



(21)申请号 201710584948.X

G06N 3/08(2006.01)

(22)申请日 2017.07.18

(56)对比文件

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 107392242 A

CN 105095277 A, 2015.11.25,

CN 106096004 A, 2016.11.09,

US 2012284791 A1, 2012.11.08,

CN 104239554 A, 2014.12.24,

(43)申请公布日 2017.11.24

(73)专利权人 广东工业大学

Wei-Yu Chen et al. Transfer Neural

地址 510006 广东省广州市东风东路729号

Trees for Heterogeneous Domain

(72)发明人 李嘉豪 蔡瑞初 温雯 郝志峰

Adaptation.《ECCV 2016》.2016,第399-414页.

王丽娟 陈炳丰

审查员 王秋平

(74)专利代理机构 广州市红荔专利代理有限公司

司 44214

代理人 吴伟文

(51)Int.Cl.

G06K 9/62(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

权利要求书2页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

一种基于同态神经网络的跨领域图片分类方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于同态神经网络的跨领域图片分类方法,首先构建一个由同态子网络 g 和预测子网络 f 串联而成的神经网络架构,然后把跨领域图片的底层特征输入到同态子网络 g 中,通过同态子网络 g 提取出跨领域图片的同态特征,最后把跨领域图片的同态特征输入到预测子网络 f 中,通过预测子网络 f 预测图片的类别,本发明通过将跨领域图片的底层特征空间映射到同态特征空间中,充分利用了跨领域图片的同态不变性,减少了跨领域图片中有关领域信息的干扰,有效提高对跨领域图片的分类能力,另外,本方法最大限度地将从多源域图片学习到的知识迁移到多目标域图片上,保证了跨领域图片分类的鲁棒性,该分类方法不需要图片的先验领域知识,也不要求图片依领域划分。



1. 一种基于同态神经网络的跨领域图片分类方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1)、获取若干个跨领域图片训练子集,并对每个跨领域图片训练子集中的每张跨领域训练图片进行预处理,得到跨领域图片底层特征;

S2)、构建包括同态子网络g和预测子网络f的神经网络架构;

S3)、将同态子网络g设置于输入层后端,将预测子网络f设置于输出层的前端位置;

S4)、在同态子网络g和预测子网络f之间嵌入同态层;

S5)、初始化同态子网络g和预测子网络f所有的权重参数;

S6)、将收集的跨领域图片训练样本输入到神经网络后,通过同态层干预神经网络的训练;

S7)、重复步骤S6)直至被用户终止或达到迭代次数的上限,从而得到训练好的神经网络框架;

S8)、将待分类的跨领域图片输入到训练好的神经网络中,预测得到跨领域图片的类别。

2. 根据权利要求1所述的一种基于同态神经网络的跨领域图片分类方法,其特征在于:步骤S1)中,所述的对每张跨领域训练图片进行预处理,具体包括:

S101)、根据所述若干个跨领域图片训练子集的每张跨领域训练图片中的每个像素的像素值,获取所述每张跨领域训练图片的像素矩阵;

S102)、计算若干个跨领域图片训练子集的所有跨领域训练图片的像素矩阵的平均值,得到一个均值矩阵;

S103)、根据均值矩阵生成均值图像;

S104)、将每张跨领域训练图片的像素矩阵的每个像素值减去均值图像的相应像素值,从而得到每张跨领域训练图片的底层特征。

3. 根据权利要求1所述的一种基于同态神经网络的跨领域图片分类方法,其特征在于:步骤S6)中,所述的同态层干预神经网络的训练包括:

S601)、在训练神经网络的预前向传播阶段中,让跨领域图片训练样本通过一次同态子网络g,通过同态层预前向模块收集每个训练样本在通过同态子网络g后的输出,并根据训练样本类别统计各类的平均激活输出 $\mu(y)$,计算表达式如下:

$$\mu(y) = \frac{1}{n(y)} \sum_{i=1}^n I(y_i = y) g(O_{d(i)}(x_i)),$$

$$I(y_i = y) = \begin{cases} 1, & y_i = y \\ 0, & y_i \neq y \end{cases};$$

其中,n表示训练样本的数量,n(y)表示标签为y的样本数量, $O_{d(i)}(x_i)$ 表示训练样本中被d(i)记录后的跨领域图片 x_i ;

S602)、在训练神经网络的前向传播阶段中,让跨领域图片训练样本通过一次同态子网络g和预测子网络f,通过同态层的前向模块收集每个训练样本在通过同态子网络g后的输出,并根据样本类别计算每个样本的类内方差灵敏度 $\delta_c(O_{d(i)}(x_i))$,与类间方差灵敏度 $\delta_s(O_{d(i)}(x_i))$,并通过预测子网络f计算预测标签和实际标签的误差,其中,类内方差灵敏度和类间方差灵敏度的计算公式如下:

$$\delta_c(O_{d(i)}(x_i)) = g(O_{d(i)}(x_i)) - \mu(y_i),$$

$$\delta_s(O_{d(i)}(x_i)) = \frac{1}{(|Y|-1)} \sum_{j=1}^{|Y|} I(y_j \neq y_i) [g(O_{d(i)}(x_i)) - \mu(y_j)],$$

$$I(y_j \neq y_i) = \begin{cases} 1, & y_j \neq y_i \\ 0, & y_j = y_i \end{cases};$$

其中, $O_{d(i)}(x_i)$ 表示训练样本中被 $d(i)$ 记录后的跨领域图片 x_i , $|Y|$ 表示样本标签状态数量;

S603)、在训练网络的后向传播阶段中, 预测子网络 f 向前面的网络部分注入灵敏度 $\delta(O_{d(i)}(x_i))$, 同时, 同态层的后向模块控制该灵敏度并在此基础上添加类内方差灵敏度 $\delta_c(O_{d(i)}(x_i))$, 与类间方差灵敏度 $\delta_s(O_{d(i)}(x_i))$, 添加完成后, 同态层的后向模块把修改后的灵敏度继续往后传播, 具体添加公式如下:

$$\delta(O_{d(i)}(x_i)) = \delta(O_{d(i)}(x_i)) + \delta_c(O_{d(i)}(x_i)) - \delta_s(O_{d(i)}(x_i));$$

S604)、在训练神经网络的参数更新阶段中, 同态子网络 g 和预测子网络 f 根据各自传播的灵敏度并使用批量梯度下降算法更新权重参数。

4. 根据权利要求1所述的一种基于同态神经网络的跨领域图片分类方法, 其特征在于: 步骤S8) 还包括:

S801)、把待分类的跨领域图片输入到同态子网络 g 中, 并输出同态特征;

S802)、通过同态层直接将同态特征输入到预测子网络 f 中, 并输出结果;

S803)、将步骤S802) 输出的结果输入到softmax函数后计算各类别的概率, 并输出概率最大的类别作为待分类跨领域图片的类别。

一种基于同态神经网络的跨领域图片分类方法

技术领域

[0001] 本发明涉及图像分类技术领域,尤其是一种基于同态神经网络的跨领域图片分类方法。

背景技术

[0002] 由于图片的来源途径不同,导致了不同图片的内在形态也不相同,然而现有的机器学习算法进行的图片分类都只针对内在形态相似或相同的图片,即只考虑图片来源于同一个领域内的情况,因为来自于同一个领域内的图片,其内在形态一般是相同的,也更容易学习到其特征。

[0003] 但是,若使用这些机器学习算法对内在形态不完全相同的、包含多个未知领域的图片集进行模型训练,那么对图片的特征提取会造成巨大影响,并且难以或无法找到隐含在不同形态背后的共同特征,为了能够很好地挖掘出跨领域图片的共同特征,现有做法主要通过多领域自适应的手段来提取特征,然而多领域自适应,主要存在以下几个挑战:

[0004] 1、多领域知识迁移,多领域数据一般包含多个领域的的数据,很难从模型提取出对目标域也能适用的特征,所以从多个源域的数据训练模型预测多个目标域,效果不理想,预测结果不准确;

[0005] 2、新领域知识迁移,由于模型训练完成后需要用在更多的未知数据,当未知数据来自未知的新领域,模型应该能够尽最大可能地对其进行预测,然而在缺乏未知领域知识的情况下,模型几乎是不能对其进行预测;

[0006] 3、训练数据的领域被混淆,当训练数据的领域被混淆,数据中不同领域的分布信息将无法获得,此时将无法根据领域的内在性质或特征等先验知识来调整模型。

[0007] 并且现有的领域自适应模型只针对两个领域之间的自适应问题,主流模型如DANN、DDC和UDABBP等,都只考虑单个源域到单个目标域的自适应问题,并解决不了多源域到多目标域的自适应问题,有些主流模型还要求数据已经根据领域进行了预先划分使其可以利用数据领域的差异信息来提高模型自适应的性能,然而实际上,很多数据的领域信息是混淆在一起的,进而无法事先根据领域进行数据划分,另外这些模型无法很好地泛化到新的未知领域上,由于这些模型只考虑两个领域之间的自适应问题,所以理论上是不能泛化到其它新领域上的,另外,一些算法如UDABBP希望去除领域有关的特征来达到泛化的效果,但是若类别相关的特征与领域强耦合的话,那么通过这种手段来训练模型,会大大降低模型的预测性能。

[0008] 综上,现有的领域自适应模型无法在不知道领域信息的情况下解决多领域自适应问题。

发明内容

[0009] 针对现有技术的不足,本发明提供一种基于同态神经网络的跨领域图片分类方法,通过该方法能够实现跨领域图片的分类。

[0010] 本发明的技术方案为：一种基于同态神经网络的跨领域图片分类方法，包括以下步骤：

[0011] S1)、获取若干个跨领域图片训练子集，并对每个跨领域图片训练子集中的每张跨领域训练图片进行预处理，得到跨领域图片底层特征；

[0012] S2)、构建包括同态子网络g和预测子网络f的神经网络架构；

[0013] S3)、将同态子网络g设置于输入层后端，将预测子网络f设置于输出层的前端位置；

[0014] S4)、在同态子网络g和预测子网络f之间嵌入同态层；

[0015] S5)、初始化同态子网络g和预测子网络f所有的权重参数；

[0016] S6)、将收集的跨领域图片训练样本输入到神经网络后，通过同态层干预神经网络的训练；

[0017] S7)、重复步骤S6)直至被用户终止或达到迭代次数的上限，从而得到训练好的神经网络框架；

[0018] S8)、将待分类的跨领域图片输入到训练好的神经网络中，预测得到跨领域图片的类别。

[0019] 进一步地，上述技术方案中，步骤S1)中，所述的预处理，具体为：

[0020] S101)、根据所述跨领域训练图片中的每个像素的像素值，获取所述每张跨领域训练图片的像素矩阵；

[0021] S102)、计算所有跨领域训练图片的像素矩阵的平均值，得到均值矩阵；

[0022] S103)、根据均值矩阵生成均值图像；

[0023] S103)、将每张跨领域训练图片的像素矩阵的每个像素值减去均值图像的相应像素值，从而得到每张跨领域训练图片的底层特征。

[0024] 进一步地，上述技术方案中，步骤S6)中，所述的同态层干预神经网络的训练包括：

[0025] S601)、在训练神经网络的预前向传播阶段中，让跨领域图片训练样本通过一次同态子网络g，通过同态层预前向模块收集每个训练样本在通过同态子网络g后的输出，并根据训练样本类别统计各类的平均激活输出 $\mu(y)$ ，计算表达式如下：

$$[0026] \quad \mu(y) = \frac{1}{n(y)} \sum_{i=1}^n I(y_i = y) g(O_{d(i)}(x_i)),$$

$$[0027] \quad I(y_i = y) = \begin{cases} 1, & y_i = y; \\ 0, & y_i \neq y; \end{cases}$$

[0028] 其中，n表示训练样本的数量，n(y)表示标签为y的样本数量， $O_{d(i)}(x_i)$ 表示训练样本中被d(i)记录后的跨领域图片 x_i ；

[0029] S602)、在训练神经网络的前向传播阶段中，让跨领域图片训练样本通过一次同态子网络g和预测子网络f，通过同态层的前向模块收集每个训练样本在通过同态子网络g后的输出，并根据样本类别计算每个样本的类内方差灵敏度 $\delta_c(O_{d(i)}(x_i))$ ，与类间方差灵敏度 $\delta_s(O_{d(i)}(x_i))$ ，并通过预测子网络f计算预测标签和实际标签的误差，其中，类内方差灵敏度和类间方差灵敏度的计算公式如下：

$$[0030] \quad \delta_c(O_{d(i)}(x_i)) = g(O_{d(i)}(x_i)) - \mu(y_i),$$

$$[0031] \quad \delta_s(O_{d(i)}(x_i)) = \frac{1}{(|Y|-1)} \sum_{j=1}^{|Y|} I(y_j \neq y_i) [g(O_{d(i)}(x_i)) - \mu(y_j)],$$

$$[0032] \quad I(y_j \neq y_i) = \begin{cases} 1, y_j \neq y_i; \\ 0, y_j = y_i \end{cases};$$

[0033] 其中, $O_{d(i)}(x_i)$ 表示训练样本中被 $d(i)$ 记录后的跨领域图片 x_i , $|Y|$ 表示样本标签状态数量;

[0034] S603)、在训练网络的后向传播阶段中, 预测子网络 f 向前面的网络部分注入灵敏度 $\delta(O_{d(i)}(x_i))$, 同时, 同态层的后向模块控制该灵敏度并在此基础上添加类内方差灵敏度 $\delta_c(O_{d(i)}(x_i))$, 与类间方差灵敏度 $\delta_s(O_{d(i)}(x_i))$, 添加完成后, 同态层的后向模块把修改后的灵敏度继续往后传播, 具体添加公式如下:

$$[0035] \quad \delta(O_{d(i)}(x_i)) = \delta(O_{d(i)}(x_i)) + \delta_c(O_{d(i)}(x_i)) - \delta_s(O_{d(i)}(x_i));$$

[0036] S604)、在训练神经网络的参数更新阶段中, 同态子网络 g 和预测子网络 f 根据各自传播的灵敏度并使用批量梯度下降算法更新权重参数。

[0037] 进一步地, 上述技术方案中, 步骤S8) 还包括:

[0038] S801)、把待分类的跨领域图片输入到同态子网络 g 中, 并输出同态特征;

[0039] S802)、通过同态层直接将同态特征输入到预测子网络 f 中, 并输出结果;

[0040] S803)、将步骤S802) 输出的结果输入到softmax函数后计算各类别的概率, 并输出概率最大的类别作为待分类跨领域图片的类别。

[0041] 本发明的有益效果为: 通过将跨领域图片的底层特征空间映射到同态特征空间中, 通过提取跨领域图片的同态特征, 充分利用了跨领域图片的同态不变性, 减少了跨领域图片中有关领域信息的干扰, 从而有效提高对跨领域图片的分类能力, 本方法提供的神经网络模型能够最大限度地把从多源域图片学习到的知识迁移到多目标域图片上, 保证了跨领域图片分类的鲁棒性, 克服了之前模型在不知道领域信息的情况下解决多源域到多目标域的自适应问题的不足和局限性, 而且基于同态神经网络的跨领域图片分类方法不需要图片的先验领域知识, 也不要求图片依领域划分, 克服了如UDABBP等模型要求先验领域知识的缺点。

附图说明

[0042] 图1为本发明的流程示意图;

[0043] 图2为本发明的框架结构图;

具体实施方式

[0044] 下面结合附图对本发明的具体实施方式作进一步说明:

[0045] 如图1、和图2所示, 一种基于同态神经网络的跨领域图片分类方法, 包括以下步骤:

[0046] S1)、获取若干个跨领域图片训练子集, 并对每个跨领域图片训练子集中的每张跨领域图片进行预处理;

[0047] S2)、构建包括同态子网络 g 和预测子网络 f 的神经网络架构;

[0048] S3)、将同态子网络g设置于输入层后端,将预测子网络f设置于输出层的前端位置;

[0049] S4)、在同态子网络g和预测子网络f之间嵌入同态层;

[0050] S5)、初始化同态子网络g和预测子网络f所有的权重参数;

[0051] S6)、将收集的跨领域图片训练样本输入到神经网络后,通过同态层干预神经网络的训练;

[0052] S7)、重复步骤S6)直至被用户终止或达到迭代次数的上限,从而得到训练好的神经网络框架;

[0053] S8)、将待分类的跨领域图片输入到训练好的神经网络中,预测得到跨领域图片的类别。

[0054] 上述技术方案中,步骤S1)中,所述的对每组跨领域图片训练样本中的每张跨领域图片进行预处理,具体为:

[0055] S101)、根据所述跨领域训练图片中的每个像素的像素值,获取所述每张跨领域训练图片的像素矩阵;

[0056] S102)、计算所有跨领域训练图片的像素矩阵的平均值,得到均值矩阵;

[0057] S103)、根据均值矩阵生成均值图像;

[0058] S103)、将每张跨领域训练图片的像素矩阵的每个像素值减去均值图像的相应像素值,从而得到每张跨领域训练图片的底层特征。

[0059] 上述技术方案中,步骤S6)中,所述的同态层干预神经网络的训练包括:

[0060] S601)、在训练神经网络的预前向传播阶段中,让跨领域图片训练样本通过一次同态子网络g,通过同态层预前向模块收集每个训练样本在通过同态子网络g后的输出,并根据训练样本类别统计各类的平均激活输出 $\mu(y)$,计算表达式如下:

$$[0061] \quad \mu(y) = \frac{1}{n(y)} \sum_{i=1}^n I(y_i = y) g(O_{d(i)}(x_i)),$$

$$[0062] \quad I(y_i = y) = \begin{cases} 1, y_i = y; \\ 0, y_i \neq y; \end{cases}$$

[0063] 其中,n表示训练样本的数量,n(y)表示标签为y的样本数量, $O_{d(i)}(x_i)$ 表示训练样本中被d(i)记录后的跨领域图片 x_i ;

[0064] S602)、在训练神经网络的前向传播阶段中,让跨领域图片训练样本通过一次同态子网络g和预测子网络f,通过同态层的前向模块收集每个训练样本在通过同态子网络g后的输出,并根据样本类别计算每个样本的类内方差灵敏度 $\delta_c(O_{d(i)}(x_i))$,与类间方差灵敏度 $\delta_s(O_{d(i)}(x_i))$,并通过预测子网络f计算预测标签和实际标签的误差,其中,类内方差灵敏度和类间方差灵敏度的计算公式如下:

$$[0065] \quad \delta_c(O_{d(i)}(x_i)) = g(O_{d(i)}(x_i)) - \mu(y_i),$$

$$[0066] \quad \delta_s(O_{d(i)}(x_i)) = \frac{1}{(|Y|-1)} \sum_{j=1}^{|Y|} I(y_j \neq y_i) [g(O_{d(i)}(x_i)) - \mu(y_j)],$$

$$[0067] \quad I(y_j \neq y_i) = \begin{cases} 1, & y_j \neq y_i; \\ 0, & y_j = y_i \end{cases};$$

[0068] 其中, $0_{d(i)}(x_i)$ 表示训练样本中被 $d(i)$ 记录后的跨领域图片 x_i , $|Y|$ 表示样本标签状态数量;

[0069] S603)、在训练网络的后向传播阶段中, 预测子网络 f 向前面的网络部分注入灵敏度 $\delta(0_{d(i)}(x_i))$, 同时, 同态层的后向模块控制该灵敏度并在此基础上添加类内方差灵敏度 $\delta_c(0_{d(i)}(x_i))$, 与类间方差灵敏度 $\delta_s(0_{d(i)}(x_i))$, 添加完成后, 同态层的后向模块把修改后的灵敏度继续往后传播, 具体添加公式如下:

$$[0070] \quad \delta(0_{d(i)}(x_i)) = \delta(0_{d(i)}(x_i)) + \delta_c(0_{d(i)}(x_i)) - \delta_s(0_{d(i)}(x_i));$$

[0071] S604)、在训练神经网络的参数更新阶段中, 同态子网络 g 和预测子网络 f 根据各自传播的灵敏度并使用批量梯度下降算法更新权重参数。

[0072] 上述技术方案中, 步骤S8) 还包括:

[0073] S801)、把待分类的跨领域图片输入到同态子网络 g 中, 并输出同态特征;

[0074] S802)、通过同态层直接将同态特征输入到预测子网络 f 中, 并输出结果;

[0075] S803)、将步骤S802) 输出的结果输入到softmax函数后计算各类别的概率, 并输出概率最大的类别作为待分类跨领域图片的类别。

[0076] 上述实施例和说明书中描述的只是说明本发明的原理和最佳实施例, 在不脱离本发明精神和范围的前提下, 本发明还会有各种变化和改进, 这些变化和改进都落入要求保护的本发明范围内。

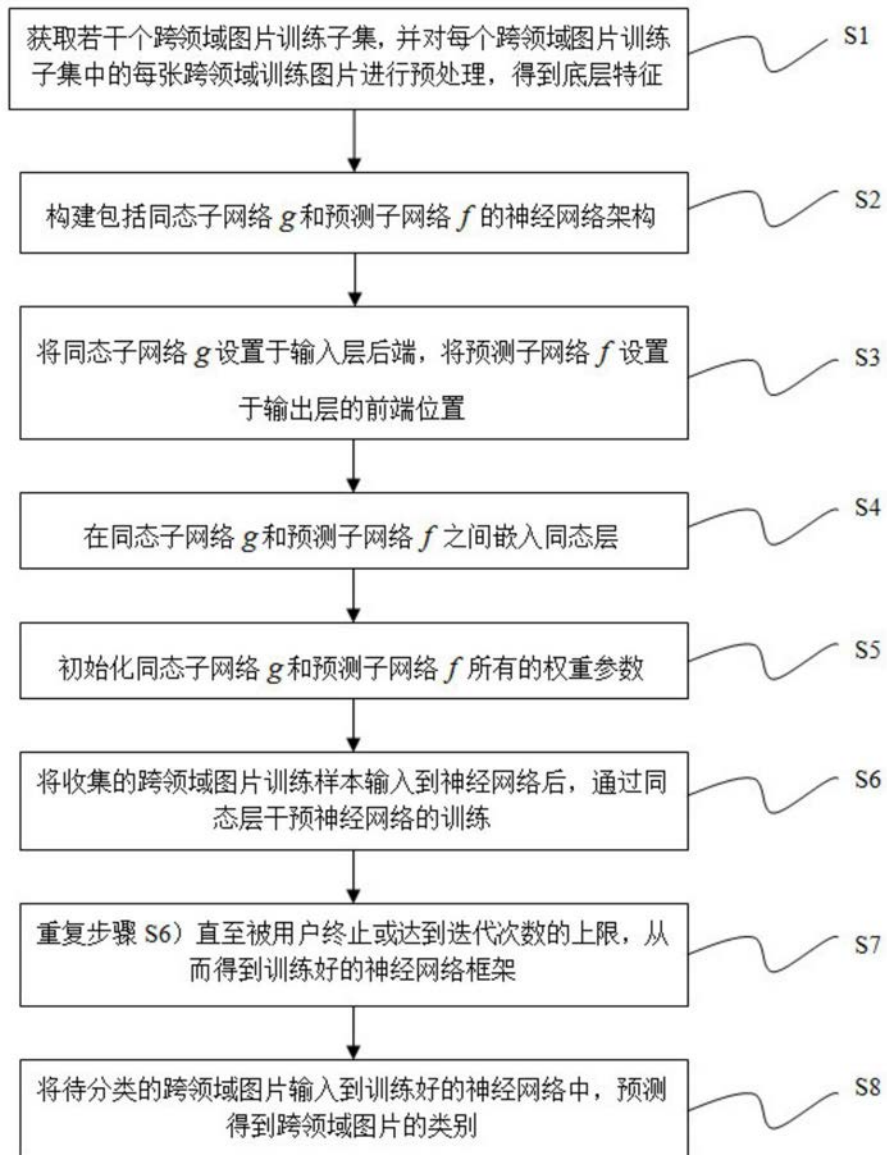


图1

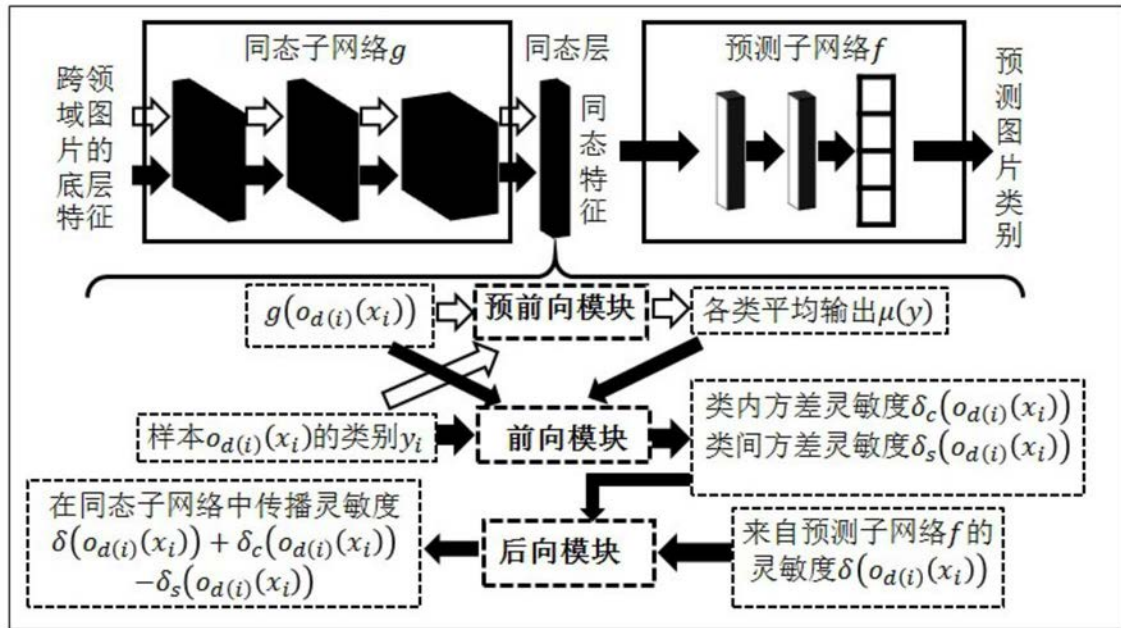


图2