-BoundingBoxes,所述SiamRPN++模型包括特征提取网络ResNet50和区域候选网络RPN。

[0021] 本发明技术方案的进一步改进在于:所述步骤S3中,SiamRPN++模型 $m_1$ 由多个非线性基元函数组成,在构建前向传播路径时,针对模型的卷积层结构,选取不同卷积层的输出特征 $F_k^1$ ,SiamRPN++预训练模型每层有多个卷积,选择获取每层最后一个卷积的输出特征作为该层的输出作保留。

[0022] 本发明技术方案的进一步改进在于:所述步骤S4中利用余弦相似性,计算探测数据中的所有图像数据点,针对输出特征 $F_k^1$ 的相似性 $\mathcal{E}_k^1$ ,可表示为:

$$[0023] \quad \mathcal{E}_k^1 = \{e_{k,11}^1, e_{k,12}^1, \dots, e_{k,1a}^1, e_{k,nn}^1\} \quad (1)$$

[0024] 式中, $e_{k,pq}^1$ 代表第p个节点和第q个节点的边,并利用余弦相似性表达两个节点在特征空间 $F_k^1$ 中特征间的相似性,具体计算方式为:

$$[0025] \quad e_{k,pq}^1 = \text{cosine\_sim}(F_k^1(x_p), F_k^1(x_q)) \quad (2)$$

[0026] 本发明技术方案的进一步改进在于:所述步骤S5利用梯度\*输入的方式计算输入数据节点对输出特征的归因值的具体方式为:

[0027] 针对预训练模型 $m_1$ ,给定一个输入数据 $x_a \in \mathbb{R}^{WHC}$ ,则计算 $x_a$ 中第i个元素对 $F_k^1(x_a)$ 的归因值 $v_{k,a}^{1,i}$ ,计算方式为:

$$[0028] \quad v_{k,a}^{1,i} = x_a^i \cdot \frac{\partial \|F_k^1(x_a)\|^2}{\partial x_a^i} \quad (3)$$

[0029] 本发明技术方案的进一步改进在于:所述步骤S7中利用斯皮尔曼相关系数计算探测数据在每层卷积与最后一层卷积的特征嵌入空间的边相似性的相关系数,计算方式为:

$$[0030] \quad s(\mathcal{E}_k^1, \mathcal{E}_c^1) = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n^3 - n} \quad (4)$$

[0031] 式中, $d_i$ 表示 $\mathcal{E}_k^1$ 和 $\mathcal{E}_c^1$ 的第i个元素序的差值。

[0032] 由于采用了上述技术方案,本发明取得的技术效果有:

- [0033] 1) 能够快速找到无人机跟踪模型的迁移微调临界点;  
 [0034] 2) 需要的图像数据量小,计算时间短,降低了计算成本;  
 [0035] 3) 训练时间短,提高了整个迁移学习过程的效率。

## 附图说明

[0036] 图1为本发明的流程图;

[0037] 图2为本发明应用的SiamRPN++模型结构图。

## 具体实施方式

[0038] 下面结合附图及具体实施例对本发明做进一步详细说明：

[0039] 一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法，如图1所示，包括以下步骤：

[0040] S1：利用随机采样的方式，在Mavic多旋翼无人机中采集包含不同属性、不同背景的共200张无人机数据作为探测数据 $D_p$ ，探测数据表示为 $D_p = \{x_1, x_2, \dots, x_a, x_n\}$ ，包含n张无人机图像数据。

[0041] 所述探测数据 $D_p$ 为在自制多旋翼无人机数据集中随机采样的数据，所述自制多旋翼无人机数据集包含的大疆无人机机型为Mavic。数据集包含快速运动、背景混乱、相似物干扰、形变、遮挡、运动模糊、光照变化、尺度变化、超出视野等多种属性，并包括城市、人群、学校、海滩等多个场景，以及不同视角、与无人机的相对距离、不同飞行姿态等，充分考虑了无人机可能需要应对的实际场景。在进行探测数据的采集时，虽然是以随机采样的方式进行，但充分考虑了所述属性、背景等多个因素，保证了探测数据的丰富性。

[0042] S2：将利用在通用跟踪数据集ILSVRC2015-DET、ILSVRC2015-VID、COCO2017、YOUTUBE-BoundingBoxes上训练完成的跟踪模型SiamRPN++，作为深度神经网络预训练模型 $m_1$ 。

[0043] 所述SiamRPN++模型 $m_1$ 为针对跟踪任务而在跟踪数据集上训练完成的预训练模型，所述跟踪数据集包括ILSVRC2015-DET、ILSVRC2015-VID、COCO2017、YOUTUBE-BoundingBoxes，所述SiamRPN++模型包括特征提取网络ResNet50和区域候选网络RPN。

[0044] S3：构建前向传播路径，将探测数据 $D_p$ 输入到选取的深度神经网络预训练模型 $m_1$ 中，探测数据 $D_p$ 中的图像每经过一个卷积层，计算一次所述卷积层的输出特征 $F_k^1$ ，并将结果保存；经过预训练模型 $m_1$ 的n个卷积层，构建得到包含n个输出特征 $F_k^1$ 的知识池 $\Omega$ ， $\Omega = \{F_1^1, F_2^1, \dots, F_k^1, F_n^1\}$ 。

[0045] SiamRPN++模型 $m_1$ 由多个非线性基元函数组成，在构建前向传播路径时，针对模型的卷积层结构，选取不同卷积层的输出特征 $F_k^1$ ，SiamRPN++预训练模型每层有多个卷积，选择获取每层最后一个卷积的输出特征作为该层的输出作保留。

[0046] S4：利用余弦相似性，计算探测数据 $D_p$ 中图像数据点两两之间在同一输出特征 $F_k^1$ 的相似度，得到边的相似性 $\mathcal{E}_k^1$ ，可表示为：

$$[0047] \quad \mathcal{E}_k^1 = \{e_{k,11}^1, e_{k,12}^1, \dots, e_{k,1a}^1, e_{k,nn}^1\} \quad (1)$$

[0048] 式中， $e_{k,pq}^1$ 代表第p个节点和第q个节点的边，并利用余弦相似性表达两个节点间边的相似性。

[0049] S5：构建反向传播路径，将探测数据 $D_p$ 输入到选取的深度神经网络预训练模型 $m_1$ 中，利用梯度\*输入的方式，计算输入数据 $x_a$ 针对特征输出 $F_k^1(x_a)$ 的归因值 $v_{k,a}^1$ ，得到该层输出特征的节点归因值为 $\zeta_k^1 = \{v_{k,1}^1, v_{k,2}^1, \dots, v_{k,a}^1, v_{k,n}^1\}$ 。

[0050] 具体地，利用梯度\*输入的方式计算输入数据节点对输出特征的归因值的具体方式为：

[0051] 针对预训练模型 $m_1$ , 给定一个输入数据 $x_a \in \mathbb{R}^{n_{HC}}$ , 则计算 $x_a$ 中第 $i$ 个元素对 $F_k^1(x_a)$ 的归因值 $v_{k,a}^{1,i}$ , 计算方式为:

$$[0052] \quad v_{k,a}^{1,i} = x_a^i \cdot \frac{\partial \|F_k^1(x_a)\|^2}{\partial x_a^i} \quad (3)$$

[0053] S6: 构建节点归因值序列, 利用余弦相似性, 计算预训练模型 $m_1$ 中每层卷积与最后一层卷积特征嵌入空间节点归因值的相似性 $s(\zeta_k^1, \zeta_c^1)$ 。

[0054] S7: 按照卷积层的排列顺序, 构建特征嵌入空间的相似性序列, 计算每层卷积和最后一层卷积的特征嵌入空间的边相似性 $\mathcal{E}_k^1$ 与 $\mathcal{E}_c^1$ 的斯皮尔曼相关系数, 得到相关系数为 $s(\mathcal{E}_k^1, \mathcal{E}_c^1)$ , 计算方式为:

$$[0055] \quad s(\mathcal{E}_k^1, \mathcal{E}_c^1) = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n^3 - n} \quad (4)$$

[0056] 式中,  $d_i$ 表示 $\mathcal{E}_k^1$ 和 $\mathcal{E}_c^1$ 的第 $i$ 个元素序的差值。

[0057] S8: 构建深度归因图谱, 构造相似性函数表示为:  $s(\Gamma_k^1, \Gamma_c^1) = s(\zeta_k^1, \zeta_c^1) + \lambda s(\mathcal{E}_k^1, \mathcal{E}_c^1)$ , 则根据相似性函数求取各层卷积与最后一层卷积的深度归因图谱的相关系数 $r_k$ 。

[0058] S9: 设定相关系数阈值 $r_{set}$ , 将每次计算得到的相关性系数 $r_k$ 与 $r_{set}$ 做对比, 大于或等于阈值则保留, 反之抛弃, 将保留的相关性系数按数值大小递增排序, 可从中选取 $r_k$ 作为最终结果。

[0059] S10: 将 $r_k$ 所在的第 $k$ 层作为模型参数微调临界点。

[0060] 实施例1

[0061] 一种基于深度归因图谱的无人机跟踪模型迁移学习方法, 如图1所示, 包括以下步骤:

[0062] S1: 利用随机采样的方式, 在Mavic多旋翼无人机中采集包含不同属性、不同背景的共200张无人机数据作为探测数据 $D_p$ , 探测数据表示为 $D_p = \{x_1, x_2, \dots, x_a, x_n\}$ , 包含 $n$ 张无人机图像数据。

[0063] 所述探测数据为在自制多旋翼无人机数据集中随机采样的数据, 所述自制多旋翼无人机数据集包含大疆无人机机型Mavic。数据集包含快速运动、背景混乱、相似物干扰、形变、遮挡、运动模糊、光照变化、尺度变化、超出视野等多种属性, 并包括城市、人群、学校、海滩等多个场景, 以及不同视角、与无人机的相对距离、不同飞行姿态等, 充分考虑了无人机可能需要应对的实际场景。在进行探测数据的采集时, 虽然是以随机采样的方式进行, 但充分考虑了所述属性、背景等多个因素, 保证了探测数据的丰富性。

[0064] S2: 参考图2, 本发明将SiamRPN++模型作为针对无人机跟踪任务的预训练模型 $m_1$ , SiamRPN++模型由特征提取网络ResNet50和区域候选网络RPN组成。其中, ResNet50网络为利用残差模块设计的网络模型, 采用了Bottleneck结构, 可分为5个卷积层, 其中, 第1层包含1个卷积, 第2层包含3个卷积, 第3层包含4个卷积, 第4层包含6个卷积, 第5层包含3个卷

积。

[0065] S3:本发明采用每个卷积层最后一个卷积的输出特征作为 $F_k^1$ ,构建输出特征知识池为 $\Omega = \{F_1^1, F_2^1, F_3^1, F_4^1, F_5^1\}$ ;将RPN部分最终的输出特征作为 $F_e^1$ 。

[0066] S4:利用余弦相似性,计算探测数据 $D_p$ 在第1层到第5层中每层特征的相似性,构建边的相似性矩阵 $\{\mathcal{E}_1^1, \mathcal{E}_2^1, \mathcal{E}_3^1, \mathcal{E}_4^1, \mathcal{E}_5^1\}$ ,同样计算得到RPN部分的边的相似性 $\mathcal{E}_e^1$ 。

[0067] S5:利用梯度\*输入的方式计算探测数据在第1层到第5层中每层输出特征的节点归因值,构建节点归因值序列 $\{\zeta_1^1, \zeta_2^1, \zeta_3^1, \zeta_4^1, \zeta_5^1\}$ ,同样计算得到RPN部分的节点归因值 $\zeta_e^1$ 。

[0068] S6:利用余弦相似性,计算节点归因值序列中,每层卷积输出特征的节点归因值与RPN部分输出特征的节点归因值的相似性 $s(\zeta_k^1, \zeta_e^1)$ ,并保留结果。

[0069] S7:利用斯皮尔曼相关系数,计算边的相似性序列中,每层输出特征边的相似性与RPN输出特征边的相似性的相关系数 $s(\mathcal{E}_k^1, \mathcal{E}_e^1)$ ,并保留结果。

[0070] S8:构建深度归因图谱 $\Gamma_k^1$ 和 $\Gamma_e^1$ ,计算相似性函数 $s(\Gamma_k^1, \Gamma_e^1) = s(\zeta_k^1, \zeta_e^1) + \lambda s(\mathcal{E}_k^1, \mathcal{E}_e^1)$ 。

[0071] S9:受训练数据的影响, $\lambda$ 的设置有所不同,本发明设置 $\lambda=1$ ,表示有10%的无人机数据用于迁移学习, $\lambda=0.01$ 表示有1%的无人机数据用于迁移学习,下面求取相应的相关系数 $r_k$ 。

[0072] 表1深度归因图谱相关系数

网络层	$\mathcal{E}_k^1$	$\zeta_k^1$	$\lambda=1$	$\lambda=10$
第1层	0.261767162	0.568416699	0.830183861	3.186088315
第2层	0.493929848	0.600413167	1.094343015	5.539711647
第3层	0.53123586	0.660180361	1.191416221	5.972538957
第4层	0.664629106	0.691327102	1.355956208	7.337618159
第5层	0.714320036	0.870896736	1.585216771	8.014097092

[0074] 表1中列出了每一层卷积与RPN输出特征的深度归因图谱相关系数,发现相关系数基本是逐层递增的,而且除了第1层外,其他层的相关系数相差并不明显,原因是ResNet网络为深度神经网络,因此可能在较浅层就能够学习到相关性很强的特征,因此,可根据相关系数设定阈值,进行模型迁移微调临界点的选取。

[0075] S10:当 $\lambda=1$ 时,选择阈值 $r_{set}=1$ ,则第2、3、4、5层相应的相关系数都大于阈值,因此可从其中选取对应的第k层作为模型参数微调的临界点;类似的, $\lambda=10$ 时,选择阈值 $r_{set}=5$ ,可从第2、3、4、5层中选取模型参数微调的临界点。

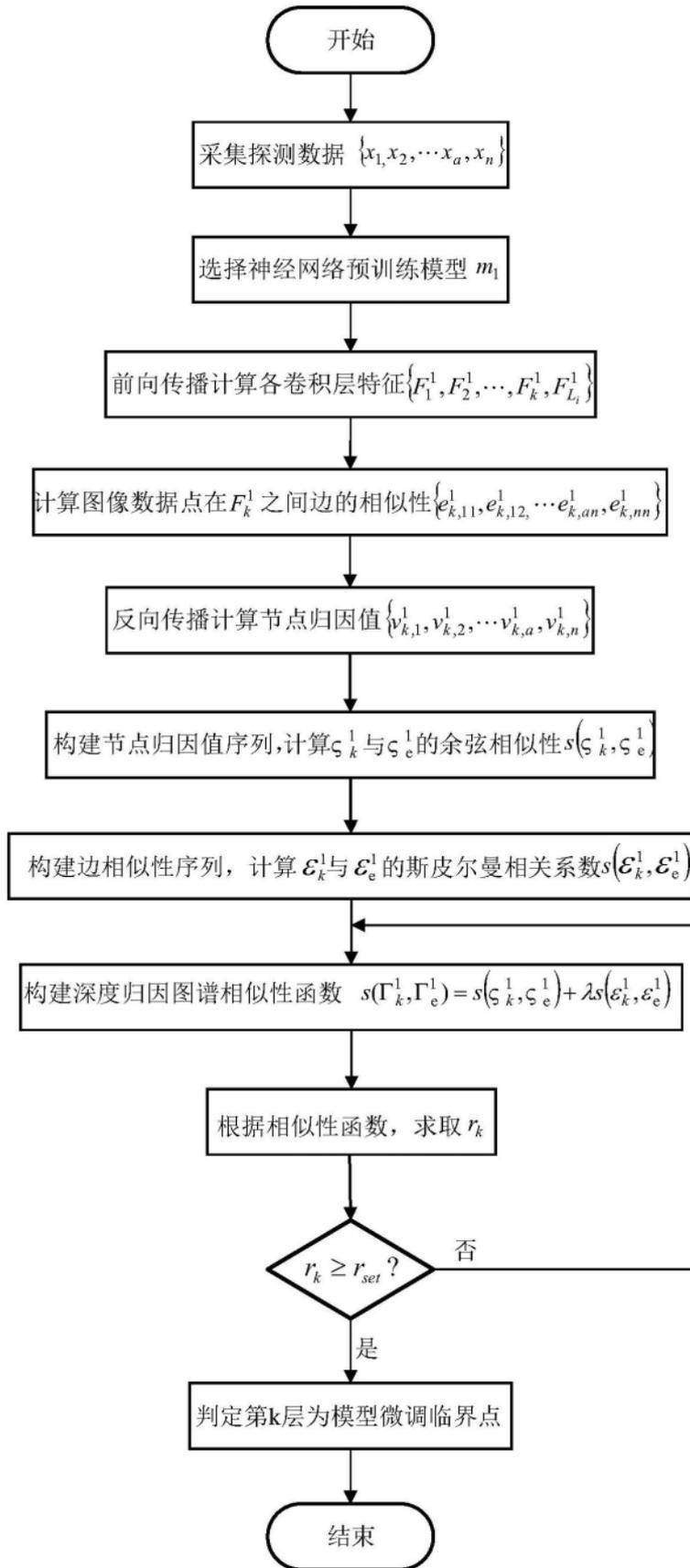


图1

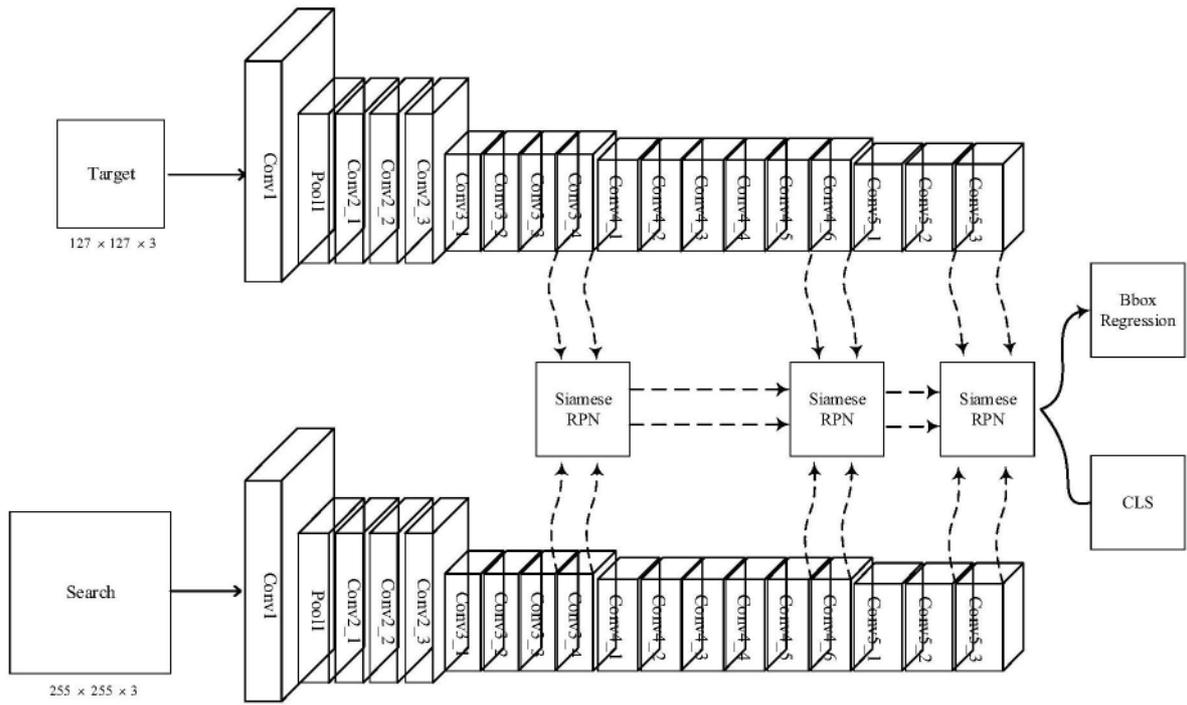


图2