



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 116630684 B

(45) 授权公告日 2025. 04. 01

(21) 申请号 202310425106.5

G06V 10/774 (2022.01)

(22) 申请日 2023.04.20

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 113850825 A, 2021.12.28

申请公布号 CN 116630684 A

CN 114359167 A, 2022.04.15

(43) 申请公布日 2023.08.22

审查员 赵冰

(73) 专利权人 西北工业大学

地址 710072 陕西省西安市碑林区友谊西路127号

(72) 发明人 沈钧戈 王鑫 毛昭勇 刘佳璇  
葛伟臻

(51) Int. Cl.

G06V 10/764 (2022.01)

G06V 10/40 (2022.01)

G06V 10/80 (2022.01)

G06V 10/26 (2022.01)

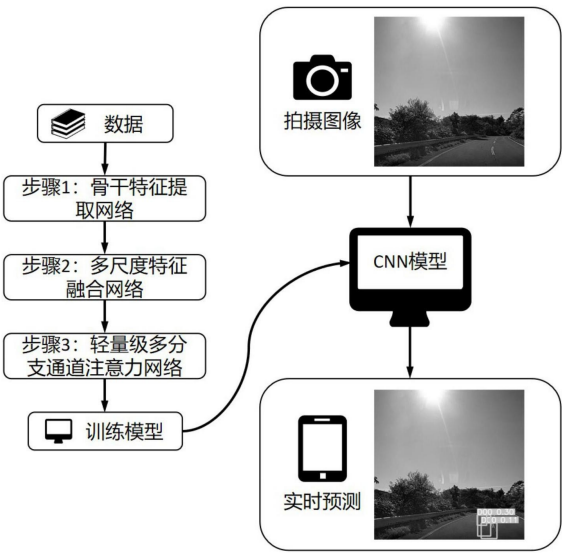
权利要求书1页 说明书4页 附图4页

(54) 发明名称

一种轻量化的端到端道路损伤检测目标分割方法

(57) 摘要

本发明公开了一种轻量化的端到端道路损伤检测目标分割方法,首先将数据集中的图像经过骨干特征提取网络Shuffle-ECANet得到特征,然后经过多尺度特征融合网络,得到包含不同尺度的特征图;再将特征图经过轻量级多分支通道注意力网络LMCA-Net,得到最终识别出损伤的图像。通过训练得到网络的权重,在实际检测时,可以将摄像机拍摄的实时图像输入到该目标分割模型中,导入前面得到的权重,对道路损伤进行识别及分割。本发明能够快速自动准确地识别和分类特定类型的道路损伤,在目标分割上依然有良好的性能效果。



1. 一种轻量化的端到端道路损伤检测目标分割方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤1:数据集集中的图像经过骨干特征提取网络Shuffle-ECANet得到特征,输入图像尺寸为 $a \times b \times 3$ ;

将YOLOv5的骨干特征提取网络替换为Shuffle-ECANet,Shuffle-ECANet包括ShuffleNetV2和ECA-Net注意力机制两部分,ECA-Net通过全局平均池化和 $1 \times 1$ 卷积降维,将Shuffle层提取的 $W \times H \times C$ 特征图转化为 $1 \times 1 \times C$ 的特征图;

步骤2:然后经过多尺度特征融合网络,得到包含不同尺度的特征图;

采用特征金字塔结构实现多尺度特征融合网络;在特征金字塔网络FPN的基础上,增加自适应注意力模块AAM和特征增强模块FEM;输入图像要通过多个卷积生成多尺度特征映射 $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5$ ,对应的自上而下的特征映射为 $M_5, M_4, M_3$ ,通过上述的Shuffle-ECANet模块可以提取到 $1 \times 1 \times C$ 的, $C_5$ 通过AAM生成特征映射 $M_6$ , $M_6$ 与 $M_5$ 求和并通过自上而下的途径传播与较低层次的其他特征融合,并在每个特征映射 $M_x, x=3, 4, 5$ 模块中添加FEM;

步骤3:再将特征图经过轻量级多分支通道注意力网络LMCA-Net,得到最终识别的图像,尺寸与输入图像尺寸相同为 $a \times b \times 3$ ;

所述轻量级多分支通道注意力网络LMCA-Net具体步骤为:

将输入特征图 $F$ 与大小为 $3 \times 3, 5 \times 5$ 和 $7 \times 7$ 的卷积核进行卷积以获得三个特征图 $F_1, F_2$ 和 $F_3$ ,然后求和以获得形状为 $C \times H \times W$ 的 $F'$ ;

将 $F'$ 进入一个池化层,沿着 $H$ 和 $W$ 维度进行平均池化;

使用1D卷积将原始 $C$ 维映射到 $Z$ 维信息,再使用三个1D卷积从 $Z$ 维度改变到原始 $C$ 维度,完成信道维度的信息提取;

步骤4:由步骤1到步骤3组成目标分割模型,对目标分割模型进行训练,得到训练后的目标分割模型,在识别损伤时使用;

步骤5:将摄像机拍摄的实时图像输入到训练后的目标分割模型中,实现对道路损伤的检测及分割。

2. 根据权利要求1所述的一种轻量化的端到端道路损伤检测目标分割方法,其特征在于,所述输入图像尺寸为 $416 \times 416 \times 3$ 。

## 一种轻量化的端到端道路损伤检测目标分割方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于深度学习技术领域,具体涉及一种道路损伤检测目标分割方法。

### 背景技术

[0002] 目前,中国已经拥有庞大的公路和道路网络,每年有关部门都要投入大量人力和财力去解决路面损伤的问题,如果不能及时且精准地发现路面缺陷,就会导致路况进一步恶化,甚至容易导致交通事故的发送。因此如何快速便捷且能精准识别道路损伤,成为了当前计算机视觉领域的一大课题。

[0003] 早期的路面损伤检测主要依靠人工检测,存在安全性差、效率低、成本高的问题;后来衍生出自动化路检技术,依靠搭载在道路巡查车上的传感器设备来进行检测,但是依然存在硬件成本高、识别精度较低的问题;而目前路面损伤检测主要依靠计算机视觉领域的方法,基于神经网络模型,通过图像识别来精准地判断出路面损伤的类型。

[0004] 目前在道路损伤识别的目标分割中的研究:为了解决仅对有或没有道路损坏的图像进行分类,并能够通过网络更直观地检测像素级别的道路损坏,Pereira等人使用U-Net进行道路和坑洼图像的语义分割方法,它们的网络结构分为编码器和解码器两部分,用于特征提取、特征融合和结果预测。为了设计更先进的语义分割模型来提高检测率,Fan等提出了一种新的语义分割坑洞检测方法,该方法利用串联空心卷积组成的空间金字塔池化模块,利用通道注意力机制增强特征提取过程后,整合空间上下文信息,这有助于检测多尺度道路坑洼。为解决道路裂缝检测困难的问题,Zhang等人通过在编码器和解码器之间增加空洞卷积并在解码器阶段引入深度监督,提高了AD-Net的裂缝道路检测性能。为增强特征表示能力并减轻阴影,噪声等干扰因素对道路裂缝检测的影响,Fang等人通过在编码器层配置变压器块来提高AD-Net的性能。

[0005] 当前路面损伤检测在目标分割上还存在一些短板问题,主要面临检测精度虽高,但是检测速度慢,不能很好地平衡二者。需要多阶段操作,往往要对图像进行预处理和后处理,实时检测性能较差,无法实现端到端的轻量级模型网络。

### 发明内容

[0006] 为了克服现有技术的不足,本发明提供了一种轻量化的端到端道路损伤检测目标分割方法,首先将数据集中的图像经过骨干特征提取网络Shuffle-ECANet得到特征,然后经过多尺度特征融合网络,得到包含不同尺度的特征图;再将特征图经过轻量级多分支通道注意力网络LMCA-Net,得到最终识别出损伤的图像。通过训练得到网络的权重,在实际检测时,可以将摄像机拍摄的实时图像输入到该目标分割模型中,导入前面得到的权重,对道路损伤进行识别及分割。本发明能够快速自动准确地识别和分类特定类型的道路损伤,在目标分割上依然有良好的性能效果。

[0007] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案包括如下步骤:

[0008] 步骤1:数据集中的图像经过骨干特征提取网络Shuffle-ECANet得到特征,输入图

像尺寸为 $a \times b \times 3$ ;

[0009] 将YOLOv5的骨干特征提取网络替换为Shuffle-ECANet, Shuffle-ECANet包括ShuffleNetV2和ECA-Net注意力机制两部分, ECA-Net通过全局平均池化和 $1 \times 1$ 卷积降维, 将Shuffle层提取的 $W \times H \times C$ 特征图转化为 $1 \times 1 \times C$ 的特征图;

[0010] 步骤2: 然后经过多尺度特征融合网络, 得到包含不同尺度的特征图;

[0011] 采用特征金字塔结构实现多尺度特征融合网络; 在特征金字塔网络FPN的基础上, 增加自适应注意力模块AAM和特征增强模块FEM; 输入图像要通过多个卷积生成多尺度特征映射 $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5$ , 对应的自上而下的特征映射为 $M_5, M_4, M_3$ , 通过上述的Shuffle-ECANet模块可以提取到 $1 \times 1 \times C$ 的,  $C_5$ 通过AAM生成特征映射 $M_6$ ,  $M_6$ 与 $M_5$ 求和并通过自上而下的途径传播与较低层次的其他特征融合, 并在每个特征映射 $M_x, x=3, 4, 5$ 模块中添加FEM;

[0012] 步骤3: 再将特征图经过轻量级多分支通道注意力网络LMCA-Net, 得到最终识别的图像, 尺寸与输入图像尺寸相同为 $a \times b \times 3$ ;

[0013] 所述轻量级多分支通道注意力网络LMCA-Net具体步骤为:

[0014] 将输入特征图 $F$ 与大小为 $3 \times 3, 5 \times 5$ 和 $7 \times 7$ 的卷积核进行卷积以获得三个特征图 $F_1, F_2$ 和 $F_3$ , 然后求和以获得形状为 $C \times H \times W$ 的 $F'$ ;

[0015] 将 $F'$ 进入一个池化层, 沿着 $H$ 和 $W$ 维度进行平均池化;

[0016] 使用1D卷积将原始 $C$ 维映射到 $Z$ 维信息, 再使用三个1D卷积从 $Z$ 维度改变到原始 $C$ 维度, 完成信道维度的信息提取;

[0017] 步骤4: 由步骤1到步骤3组成目标分割模型, 对目标分割模型进行训练, 得到训练后的目标分割模型, 在识别损伤时使用;

[0018] 步骤5: 将摄像机拍摄的实时图像输入到训练后的目标分割模型中, 实现对道路损伤的检测及分割。

[0019] 优选地, 所述输入图像尺寸为 $416 \times 416 \times 3$ 。

[0020] 本发明的有益效果如下:

[0021] 1、本发明旨在快速自动准确地识别和分类特定类型的道路损伤, 在目标分割上依然有良好的性能效果。

[0022] 2、本发明设计的特征提取和多尺度融合网络, 更有利于不同距离和角度的目标识别和分类。

[0023] 3、本发明所提出的嵌入式轻量级注意力模块ECA-Net能够以比以前的研究有更少的参数来提高检测精度。

[0024] 4、针对骨干网络ShuffleNetV2、注意力机制和其他广泛使用的目标检测模型评估的各种消融实验结果表明, 本发明只需很少的计算即可实现显著的性能改进, 且更容易植入移动设备。

[0025] 5、本发明还可以做到高效率检测, 让视频连续帧能够进行实时检测和分类。

## 附图说明

[0026] 图1为本发明方法流程图。

[0027] 图2为本发明骨干特征提取网络Shuffle-ECANet结构示意图。

[0028] 图3为本发明多尺度特征融合网络的特征金字塔结构示意图。

[0029] 图4为本发明轻量级多分支通道注意力网络LMCA-Net示意图。

[0030] 图5为本发明多分支信道的结构展开图。

### 具体实施方式

[0031] 下面结合附图和实施例对本发明进一步说明。

[0032] 为了解决在道路损伤检测上目标识别存在的计算成本高、轻量化程度低的问题,以达到在准确性和计算成本之间折衷的方案。由于嵌入式设备的内存和计算资源有限,网络本身的效率和轻量化至关重要,所以在要在保证精度的同时尽可能减少网络计算量。由于神经网络的整体计算主要取决于骨干网络的参数数量,因此选择轻量级骨干网络至关重要。此外,不同尺度的特征有不用的作用,浅层的特征有更高分辨率,包含更多细节信息,而深层的特征有更多的语义信息,但对细节感知较差,为了提高检测的性能,融合不同尺度的特征是一种重要的方法。最后目标分割需要在网络中加入注意力机制,以提高检测效率。

[0033] 基于轻量化、高效率、高性能、端到端的特点,本发明使用了一个轻量级骨干特征提取网络,以确保高效的自动特征提取,同时使模型参数更小。此外本发明提出使用多尺度特征融合网络,丰富道路损伤特征的多样性。最后引入一种轻量级嵌入式注意力网络,可以根据对象大小为多尺度卷积核分配权重,从而增强特征信息,以较小的参数提高检测精度。

[0034] 如图1所示,一种轻量化的端到端道路损伤检测目标分割方法,包括如下步骤:

[0035] 步骤1,首先通过训练神经网络获得权重模型,在这个过程中,数据集首先经过骨干特征提取网络Shuffle-ECANet得到特征,输入图像尺寸为 $416 \times 416 \times 3$ 。

[0036] 步骤2,然后经过所提出的多尺度特征融合网络,得到包含不同尺度的特征图。

[0037] 步骤3,经过轻量级多分支通道注意力网络LMCA-Net,得到最终的图像( $416 \times 416 \times 3$ )。

[0038] 步骤4,放入到训练模型中进行训练,得到权重模型。

[0039] 步骤5,搭载在嵌入式设备中,通过摄像机拍摄实时图像,传输到预测模型中,调用训练得到的权重,预测最终结果。

[0040] 如图2所示,在骨干特征提取网络上,原有的YOLOv5的骨干特征提取网络采用了C3结构,这会带来大量的参数,造成检测速度慢、效率低下的问题。本发明参照一种轻量化的骨干特征提取网络,将原始YOLOv5的骨干特征提取网络替换为Shuffle-ECANet,检测速度比原来的YOLOv5快得多,它包含了ShuffleNetV2和ECA-Net注意力机制两部分。ShuffleNetV2是目前较为先进的轻量级CNN网络,引入了通道拆分的方法,减少碎片化程度,使用通道随机操作来混合功能。通道注意力机制被证明在改善CNN的性能方面具有巨大的潜力,本发明引进一种轻量级注意力网络ECA-Net,为移动设备提供更快的速度和更好的性能。ECA-Net是一个具有极轻量级和高效率的注意力机制模块,可以捕获局部跨通道交互。ECA-Net使用一维稀疏卷积滤波器,用于生成信道权重以替换SENet中的完整连接层。这就解决了降维操作带来的问题,大大降低了网络的复杂性,可以保持与原来相同的性能。这种Shuffle-ECANet骨干网络可以大幅度提高轻量化程度,为实现端到端的轻量化检测提供支持。

[0041] 如图3所示,图像中存在不同尺寸的目标,而不同的目标具有不同的特征,利用浅层的特征可以将简单的目标的区分开来;利用深层的特征可以将复杂的目标区分开来。因

此本发明需要一种特征金字塔的结构来实现多尺度目标融合。本发明在传统特征金字塔网络FPN的基础上,增加了自适应注意力模块(AAM)和特征增强模块(FEM)。前者可以减少特征通道,减少了高层特征图中上下文信息的丢失。后一部分提高了推理速度,优化计算性能,FEM根据检测到的损伤尺度的不同,利用扩张卷积自适应地学习每个特征图中的不同感受野,从而提高多尺度目标检测识别的准确性。输入图像通过多个卷积生成多尺度特征映射 $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5$ ,  $C_5$ 通过AAM生成特征映射 $M_6$ 。 $M_6$ 与 $M_5$ 求和并通过自上而下的途径传播与较低层次的其他特征融合,通过扩展感受域每次融合后的有限元分析。并在每个特征映射 $M_x$ 模块中添加FEM,增强特征金字塔的表示。

[0042] 如图4和图5所示,不同大小的卷积核,会对不同尺度的物体产生其他影响。通常,通常会添加注意力机制以向卷积核添加权重,以提高其在CNN设计过程中区分信息的能力。多尺度卷积核对于获取更多特征信息至关重要,因为在执行道路损坏检测时对象大小不同。在本发明中,引用了一种LMCA-Net,旨在在网络中嵌入更少的注意力模块,以提高检测效率。首先,将输入特征图 $F$ 与大小为 $3 \times 3$ 、 $5 \times 5$ 和 $7 \times 7$ 的卷积核进行卷积以获得三个特征图 $F_1$ 、 $F_2$ 和 $F_3$ ,然后求和以获得形状为 $C \times H \times W$ 的 $F'$ 。接下来,进入一个池化层,沿着 $H$ 和 $W$ 维度进行平均池化(Global Average Pooling),这样的向量可以表示每个信道的信息的重要性。接下来,使用1D卷积将原始 $C$ 维映射到 $Z$ 维信息。之后,使用三个1D卷积从 $Z$ 维度改变到原始 $C$ 维度。这完成了信道维度的信息提取。与线性变换中的完全连接层相比,1D卷积可以有效地捕获跨信道交互的信息,同时显著减少参数的数量。Softmax用于标准化。此时,每个频道对应一个分数,代表其频道的重要性。

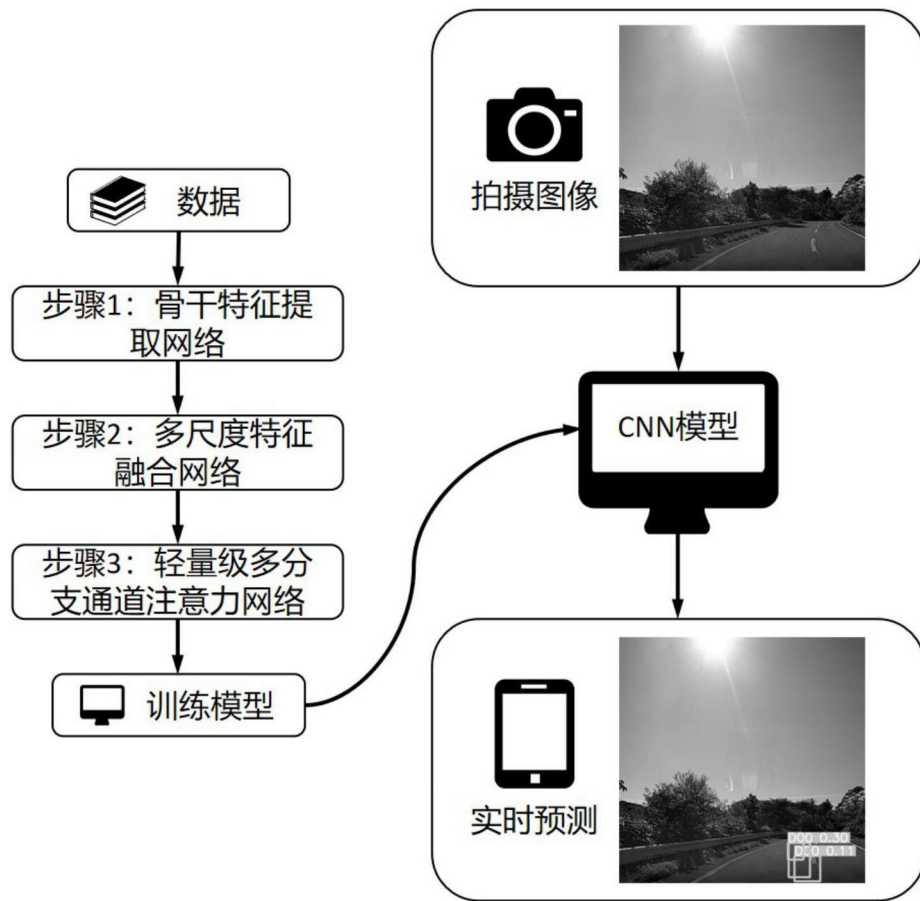


图1

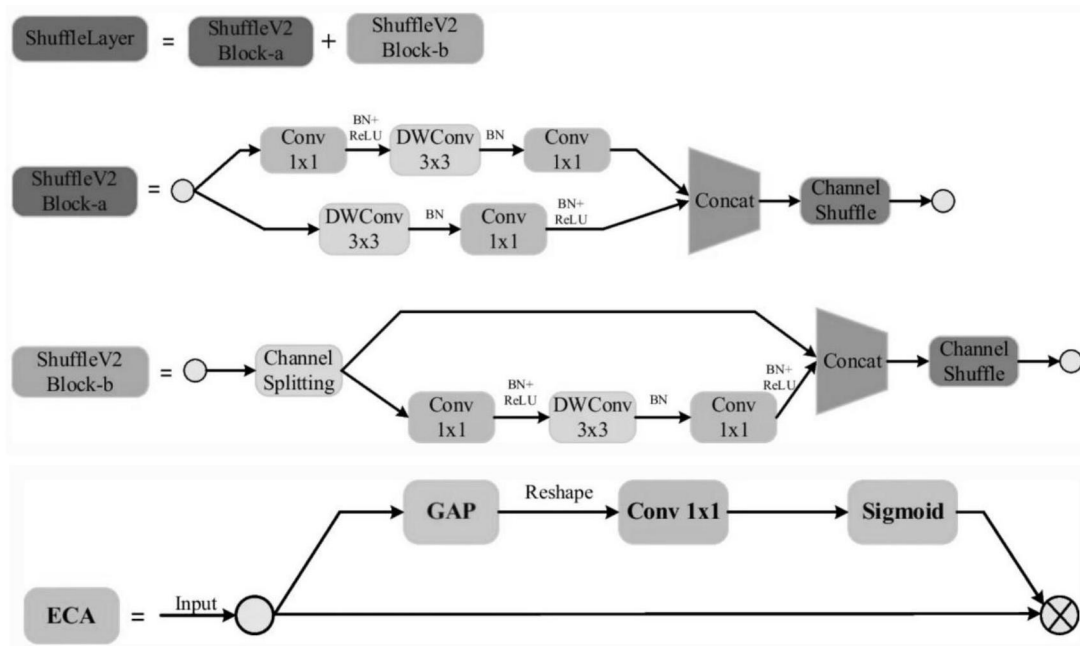


图2

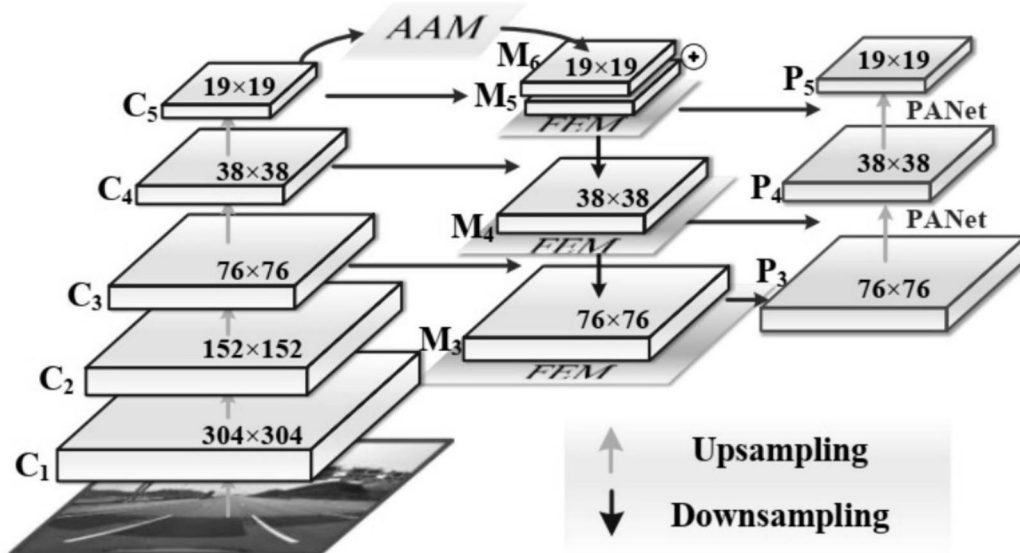


图3



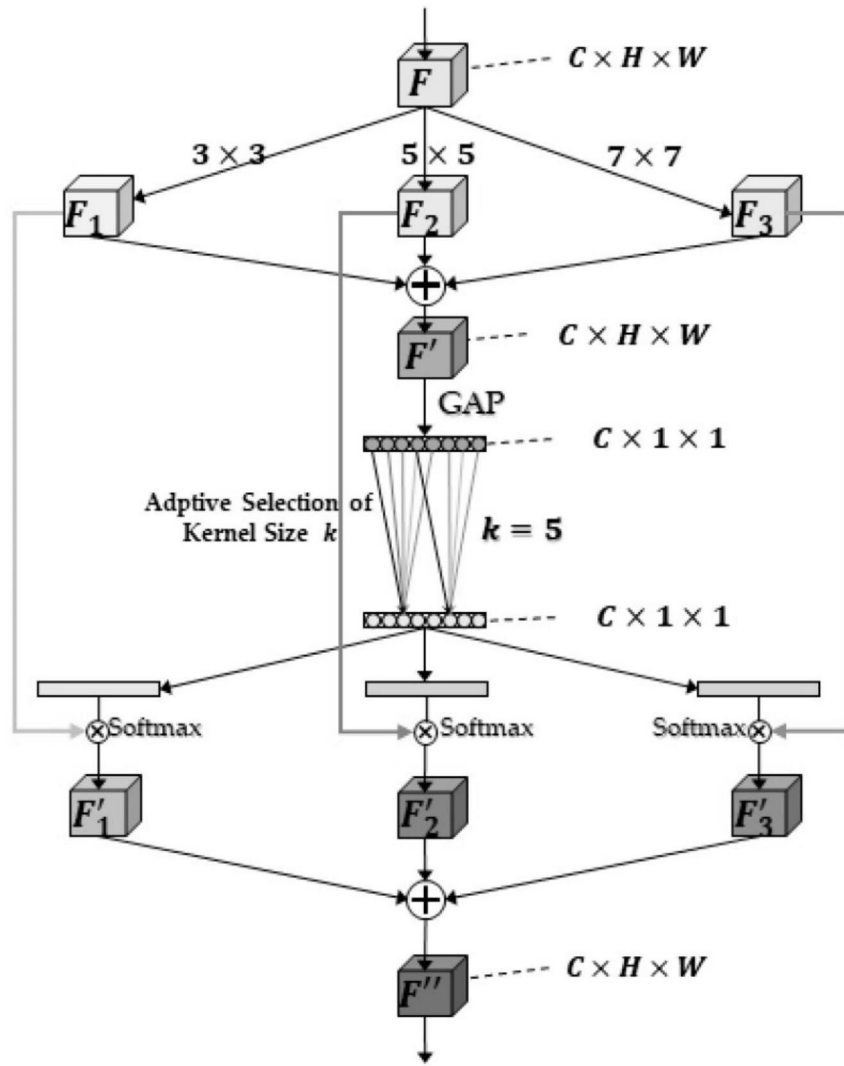


图4

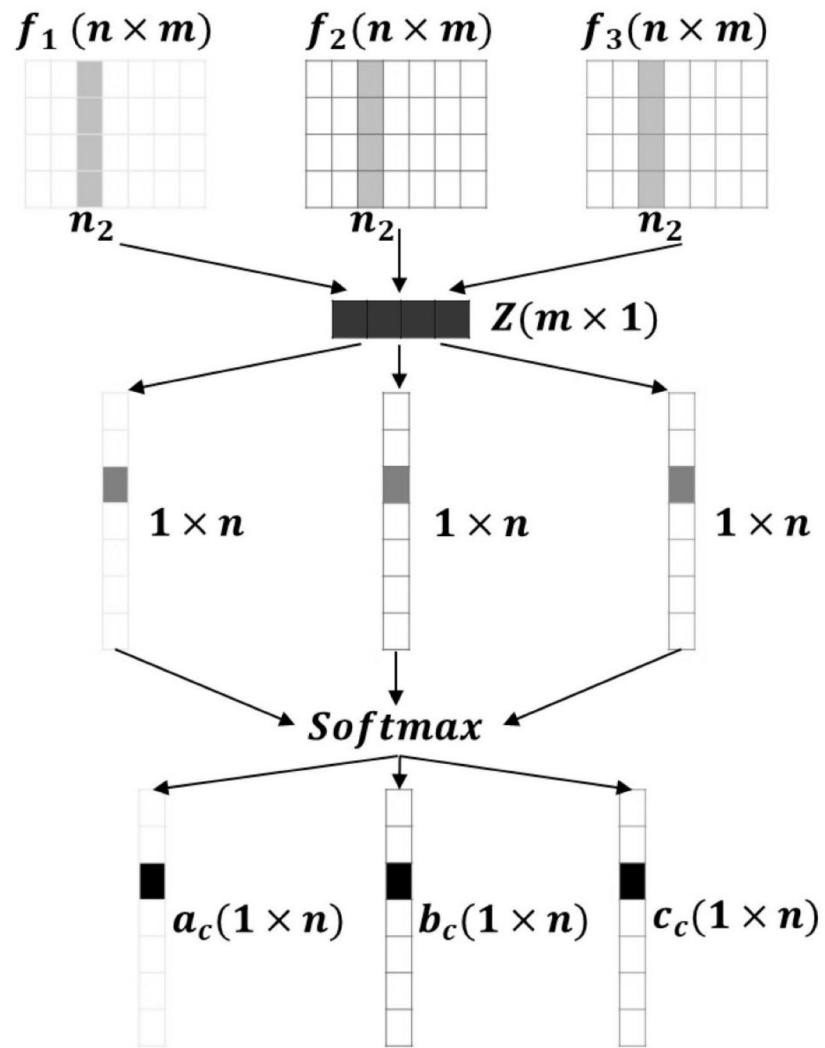


图5