



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 111861916 A

(43) 申请公布日 2020. 10. 30

(21) 申请号 202010655718.X

(22) 申请日 2020.07.09

(71) 申请人 中南大学湘雅二医院

地址 410000 湖南省长沙市芙蓉区人民中路139号

(72) 发明人 李小红 梁青春 范松青

(74) 专利代理机构 长沙科永臻知识产权代理事务
所(普通合伙) 43227

代理人 郭敏

(51) Int. Cl.

G06T 5/00 (2006.01)

G06T 7/00 (2017.01)

G06T 7/73 (2017.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

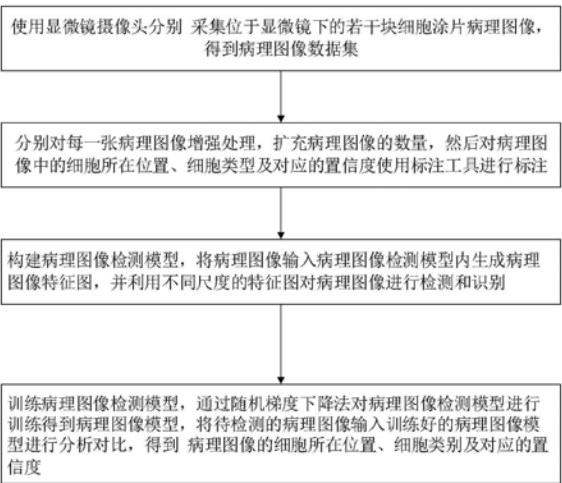
权利要求书2页 说明书4页 附图1页

(54) 发明名称

病理图片的处理方法

(57) 摘要

本发明公开了一种病理图片的处理方法,属于图片处理领域,通过对细胞涂片采集病理图像,然后建立模型,训练模型,把病理图像输入模型内进行检测。通过精准的对病理图像进行检测,实现快速的对病理图像中的细胞所在位置标注框的坐标、细胞类型标签和对应的置信度数值进行检测,根据检测的数据输出具体的病变类型,医生直接获取的病理图像的病理情况,有助于辅助医生进行病理诊断,方便快捷。同时免去现有技术中病理切片的扫描程序和省去高额扫描仪经费的同时提高了检测的效率,具有方便快捷的优点。



1. 一种病理图片的处理方法,其特征在于,所述方法包括如下步骤:

步骤1:使用显微镜摄像头分别采集位于显微镜下的若干块细胞涂片病理图像,得到病理图像数据集;

步骤2:分别对每一张病理图像增强处理,扩充病理图像的数量,然后对病理图像中的细胞所在位置、细胞类型及对应的置信度使用标注工具进行标注;

步骤3:构建病理图像检测模型,将病理图像输入病理图像检测模型内生成病理图像特征图,并利用不同尺度的特征图对病理图像进行检测和识别;

步骤4:训练病理图像检测模型,通过随机梯度下降法对病理图像检测模型进行训练得到病理图像模型,将待检测的病理图像输入训练好的病理图像模型进行分析对比,得到病理图像的细胞所在位置、细胞类别及对应的置信度。

2. 根据权利要求1所述的一种病理图片的处理方法,其特征在于:所述步骤2中,对每一张病理图像增强处理的方法包括对病理图像进行水平翻转、垂直翻转、添加随机噪声和随机旋转处理,扩充病理图像样本的数据集,使用标注工具为标签制作工具LabelImg;所述的标注信息包括病理图像中的细胞所在位置标注框的坐标、细胞类型标签、对应的置信度数值和保存病理图像路径信息。

3. 根据权利要求2所述的一种病理图片的处理方法,其特征在于:所述步骤3中,病理图像检测模型包括特征提取网络、空间金字塔网络和多尺度预测层,特征提取网络经空间金字塔网络与多尺度预测层连接,所述特征提取网络包括4个处理模块,并且处理模块与处理模块首尾相接,每个处理模块的输入端设置有 1×1 卷积层和 2×2 平均池化层,用于对病理图像特征图降维,在处理模块后特征图维度为 13×13 、 26×26 和 52×52 时,这三个尺度的病理图像特征图通过卷积核的方式实现局部的特征交互,进而构成多尺度预测层;在多尺度预测层中插入空间金字塔网络实现特征金字塔网络。

4. 根据权利要求3所述的一种病理图片的处理方法,其特征在于:空间金字塔网由3个空间箱构成,在每个空间箱内分别把病理图像特征图分成 13×13 、 19×19 和 5×5 块,经过最大池化层后再拼接。

5. 根据权利要求1所述的一种病理图片的处理方法,其特征在于:所述步骤4中训练的消耗函数为:

$$\text{Loss} = \text{Error}_{\text{coord}} + \text{Error}_{\text{iou}} + \text{Error}_{\text{cls}}$$

$$\text{Error}_{\text{coord}} = \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{\text{obj}} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] + \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{\text{obj}} [(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2]$$

$$\text{Error}_{\text{iou}} = \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{\text{obj}} (c_i - \hat{c}_i)^2 + \lambda_{\text{noobj}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{\text{obj}} (c_i - \hat{c}_i)^2$$

$$\text{Error}_{\text{cls}} = \sum_{i=0}^{S^2} 1_i^{\text{obj}} \sum_{c \in \text{classes}} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2$$

其中 $\text{Error}_{\text{coord}}$ 、 $\text{Error}_{\text{iou}}$ 和 $\text{Error}_{\text{cls}}$ 分别表示预测包围盒的误差、IOU误差和分类误差; λ_{coord} 为坐标误差权重; S^2 是将输入图像分割为的网格数,B是每个网格生成的包围框数;如果 1_{ij}^{obj} 等于1,则第j个包围框在第i网格内覆盖了目标;否则 1_{ij}^{obj} 等于0; $(\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{w}_i, \hat{h}_i)$ 为预测边界框的中心坐标值及其宽度和高度, (x_i, y_i, w_i, h_i) 为真实的边界框的中心坐标值及其宽

度和高度; λ_{noobj} 为对边界框进行预测时置信度损失的权重; c_i 为预测的置信度; \hat{c}_i 为真实的置信度; $p_i(c)$ 是在网格*i*内目标属于*c*的真实概率, $\hat{p}_i(c)$ 是预测的概率。

6. 根据权利要求2所述的一种病理图片的处理方法,其特征在于:所述步骤4中的检测过程为:

将图像大小调整为 416×416 ,然后将图像分割成 $S \times S$ 个网格,如果目标的中心位于网格单元中,则在该网格中执行检测过程;每个网格单元分别预测*B*个包围框、包围框的置信度得分和物体的类别信息概率*C*,置信度Confidence得分由公式 $Confidence = P_r(Object) \times IOU_{pred}^{truth}$ 获得;置信度Confidence得分等于表示真实包围框和预测包围框之间的交并比;预测包围框的坐标标记为(*x*,*y*,*w*,*h*);其中*x*和*y*表示预测包围框的中点坐标,*w*和*h*表示预测包围框的长和宽;如果网格单元中没有对象,则应为0,否则为1;对上一步中获得的预测包围框坐标(*x*,*y*,*w*,*h*)使用logistic归一化处理;通过对图像中满足置信度Confidence阈值的区域采用非极大值抑制算法处理;通过非极大值抑制的处理结果,获取标定预测包围框所对应的坐标范围和类别信息。

病理图片的处理方法

技术领域

[0001] 本发明涉及图片处理领域,尤其涉及一种病理图片的处理方法。

背景技术

[0002] 细胞病理学以组织病理学为基础,通过细致地观察细胞形态结构、细胞排列形式及细胞间相互关系来阐明疾病本质的一门学科,是病理学的重要组成部分。细胞样本经取样、固定、制备、染色等过程制作成细胞涂片,细胞病理医生在显微镜下观察细胞涂片中的细胞成分进行诊断,先在低倍物镜下整体浏览,发现目标细胞时转到高倍物镜下仔细观察目标细胞。

[0003] 目前所采用的计算机辅助阅片系统有:ThinPrep Imaging System(TIS) 和 BDFocalPoint 阅片仪,都是基于显微镜的玻片扫描分析系统,在一定程度上提高了判读的准确性以及降低了阅片时间,但存在价格昂贵、准确率不高,仍然依赖病理医师来判读的问题。

[0004] 随着数字病理和人工智能技术的发展,基于数字病理图像的计算机分析系统正在蓬勃发展。人工智能技术相比与传统的图像处理技术,准确性进一步提高同时自动化程度更高,但新兴的人工智能辅助诊断系统的设计思路是基于全场扫描的数字病理图像进行分析,但是现有的人工智能技术中还没有完全准确的实现的自动检测。医生仍然习惯在显微镜下进行人工阅片,耗费时间较长,并且准确率等因人而异,不能同意准确判断。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供一种病理图片的处理方法,解决现有病理图片只能依赖病理医师来判读,时间长、价格昂贵和准确率不高的技术问题。

[0006] 一种病理图片的处理方法,所述方法包括如下步骤:

[0007] 步骤1:使用显微镜摄像头分别采集位于显微镜下的若干块细胞涂片病理图像,得到病理图像数据集;

[0008] 步骤2:分别对每一张病理图像增强处理,扩充病理图像的数量,然后对病理图像中的细胞所在位置、细胞类型及对应的置信度使用标注工具进行标注;

[0009] 步骤3:构建病理图像检测模型,将病理图像输入病理图像检测模型内生成病理图像特征图,并利用不同尺度的特征图对病理图像进行检测和识别;

[0010] 步骤4:训练病理图像检测模型,通过随机梯度下降法对病理图像检测模型进行训练得到病理图像模型,将待检测的病理图像输入训练好的病理图像模型进行分析对比,得到病理图像的细胞所在位置、细胞类别及对应的置信度。

[0011] 所述步骤2中,对每一张病理图像增强处理的方法包括对病理图像进行水平翻转、垂直翻转、添加随机噪声和随机旋转处理,扩充病理图像样本的数据集,使用标注工具为标签制作工具LabelImg;所述的标注信息包括病理图像中的细胞所在位置标注框的坐标、细胞类型标签、对应的置信度数值和保存病理图像路径信息。

[0012] 所述步骤3中,病理图像检测模型包括特征提取网络、空间金字塔网络和多尺度预测层,特征提取网络经空间金字塔网络与多尺度预测层连接,所述特征提取网络包括4个处理模块,并且处理模块与处理模块首尾相接,每个处理模块的输入端设置有 1×1 卷积层和 2×2 平均池化层,用于对病理图像特征图降维,在处理模块后特征图维度为 13×13 、 26×26 和 52×52 时,这三个尺度的病理图像特征图通过卷积核的方式实现局部的特征交互,进而构成多尺度预测层;在多尺度预测层中插入空间金字塔网络实现特征金字塔网络。

[0013] 空间金字塔网由3个空间箱构成,在每个空间箱内分别把病理图像特征图分成 13×13 、 19×19 和 5×5 块,经过最大池化层后再拼接。

[0014] 所述步骤4中训练的消耗函数为:

[0015] $Loss = Error_{coord} + Error_{iou} + Error_{cls}$

[0016] $Error_{coord} = \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] + \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} [(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2]$

[0017] $Error_{iou} = \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} (c_i - \hat{c}_i)^2 + \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{noobj} (c_i - \hat{c}_i)^2$

[0018] $Error_{cls} = \sum_{i=0}^{S^2} 1_i^{obj} \sum_{c \in classes} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2$

[0019] 其中 $Error_{coord}$ 、 $Error_{iou}$ 和 $Error_{cls}$ 分别表示预测包围盒的误差、IOU误差和分类误差; λ_{coord} 为坐标误差权重; S^2 是将输入图像分割为的网格数,B是每个网格生成的包围框数;如果 1_{ij}^{obj} 等于1,则第j个包围框在第i网格内覆盖了目标;否则 1_{ij}^{obj} 等于0; $(\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{w}_i, \hat{h}_i)$ 为预测边界框的中心坐标值及其宽度和高度, (x_i, y_i, w_i, h_i) 为真实的边界框的中心坐标值及其宽度和高度; λ_{noobj} 为对边界框进行预测时置信度损失的权重; c_i 为预测的置信度; \hat{c}_i 为真实的置信度; $p_i(c)$ 是在网格i内目标属于c的真实概率, $\hat{p}_i(c)$ 是预测的概率。

[0020] 所述步骤4中的检测过程为:

[0021] 将图像大小调整为 416×416 ,然后将图像分割成 $S \times S$ 个网格,如果目标的中心位于网格单元中,则在该网格中执行检测过程;每个网格单元分别预测B个包围框、包围框的置信度得分和物体的类别信息概率C,置信度 Confidence得分由公式 $Confidence = P_r(Object) \times IOU_{pred}^{truth}$ 获得;置信度 Confidence 得分等于表示真实包围框和预测包围框之间的交并比;预测包围框的坐标标记为(x,y,w,h);其中x和y表示预测包围框的中点坐标,w和h表示预测包围框的长和宽;如果网格单元中没有对象,则应为0,否则为1;对上一步中获得的预测包围框坐标(x,y,w,h)使用logistic归一化处理;通过对图像中满足置信度 Confidence阈值的区域采用非极大值抑制算法处理;通过非极大值抑制的处理结果,获取标定预测包围框所对应的坐标范围和类别信息。

[0022] 本发明采用了上述技术方案,本发明具有以下技术效果:

[0023] 本发明通过精准的对病理图像进行检测,实现快速的对病理图像中的细胞所在位置标注框的坐标、细胞类型标签和对应的置信度数值进行检测,根据检测的数据输出具体的病变类型,医生直接获取的病理图像的病理情况,有助于辅助医生进行病理诊断,方便快捷。同时免去现有技术中病理切片的扫描程序和省去高额扫描仪经费的同时提高了检测的

效率,具有方便快捷的优点。

附图说明

[0024] 图1为本发明流程图。

[0025] 图2为本发明病理图像检测模型的结构原理图。

具体实施方式

[0026] 为使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,举出优选实施例,对本发明进一步详细说明。然而,需要说明的是,说明书中列出的许多细节仅仅是为了使读者对本发明的一个或多个方面有一个透彻的理解,即便没有这些特定的细节也可以实现本发明的这些方面。

[0027] 一种病理图片的处理方法,如图1所示,所述方法包括如下步骤:

[0028] 步骤1:使用显微镜摄像头分别采集位于显微镜下的若干块细胞涂片病理图像,得到病理图像数据集。使用显微镜对细胞涂片进行放大,显微镜摄像头,同时对一个细胞涂片放大时,不同方向进行旋转,然后再放大采集,形成从多个方向采集,把显微镜摄像头采集的图像传给处理器进行处理。

[0029] 步骤2:由处理器分别对每一张病理图像增强处理,处理器为ESP图片处理器。扩充病理图像的数量,然后对病理图像中的细胞所在位置、细胞类型及对应的置信度使用标注工具进行标注。对每一张病理图像增强处理的方法包括对病理图像进行水平翻转、垂直翻转、添加随机噪声和随机旋转处理,扩充病理图像样本的数据集,使用标注工具为标签制作工具LabelImg。

[0030] 所述的标注信息包括病理图像中的细胞所在位置标注框的坐标、细胞类型标签、对应的置信度数值和保存病理图像路径信息。通过增强处理增加图片的数量,使得采集图像数据库更加丰富。把病理图像增强处理分为训练集和测试集,将其格式化编号和路径保存在txt格式文件中。

[0031] 步骤3:构建病理图像检测模型,将病理图像输入病理图像检测模型内生成病理图像特征图,并利用不同尺度的特征图对病理图像进行检测和识别。

[0032] 病理图像检测模型包括特征提取网络、空间金字塔网络和多尺度预测层,特征提取网络经空间金字塔网络与多尺度预测层连接,所述特征提取网络包括4个处理模块,并且处理模块与处理模块首尾相接,每个处理模块的输入端设置有 1×1 卷积层和 2×2 平均池化层,用于对病理图像特征图降维,在处理模块后特征图维度为 13×13 、 26×26 和 52×52 时,这三个尺度的病理图像特征图通过卷积核的方式实现局部的特征交互,进而构成多尺度预测层;在多尺度预测层中插入空间金字塔网络实现特征金字塔网络。空间金字塔网由3个空间箱构成,在每个空间箱内分别把病理图像特征图分成 13×13 、 19×19 和 5×5 块,经过最大池化层后再拼接。

[0033] 特征提取网络的表达式为 $x_1 = H_1([x_0, x_1, x_2, \dots, x_{l-1}])$;其中 H_1 代表由BN层、ReLU层和 3×3 卷积层组成的复合函数, $[x_0, x_1, x_2, \dots, x_{l-1}]$ 代表拼接来自之前不同层的车底异物特征图。

[0034] 病理图像检测模型三个尺度的病理图像特征交互是通过 3×3 和 1×1 卷积核的方

式实现的,具体如下是在尺度1的 13×13 大小病理图像特征图后加一些卷积层再进行分类和位置回归;在尺度2的特征图与尺度1中的倒数第二层的卷积层上采样后再与特征图拼接,在输出 26×26 大小的特征图上进行分类和回归;在尺度3的特征图与经过上采样的特征图合并,在 52×52 大小的病理图像特征图上进行分类和回归。

[0035] 步骤4:训练病理图像检测模型,通过随机梯度下降法对病理图像检测模型进行训练得到病理图像模型,将待检测的病理图像输入训练好的病理图像模型进行分析对比,得到病理图像的细胞所在位置、细胞类别及对应的置信度。

[0036] 训练病理图像检测模型中的具体消耗函数为:

[0037] $Loss = Error_{coord} + Error_{iou} + Error_{cls}$

$$[0038] \quad Error_{coord} = \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] + \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} [(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2]$$

$$[0039] \quad Error_{iou} = \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} (c_i - \hat{c}_i)^2 + \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{noobj} (c_i - \hat{c}_i)^2$$

$$[0040] \quad Error_{cls} = \sum_{i=0}^{S^2} 1_i^{obj} \sum_{c \in classes} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2$$

[0041] 其中 $Error_{coord}$ 、 $Error_{iou}$ 和 $Error_{cls}$ 分别表示预测包围盒的误差、IOU误差和分类误差; λ_{coord} 为坐标误差权重; S^2 是将输入图像分割为的网格数,B是每个网格生成的包围框数;如果 1_{ij}^{obj} 等于1,则第j个包围框在第i网格内覆盖了目标;否则 1_{ij}^{obj} 等于0; $(\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{w}_i, \hat{h}_i)$ 为预测边界框的中心坐标值及其宽度和高度, (x_i, y_i, w_i, h_i) 为真实的边界框的中心坐标值及其宽度和高度; λ_{noobj} 为对边界框进行预测时置信度损失的权重; c_i 为预测的置信度; \hat{c}_i 为真实的置信度; $p_i(c)$ 是在网格i内目标属于c的真实概率, $\hat{p}_i(c)$ 是预测的概率。

[0042] 具体的病理图像检测过程为:将图像大小调整为 416×416 ,然后将图像分割成 $S \times S$ 个网格,如果目标的中心位于网格单元中,则在该网格中执行检测过程;每个网格单元分别预测B个包围框、包围框的置信度得分和物体的类别信息概率C,置信度Confidence得分由公式 $Confidence = P_r(Object) \times IOU_{pred}^{truth}$ 获得;置信度Confidence得分等于表示真实包围框和预测包围框之间的交并比;预测包围框的坐标标记为 (x, y, w, h) ;其中x和y表示预测包围框的中点坐标,w和h表示预测包围框的长和宽;如果网格单元中没有对象,则应为0,否则为1;对上一步中获得的预测包围框坐标 (x, y, w, h) 使用logistic归一化处理;通过对图像中满足置信度Confidence阈值的区域采用非极大值抑制算法处理;通过非极大值抑制的处理结果,获取标定预测包围框所对应的坐标范围和类别信息。

[0043] 以上所述仅是本发明的优选实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以作出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。

使用显微镜摄像头分别采集位于显微镜下的若干块细胞涂片病理图像，得到病理图像数据集

分别对每一张病理图像增强处理，扩充病理图像的数量，然后对病理图像中的细胞所在位置、细胞类型及对应的置信度使用标注工具进行标注

构建病理图像检测模型，将病理图像输入病理图像检测模型内生成病理图像特征图，并利用不同尺度的特征图对病理图像进行检测和识别

训练病理图像检测模型，通过随机梯度下降法对病理图像检测模型进行训练得到病理图像模型，将待检测的病理图像输入训练好的病理图像模型进行分析对比，得到病理图像的细胞所在位置、细胞类别及对应的置信度

图1

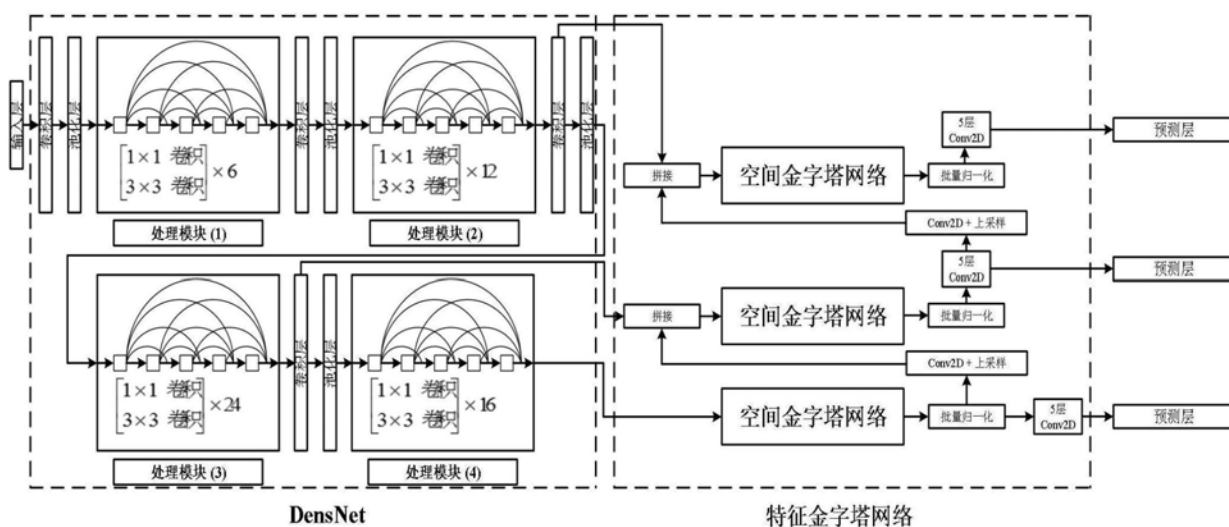


图2