



# (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108875593 A

(43)申请公布日 2018. 11. 23

(21)申请号 201810520386.7

(22)申请日 2018.05.28

(71)申请人 上海交通大学

地址 200240 上海市闵行区东川路800号

(72)发明人 李元祥 施雨舟 李子佳 陈辰

(74)专利代理机构 上海恒慧知识产权代理事务所(特殊普通合伙) 31317

代理人 张宁展

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/46(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

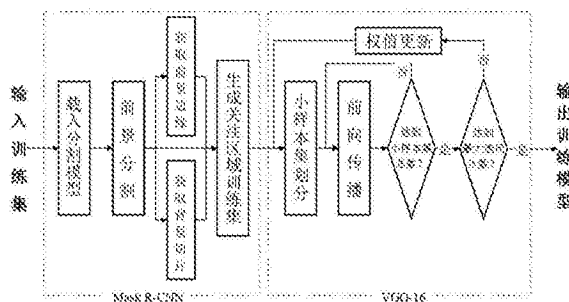
权利要求书1页 说明书6页 附图3页

## (54)发明名称

基于卷积神经网络的可见光图像天气识别方法

## (57)摘要

一种基于卷积神经网络的可见光天气识别方法,将卷积神经网络与可见光天气图像数据相结合,通过感兴趣区域提取后构建训练集的方法,降低了网络对图像浅层信息的敏感,增强了对抽象天气信息的判别,提高了训练精度,从而得到了更为准确的可见光天气识别模型,提高了识别精度。



1. 一种基于卷积神经网络的可见光天气识别方法,其特征在于,包括训练阶段和识别阶段,具体步骤如下:

训练阶段:

第一步,获取可见光天气图像的原始数据,并进行预处理;

第二步,通过分割模型对预处理后的可见光天气图像进行区域提取,获取单独的前景图像、背景图像以及前景边缘图像;

第三步,获取可见光天气图像对应的实际天气数据;

第四步,将可见光图像以及关注区域作为训练数据,并将对应的实际天气数据作为训练标签,组成训练集;

第三步,对不同关注区域训练集进行划分,形成各小样本集;

第四步,对各小样本集进行前向传播;

第五步,判断是否全体小样本集都被使用过,若为否,则选取新的小样本集,并返回第四步,若为是,则进入下一步;

第六步,判断是否达到最大迭代次数,若为否,则利用模型输出值与真值的差值使用梯度下降法进行权值更新后返回第三步,若为是,则模型输出值即为识别模型;

所述识别阶段包括以下步骤:

第一步,获取待识别的可见光天气图像原始数据,并进行预处理;

第二步,载入分割模型对待识别图像进行区域提取,获取单独的前景图像、背景图像以及前景边缘图像;

第三步,将分割后的待识别图像数据输入识别模型,得到识别结果。

2. 根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的可见光天气识别方法,其特征在于,所述训练阶段中预处理包括图像重建或图像增强处理。

## 基于卷积神经网络的可见光图像天气识别方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理及模式识别的技术领域,具体是一种基于卷积神经网络的可见光图像天气识别方法。

### 背景技术

[0002] 在现代道路交通中,恶劣的天气条件会对城市交通产生非常大的影响,雾天、雪天以及其它等极端天气条件会造成能见度大幅度下降以及路面湿滑,不仅可能引发交通堵塞导致运输速度降低,还有可能导致车祸等意外事故。此时通过对天气和环境的实时监控,并综合利用路况和车流信息,利用交通信号灯的控制能够有效减少不良交通状况的产生,提升恶劣天气条件下的出行效率。而人工判断每个路口的天气情况需要的工作量是巨大的,较难实现,因此需要引入一种智能交通系统,根据每个路口周围的天气情况来精细调整不同信号灯的时间分布,保障道路交通的顺畅运行。对户外图片进行天气识别还能够应用于多种需要小范围天气预测的场合,例如机场的天气预报和交通管控,港口的气象服务,农业气象预报等。在这些要求预报范围小,精细程度高的区域内使用户外可见光图像来进行实时的天气识别可以在节约成本的同时获得实时的天气情况,便于规划与管理。但与此同时,也对识别精度和实时性提出了较高的要求。

[0003] 目前利用户外图片进行天气识别的主要手段,是根据大气光学特征进行图像的分类,通常基于一些先验知识进行特征的计算,再使用分类器对这些特征集合进行识别,这种方式计算量小,若具有较好的模型,会对某些种类的天气现象有较好的识别效果,但缺点是准确率较低,且适用性不广。在构建模型后,很难对其进行改进。

[0004] 由于近年来深度学习领域的不断发展,对机器视觉所涉及的各方面也存在推进作用。特别是其中卷积神经网络(Convolutional Neural Network,CNN)的应用,使得人们能够获取曾经难以获取的图像深层语义信息,使图像分类的准确率得到了很大的提升。并且,利用卷积神经网络构建可见光天气图像的分类模型,由于其具有局部感知和参数共享的特性,识别速度较快。在通过大量训练得到模型后,也能在之后的生产应用中,将新获得的数据继续用于模型的更新,能够进一步提高模型的准确度,并且增强模型对各种天气的适应能力。但目前存在的CNN模型,对于图像中较为形象的前景、背景等信息判别较为有效,但这种信息会干扰深度抽象信息的获取,因此对于抽象的天气信息判别存在一定的缺陷。

### 发明内容

[0005] 为了克服上述现有技术的不足,本发明提供一种基于卷积神经网络的可见光图像天气识别方法,使用卷积神经网络提取目标可见光图像的深度天气信息,在进行多种类别的天气分类时,都具有较高的识别准确率。

[0006] 本发明基于卷积神经网络的可见光图像天气识别方法,包括训练阶段和识别阶段两部分,所述训练阶段包括以下步骤:

- [0007] 第一步,获取可见光天气图像原始数据;
- [0008] 第二步,对可见光天气图像原始数据进行预处理操作,包括图像重建和图像增强等 操作;
- [0009] 第三步,对可见光天气进行感兴趣区域提取,获取单独的前景图像、背景图像以及 前景边缘图像;
- [0010] 第四步,获取可见光天气图像对应的真实天气数据;
- [0011] 第五步,将可见光图像以及感兴趣区域组合作为训练数据,对应的天气数据作为训 练标签,组成训练集;
- [0012] 第六步,将训练数据和标签数据输入卷积神经网络中训练网络参数,先采用卷积 层 逐层训练提取特征,再使用反馈的方法整体微调。
- [0013] 第七步,将第六步训练好的网络参数保存,作为我们的识别模型。
- [0014] 所述识别阶段包括以下步骤:
- [0015] 第一步,获取要进行天气识别的可见光天气图像原始数据;
- [0016] 第二步,对数据进行预处理操作,包括图像增强和图像重建等操作;
- [0017] 第三步,将预处理好的可见光天气图像数据输入训练好的识别模型,得到识别结 果。
- [0018] 所述第六步中卷积神经网络的架构具体是:
- [0019] 通过在经典人工神经网络方法基础上增加一个卷积函数,CNN能够实现算法性能 的提升。经典的反向传播神经网络通常包含三个层次,分别为输入层、输出层和隐含层。在 神经网络的设计中,输入层和输出层的节点数根据所需要完成的任务,通常是固定的,而 中间的隐含层节点数则由人为自行制定;神经网络的结构中,拓扑关系和箭头表示在 使用 网络进行测试时数据的流向,而和训练时数据的流向不同;结构图中的圆表示神经 元,连 线代表神经元之间的连接,每条连线对应不同权值,这种权值需要通过对网络的 训练得 到。卷积神经网络同样由模拟人类神经元的单元组成,神经元相互连接通过对自 身权重 和偏差的迭代进行学习,再通过不同的激活函数进行输出。然而人工神经网络的 输入通常 为一个向量,对于图像来说,很难获取图像的全局信息,而卷积神经网络具有 局部感知和 权值共享特性,在图像分类中有着重要作用。在卷积神经网络中,涉及到的 操作不仅包括 与传统人工神经网络类似的反向传播算法,还包括其独有的卷积操作、池 化操作及Softmax 算法。
- [0020] 相比常规的人工神经网络,卷积神经网络更为敏感。每个卷积神经元都有三个维 度, 分别为:高度,宽度,通道深度。每个神经元即为一个卷积核,感知之前层输出后映射 图上的一 块小区域,不会直接感知到映射图的全部区域。用于感知上一层的一个卷积核 会在映 射图上进行滑动,即每个卷积神经网络的一个深度单元会共享一个权值,视作提取 了一 种特征,通过这种方式,能够引入多种卷积核,充分提取大量潜在的语义特征以保 证网络 精度。而提取特征后,若用于分类,其计算量依然较大,因此还要通过下采样的 方式,将 图像划分为同样大小的区域,对每个区域进行聚合统计以减少连接数量,这种 方式即称 为池化。而在卷积层输出特征映射图后,会进行几次全连接,最后,根据网络 的用途,最 终层采用不同大小全连接的Softmax回归层形式,产生一系列向量,通常代表 判定为 不同类别的可信度得分。

[0021] 与现有技术相比本发明具有以下优点：

[0022] 第一，强化了网络对于特定包含天气信息的感兴趣区域的敏感度，在使用CNN对可见光图像进行天气识别时，将前景边缘部分的图像和原图一起，作为独立的通道输入卷积神经网络，增加网络对前景边缘的感知机会，并通过实验证明这种方式能对网络的分类识别效果有一定的提升，特别是提升了雨天和雾天的识别准确率。

[0023] 第二，可见光天气识别由于其特征表达较为困难，对这一方向的研究较少，通过利用结合了感兴趣区域提取的CNN，在四种类型（晴天、雨天、雾天、雪天）的天气识别中取得了较好的结果。

#### 附图说明

[0024] 图1是本发明的训练过程流程图。

[0025] 图2是本发明的识别过程流程图。

[0026] 图3是本发明卷积神经网络的网络总体结构图。

[0027] 图4是普通卷积神经网络结构图。

[0028] 图5是单一神经元结构图。

[0029] 图6是验证使用的四种图像的示意图。

#### 具体实施方式

[0030] 以下结合附图和实验样例对本发明的详细说明：

[0031] 第一步，获取可见光天气图像原始数据，包括图像数据以及目标图像的天气参数；

[0032] 第二步，对数据进行预处理操作，包括对成像状况较差的图像进行图像重建和图像增强等操作；

[0033] 第三步，使用Mask R-CNN方法对可见光天气图像进行感兴趣区域提取。通过预训练的Mask R-CNN模型，提取出可见光天气图像中最大的前景，如车辆，建筑等。并将该前景的边缘截下一并提取，作为感兴趣区域。最后将图像分割为前景部分和不带前景的背景部分。

[0034] 其中，Mask R-CNN为使用了区域生成网络的一种卷积神经网络图像识别模型，通过对原图中不同大小和形状的感受野，使用不同卷积核输出其边界调整系数，对目标区域进行边界框回归。在生成区域后，连接了类别预测、边界框回归以及前景覆盖区域提取结构，实现对前景的提取与分类。

[0035] 第四步，获取可见光天气图像对应的真实天气数据（从气象部门及摄像头所在区域的天气信息网站获取）；

[0036] 第五步，将可见光图像以及感兴趣区域组合作为训练数据，对应的天气数据作为训练标签，组成训练集；

[0037] 第六步，将训练数据和标签数据输入卷积神经网络中训练网络参数，先采用卷积层逐层训练提取特征，再使用反馈的方法整体微调。

[0038] 第七步，将训练数据和标签数据输入卷积神经网络中训练网络参数，先采用卷积层逐层训练提取特征，再使用反馈的方法整体微调。

[0039] 相比常规的人工神经网络，卷积神经网络更为敏感。每个卷积神经元都有三个维

度,分别为:高度,宽度,通道深度,如图4所示。每个神经元即为一个卷积核,感知之前层输出后映射图上的一块小区域,不会直接感知到映射图的全部区域。用于感知上一层的一个卷积核会在映射图上进行滑动,即每个卷积神经网络的一个深度单元会共享一个权值,视作提取了一种特征,通过这种方式,能够引入多种卷积核,充分提取大量潜在的语义特征以保证网络精度。而提取特征后,若用于分类,其计算量依然较大,因此还要通过下采样的方式,将图像划分为同样大小的区域,对每个区域进行聚合统计以减少连接数量,这种方式即称为池化。而在卷积层输出特征映射图后,会进行几次全连接,最后,根据网络的用途,最终层采用不同大小全连接的Softmax回归层形式,产生一系列向量,通常代表判定为不同类别的可信度得分。

[0040] 卷积神经网络同样由模拟人类神经元的单元组成,神经元相互连接通过对自身权重和偏差的迭代进行学习,再通过不同的激活函数进行输出。然而人工神经网络的输入通常为一个向量,对于图像来说,很难获取图像的全局信息,而卷积神经网络具有局部感知和权值共享特性,在图像分类中有着重要作用。在卷积神经网络中,涉及到的操作不仅包括与传统人工神经网络类似的反向传播算法,还包括其独有的卷积操作、池化操作及Softmax算法。

[0041] 卷积操作相当于对原矩阵按照顺序将各区域元素与W矩阵相乘,W矩阵为:

$$[0042] \quad W = \frac{1}{9} * \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

[0043] 这种矩阵被称作核,核对图像进行的操作,相当于对图像进行了滤波。因此核也被称为滤波器,整个操作过程称为卷积。将这个概念扩展,就可以认为对二维图像的滤波操作都能用卷积表示,例如常见的高斯滤波、拉普拉斯滤波等。

[0044] 而在图像的识别或分类问题中,若需要识别的目标是图像中的特定图案,则需要保证滤波器对同样类型的图案具有较高输出的同时,抑制对其它形状的输出,这种操作类似于神经元的激活。图5展示了在卷积神经网络中,卷积操作的实现。其结构大致与传统神经网络相同,通过将输入图像利用卷积核 $f_x$ 进行卷积后,与偏置值 $b_x$ 相加,最终输入激活函数,得到输出层 $C_x$ 。

[0045] 卷积神经网络中通过自采样过程进行特征的二次提取,而子采样中最重要的就是池化过程。计算图像的区域特征时,需要对特征进行分析统计,并基于这些特征得出新特征,以代表整个区域。这个区域就叫做池化域,而分析统计得出新特征的过程就叫做池化。池化后的特征既能降低原特征映射的维度和分辨率,同时还能够避免过拟合。池化的本质是将池化函数 $P_0()$ 作用于池化域,若原映射图为矩阵M,其池化域为矩阵P,池化后加偏置b,则最终用这个池化域作用于整张原映射图的所有区域后,得到特征图S为:

$$[0046] \quad S = P_0(M) + b \quad (2)$$

[0047] 将logistic回归模型在多分类问题上进行推广,就可以得到Softmax回归模型。由于目标库的类型通常不是简单的二分问题,因此目前用于分类的卷积神经网络最后一层都会采用非线性分类能力强的Softmax回归分类器。

[0048] 在多分类问题中,若有k个不同类别,则类别的标签y的维度为k,代表不同的值。则对于训练集 $\{(x^{(1)}, y^{(1)}), \dots, (x^{(m)}, y^{(m)})\}$ ,则 $y^{(i)} \in \{1, 2, \dots, k\}$ 。在测试时若给定输入x,

Softmax 函数能够估算出各个类别J的概率 $p(y = j | x)$ ,即为输入x的每一类的概率。最终得出 Softmax回归假设函数:

$$[0049] \quad h_{\theta}(x^{(i)}) = \begin{bmatrix} p(y^{(i)} = 1 | x^{(i)}; \theta) \\ \vdots \\ p(y^{(i)} = k | x^{(i)}; \theta) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \exp(\theta_1^T x^{(i)}) \\ \vdots \\ \exp(\theta_k^T x^{(i)}) \end{bmatrix} / \sum_{j=1}^k \exp(\theta_j^T x^{(i)}) \quad (3)$$

[0050] 式中 $x^{(i)}$ ——样本;

[0051] j——类别;

[0052]  $p(y^{(i)} = j | x^{(i)}; \theta)$ —— $x^{(i)}$ 属于j类的概率;

[0053]  $\theta_j^T \in R^{n+1}$ ——模型参量。

[0054] 模型的代价函数为:

$$[0055] \quad J(\theta) = \frac{-1}{m} \left[ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k 1\{y^{(i)} = j\} \log \frac{e^{\theta_j^T x^{(i)}}}{\sum_{j=1}^k e^{\theta_j^T x^{(i)}}} \right] \quad (4)$$

[0056] 式中 $1\{\cdot\}$ ——示性函数,  $\{\cdot\}$ 内值为真则函数值为1,反之为0。

[0057] 在实际应用时,会加入权重衰减用于减少回归时的参数冗余,利用梯度下降法对式(4)求到后求出最小化的 $J(\theta)$ ,最终可以得到需要的Softmax回归模型。

[0058] 第八步,保存网络参数得到可见光天气识别模型。

[0059] 不同方法雾识别性能对比:

[0060] 由于发明提出的方法与智能交通系统密切相关,为了验证方法的可靠性,也为了了解这种方法在实际使用中是否能够具有良好的表现,发明使用的实验数据是从现有的交通信息网络中获取的路面状况图(由广东微模式软件股份有限公司提供),这是一种由上而下拍摄的图片,图中具备前景、背景信息,获取图像范围适中,且能捕获较为明显的天气现象。四种天气如图6所示,其中,晴天天气图像整体较为明亮,同时图像的清晰程度和对比度较高,不存在边缘模糊的情况,但由于晴天也存在着路面湿润的情况,也存在暗色背景,然而晴天的前景通常具有明显的反光,能够与雨天区分;雾天天气,图像整体较暗且偏白,并且图像的对比度明显较低,模糊程度较高,随着雾的规模不同,模糊程度不同,并且通常在雾天条件下,前景与背景的灰度差异比其它图像小;雨天天气,图像整体较暗,但偏暗色,图像中存在一些雨滴颗粒,并且图像的对比度相对于雾天更高,图像的背景偏暗,同时前景反光相对于晴天较为不明显;雪天天气,图像整体特征结合了晴天的高亮度和雨天背景偏暗的特征,同时部分图像存在雪花颗粒,而雪天具备的独特特征就是背景和前景中分布的白色积雪。

[0061] 评价指标采用识别准确率。

[0062] 结果如表1及所示。

[0063] 表1不同天气识别方法识别准确率

[0064]

方法	晴天	雨天	雾天	雪天	总体
VGG-16 (只用原图)	75.00%	55.85%	56.48%	64.56%	64.98%
HOG 特征+SVM	42.02%	37.77%	25.93%	46.20%	40.65%
常用特征+SVM	85.15%	59.57%	60.19%	84.18%	78.60%
VGG+Mask R-CNN (叠加原图与感兴趣区域)	97.45%	91.49%	90.74%	96.20%	94.71%

[0065] 注:常用特征包括功率谱斜率特征、对比度特征、噪声特征、饱和度特征

[0066] 可以看出,每种方法自身比较时,对晴天和雪天的识别率相对较高,主要原因是晴天和雪天的图像特征较为明显,使得模型对这两种天气有较高的识别能力。雨天和雾天容易混淆,因为这两种天气的特征类似,但由于雨天和雾天时前景边缘特征差别较大,通过使用边缘图像的叠加,强迫网络更加关注这些边缘信息,能够提升网络对边缘特征的敏感,提升天气识别的准确率。加入Mask R-CNN提取信息后的模型在交通摄像头天气数据库上展现出了较强的天气识别能力,表明本文的技术路线是有一定的可靠性的。

[0067] 综上所述,本发明在可见光天气识别中的表现出色,能够在不错的检测率的基础上,进一步降低虚警率,减少误检的发生。



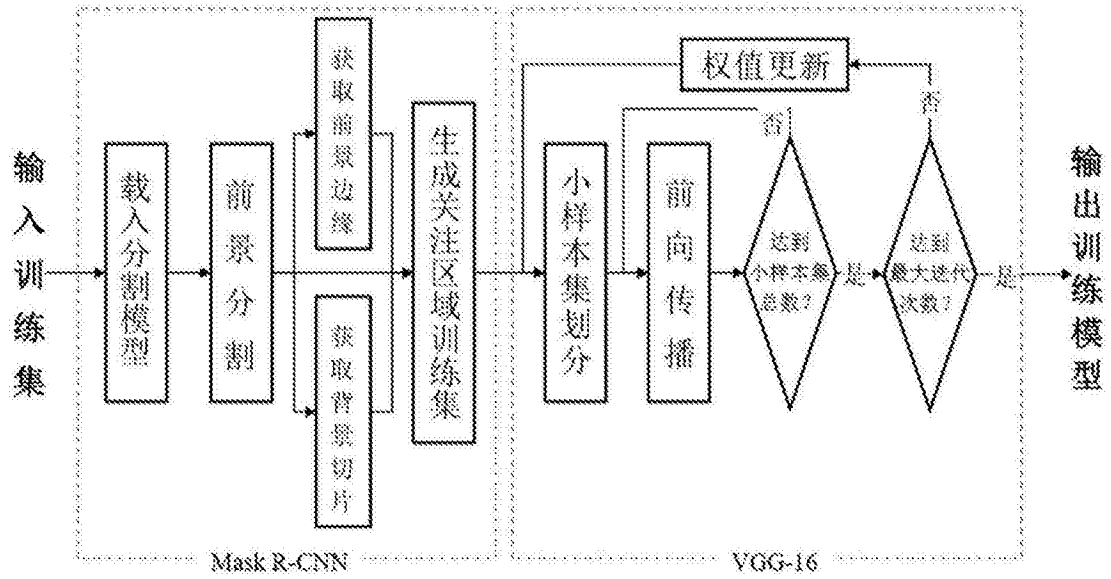


图1

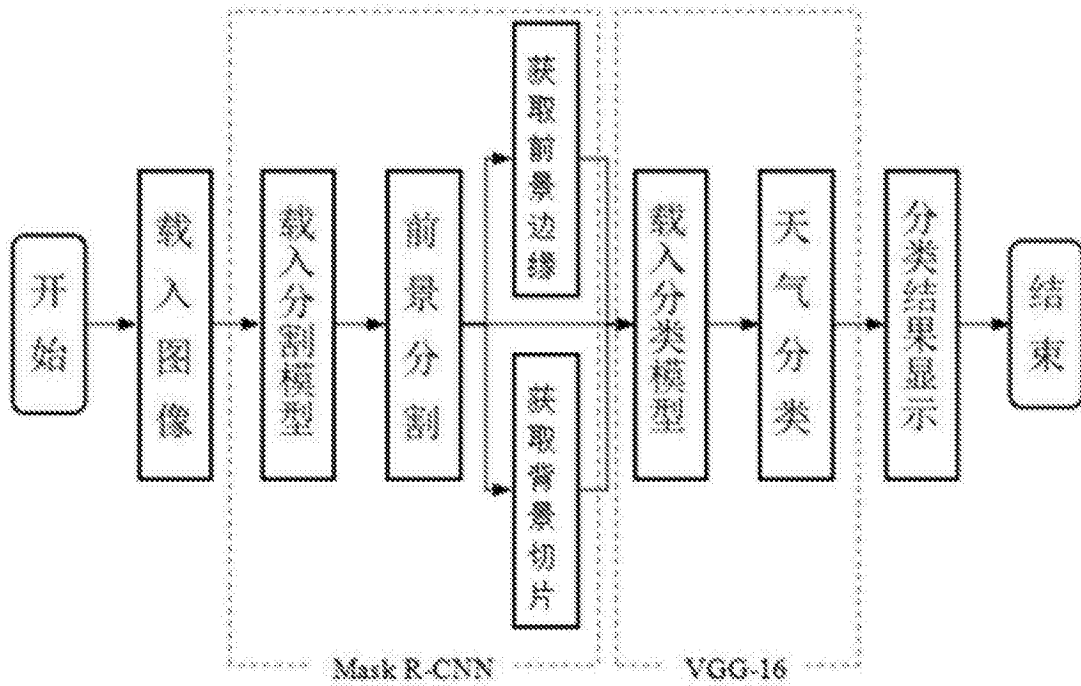


图2

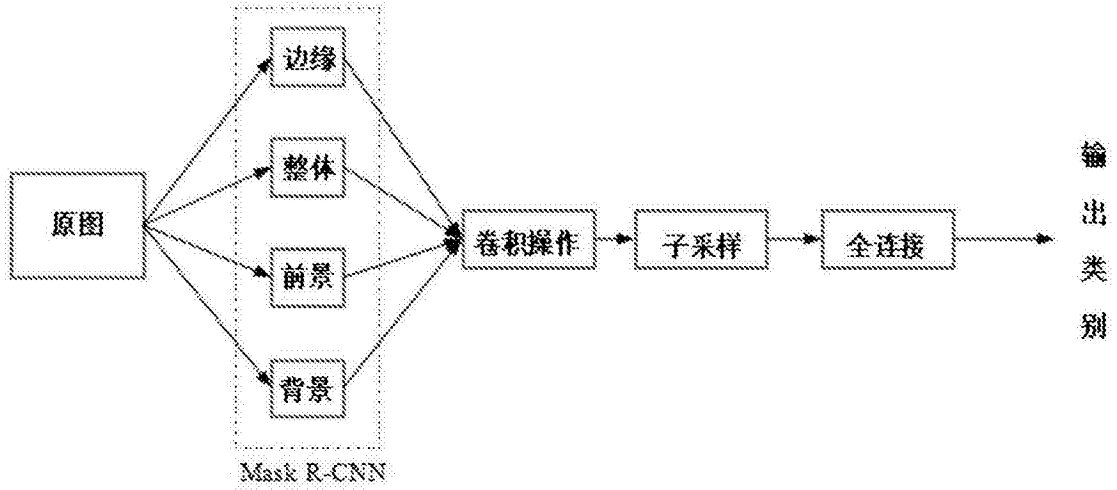


图3

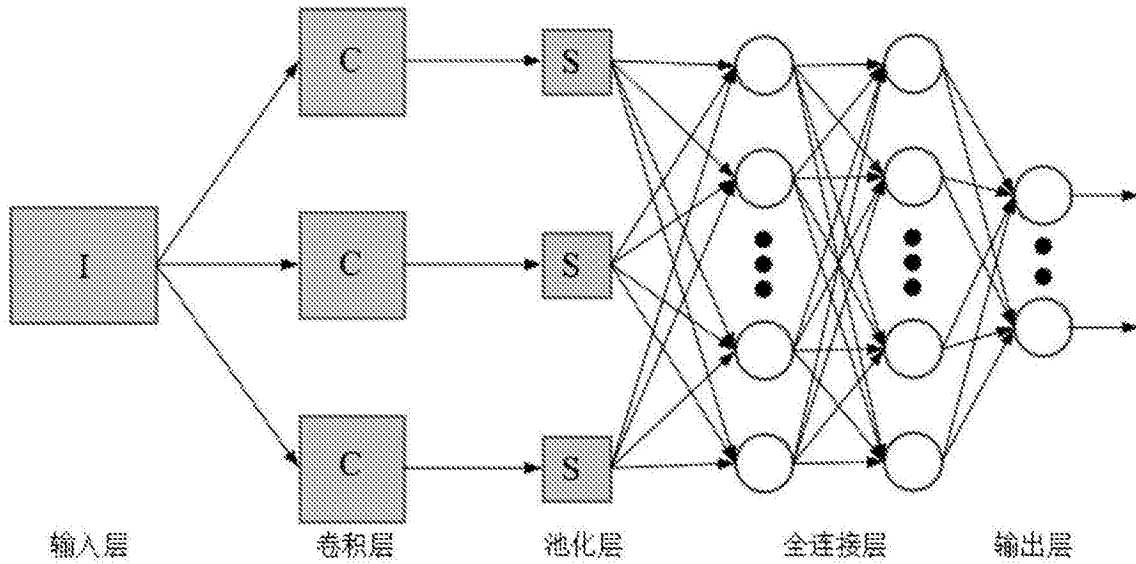


图4

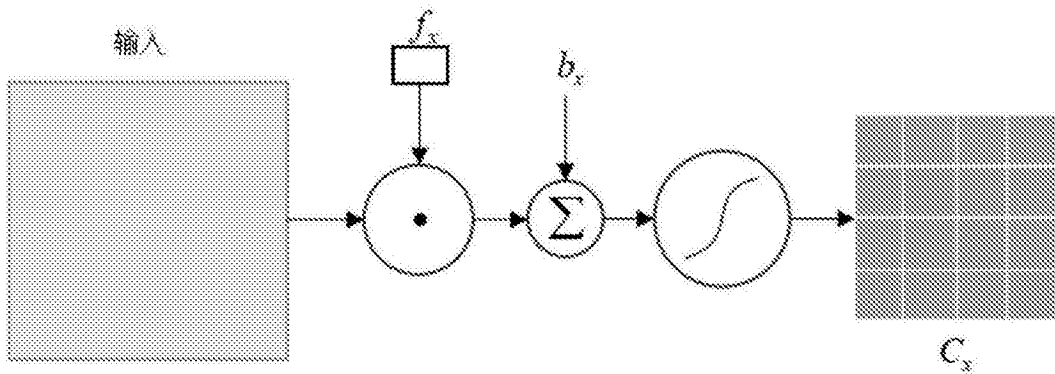


图5



图6