基于注意力和多标签分类的图像实时语义分割

高翔, 李春庚*, 安居白

(大连海事大学信息科学技术学院 大连 116026)
(li_chungeng@dlmu.edu.cn)

摘要: 针对现阶段很多实时语义分割算法分割精度低, 尤其对边界像素分割模糊的问题, 提出一种基于跨级注意力机制和多标签分类的高精度实时语义分割算法. 首先基于 DeepLabv3 进行优化, 使其达到实时运算速度. 然后在此网络基础上增加跨级注意力模块, 使深层特征为浅层特征提供像素级注意力, 以抑制浅层特征中不准确语义信息的输出; 并在训练阶段引入多标签分类损失函数辅助监督训练. 在 Cityscapes 数据集和 CamVid 数据集上的实验结果表明, 该算法的分割精度分别为 68.1% 和 74.1%, 分割速度分别为 42 帧/s 和 89 帧/s, 在实时性与准确性之间达到较好的平衡, 能够优化边缘分割, 在复杂场景分割中具有较好的鲁棒性.

关键词: 卷积神经网络; 实时语义分割; 多标签分类; 跨级注意力机制
中图分类号: TP391.4 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2021.18233

Real-Time Image Semantic Segmentation Based on Attention Mechanism and Multi-Label Classification

Gao Xiang, Li Chungeng*, and An Jubai

(College of Information Sciences and Technology, Dalian Maritime University, Dalian 116026)

Abstract: Improving the accuracy is the goal in real-time semantic segmentation, especially for fuzzy boundary pixel segmentation. We proposed a high-precision and real-time semantic segmentation algorithm based on cross-level attention mechanism and multi-label classification. The procedure started with an optimization of DeepLabv3 to achieve real-time segmentation speed. Then, a cross-level attention module was added, so that the high-level features provided pixel-level attention for the low-level features, so as to inhibit the output of inaccurate semantic information in the low-level features. In the training phase, the multi-label classification loss function was introduced to assist the supervised training. The experimental results on Cityscapes dataset and CamVid dataset show that the segmentation accuracy is 68.1% and 74.1% respectively, and the segmentation speed is 42 frames/s and 89 frames/s respectively. It achieves a good balance between segmentation speed and accuracy, can optimize edge segmentation, and has strong robustness in complex scene segmentation.

Key words: convolutional neural networks; real-time semantic segmentation; multi-label classification; cross-level attention mechanism

收稿日期: 2020-02-16; 修回日期: 2020-05-23. 基金项目: 国家自然科学基金(61471079). 高翔(1994—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习图像语义分割; 李春庚(1969—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 论文通讯作者, 主要研究方向为数字图像处理、基于视频的运动目标追踪; 安居白(1958—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为模式识别、海上遥感图像分析.

图像语义分割是计算机视觉的一项重要技术,相比图像分类和目标检测,它是一种更细粒度的像素级分类技术^[1],该技术在生产环境中具有实现成本低、部署方便的优点,因此在无人驾驶、机器人视觉等领域^[2-3]常常被应用于可行驶区域的感知系统,这些应用领域对快速交互或响应速度有很高的要求。

文献[4]提出使用全卷积神经网络(fully convolutional networks, FCN)实现端到端的语义分割,通过卷积和池化层对输入图像逐步下采样获得具有强鲁棒性的特征,但也导致特征分辨率降低,对目标边界的分割不够精细。此后,为更加精确地恢复高分辨率的特征,文献[5-6]使用编码器来获得深层特征的语义信息,使用解码器融合浅层和深层特征,逐步恢复空间和细节信息。此外,文献[7]提出放弃编码器最后2次下采样操作,使用空洞卷积保持算法的整体感受野不变,并在网络末端增加全连接条件随机场进一步精细化网络的分割结果。为避免特征图分辨率变小、定位精度过低等问题,DeepLabv2^[8]将空洞卷积与空间金字塔池化方法结合,提出空洞空间金字塔池化(atrous spatial pyramid pooling, ASPP)模块整合多尺度特征、增大感受野,进而提高分割精度。基于以上2种方法,DeepLabv3^[9]进一步讨论了空洞卷积的并联和串联方式对算法分割效果的影响,改进ASPP模块,进而获取不同感受野信息,提高了分割不同尺度目标的能力,取得更好的语义分割效果。文献[10]认为,丰富的上下文信息可以增强网络的信息丰富度与类别区分度,使得网络模型具有更好的语义分割能力。

以上工作主要解决因网络下采样造成特征的空间信息丢失问题,虽然提高了分割精度,但是分割速度较慢,无法满足实时分割任务需求。目前实时语义分割算法大都以牺牲分割精度为前提达到实时分割速度。实时语义分割算法SegNet^[11]采用编码器-解码器结构,在编码过程中通过多次卷积与池化运算提取特征,在解码过程中使用池化索引执行非线性上采样,减少内存占用并提升了速度。为追求模型轻量化,实时语义分割算法ENet^[12]放弃最后下采样阶段,感受野不足以覆盖比较大的对象,导致算法分割精度较低,但是该算法具有分割速度快的优点。实时语义分割算法BiSeNet^[13]使用浅层网络处理高分辨率图像,并提出一种快速下采样的深层网络以平衡分类能力和感受野大小,此算法可取得较高的分割速度和分割精度。

文献[14]指出浅层特征中存在不准确的语义信息,将深层和浅层特征直接叠加会产生大量噪声,导致模型分割精度降低。为解决此问题,本文使用注意力机制为浅层特征分配像素级权重可抑制不准确语义信息的输出。除此之外,本文认为输入图像在神经网络中经下采样后得到的特征图中,每个特征点在空间位置上与图像中的若干个像素点组成的区域相对应,而这些像素点所属的类别可能不同,因此采用多标签分类损失函数显式地监督训练网络,使每个特征点可以具有多种类别信息,提升特征语义信息的准确性,进而提升算法分割精度。

1 本文算法

为使本文算法具有实时分割速度且具有较高分割精度,本文在当前最先进的语义分割算法DeepLabv3基础上轻量化特征提取网络,即使用ResNet34^[15]作为基础网络结构;使用特征金字塔结构为其增加解码结构,使其具有实时分割速度;将优化后的网络结构作为本文算法的基础网络,同时增加注意力机制模块和多标签损失函数监督训练,进一步提升算法分割精度。本节将详细介绍这3点改进。

本文算法整体结构如图1所示,其中backbone表示ResNet34, /2 和×2 分别表示特征图下采样2倍和特征图上采样2倍,虚线箭头表示在该阶段使用多标签分类损失监督网络训练,“+”表示特征图以相加的方式融合。

1.1 神经网络结构

在自然图像中的对象往往具有不同尺度和纵横比,如街景图像中天空、建筑、马路与路灯、广告牌尺度差别较大,具有不恰当感受野的神经网络将无法给不同尺度目标均衡的关注。比如,具有小感受野的神经网络将会更加关注小目标或者将大目标分割成多个部分,相反,具有大感受野的神经网络将忽视小目标。因此,获得多感受野网络对于精细分割具有重要的意义,而DeepLabv3利用图像的空间局部关联性和空洞卷积的采样特点对图像进行卷积运算,既可以获取多种感受野信息,又可以保留特征的空间信息;但这导致大量参数与高分辨率特征作点积运算,降低分割速度。而本文在保留DeepLabv3多感受野性能的前提下对分割速度进行优化。本文算法整体结构如图1所示,首先使用相对轻量级的ResNet34代替DeepLabv3

图 1 本文算法整体结构

中的 ResNet101^[15]作为特征编码器, 其次增加特征金字塔网络(feature pyramid networks, FPN)^[16]作为解码器逐层上采样恢复特征空间信息和语义信息, 最后压缩空洞金字塔池化网络中的参数数量. 其中, ResNet34残差连接单元可避免梯度在反向传播阶段消失; FPN 是一种融合不同层级特征图的方式, 解码阶段使用 FPN 重用浅层特征修复深层特征图的空间细节信息, 可以进一步增强特征图鲁棒性. 如图 2 所示, ASPP 由不同空洞率 r 的卷积并联组成, 特征经过 FPN 处理之后具有较强的鲁棒性, 因此只需要较少参数的 ASPP 模块即可实现多尺度目标分割.

图 2 ASPP

从网络组成方面来讲, 本文算法的网络主要由卷积层、激活层、空洞卷积层和批标准化层(batch normalization, BN)^[17]共 4 种基础单元堆叠而成, 其中卷积层负责提取图像特征, 激活层负责提高网络的非线性程度, 空洞卷积层负责在保留特征空间信息的前提下增大算法感受野、提升特征的鲁棒性^[7], 而 BN 通过对网络不同层之间传递的数据进行标准化以消除内部协变量移位现象^[17], 进而提高算法的收敛速度和精度.

1.2 跨级注意力模块

文献[14]指出, 浅层特征中存在不准确的语义信息, 而 FPN 将深浅特征图直接相加, 这种特征

融合方式将浅层特征中错误信息或冗余信息加到深层特征, 影响了算法分割精度. 鉴于此, 在深浅层特征融合的过程中, 本文引入跨级注意力模块(cross-level attention mechanism, CAM)抑制错误信息或冗余信息的输出. 注意力机制^[18]的作用机制类似人类观察环境, 往往只关注某些特别重要的局部, 获取不同局部的重要信息, 抑制对当前识别作用不大的特征, 增强有效特征的作用. 注意力特征有助于增强模型的特征表达能力, 综合不同信息, 提高模型的理解能力^[19].

本文提出的 CAM 如图 3 所示, 深层特征经过 3×3 卷积、BN、激活处理后, 得到与编码器中浅层特征图尺度相对应的可解释权重矩阵, 然后与浅层特征图相乘, 最后将加权后的浅层特征图与深层特征图相加. 该模块以一种简单的方式使用深层特征指导浅层特征加权, 为浅层特征图提供像素级注意力, 使其关注更加具有信息量的特征点, 即在有限参数量下尽可能表达重要的信息. 该模块能够更好地平衡修剪模型架构与增强模型表达力.

图 3 CAM

1.3 联合多标签分类监督训练

不同于传统的单标签学习任务中每个样本只与一种类别信息有关, 多标签学习^[20]需要输出多个标签信息, 其中每个实例可以与一组标签相关联. 假设 $X = \mathbb{R}^n$ 表示 n 维实例空间, $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_q\}$ 表示标签空间, 该标签空间有 q 种可能的标签类

别. 多标签学习的任务是从多标签训练数据集 $D = \{(x_i, Y_i) | 1 \leq i \leq m\}$ 中学习一个函数 $f: X \rightarrow 2^Y$, 对于任意一个测试实例 $x \in X$, 多标签分类器 $f(\cdot)$ 预测 x 的标签集合 $f(x) \in Y$. 如图 4 所示, 在单标签分类任务中, 可能将图 4 中箭头所指位置的标签分配为马或者人, 但是在多标签分类任务中, 将会同时分配这 2 种类别, 并以此作为神经网络的标签, 监督网络同时学习这 2 种类别的特征.

图 4 多标签分类图示

在当前语义分割技术中, 使用线性插值对特征进行上采样恢复语义信息类似于多标签分类任务中提取特征的过程. 如图 4 所示, 在语义分割编码阶段, 输入图像经卷积和下采样运算后输出原图 $1/K$ 大小的特征图, 其中, K 为下采样倍数. 图 4 中本文根据下采样倍数对图像按照空间位置划分多个网格, 根据卷积神经网络输出特征与原图的映射关系可知, 特征图中的每个特征点与每个网格一一对应, 与网格中的像素点为一对多的关系. 通过图 4 可以发现, 在一部分网格中只存在背景类别的像素, 另一部分网格中存在马、人、背景共 3 种类别像素, 因此, 在某些网格内部存在多种类别目标的边界交汇. 在解码器上采样阶段使用线性插值对特征点采样提高特征图分辨率, 由于线性插值是基于空间不变模型的方法, 无法捕捉边缘快速变化的信息, 会产生边缘模糊效果^[21].

因此, 为进一步提高解码阶段上采样特征的准确性, 本文在特征图分辨率为原图 $1/32$ 和 $1/16$ 大小的特征图上进行上采样时, 引入多标签分类损失函数显式地监督网络训练. 这样可以使特征点包含的语义信息与图像中对应网格区域中的像素类别信息一致, 进而可以在恢复特征图分辨率的同时保证类别信息准确性, 并且不会降低算法的分割速度. 本文使用多标签分类损失函数和交叉熵损失函数共同监督网络学习, 修正目标边界信息. 损失函数描述为

$$L = \lambda_1 L_{CE}(y, \hat{y}) + \lambda_2 L_{BCE}(s_{16}, \hat{s}_{16}) + \lambda_3 L_{BCE}(s_{32}, \hat{s}_{32}).$$

其中, L_{CE} 表示交叉熵损失函数; L_{BCE} 表示多标签损失函数, 本文中多标签损失函数使用二进制交叉熵损失函数; $y, s_{16}, s_{32} \in \mathbb{R}^{H \times W}$ 表示真实标签; s_{16} 和 s_{32} 表示标签分辨率大小分别为原标签分辨率大小的 $1/16$ 和 $1/32$; $\hat{y}, \hat{s}_{16}, \hat{s}_{32} \in \mathbb{R}^{H \times W}$ 表示对应预测值; $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 表示控制 3 个损失函数权重的 3 个超参数.

2 实验与分析

2.1 评价指标

在本文实验中使用平均交并比(mean intersection-over-union, mIoU), 处理每幅图像所用时间 t (ms) 和图像处理速度 v (帧/s) 作为算法性能评价指标.

mIoU 为语义分割的标准度量, 计算 2 个集合的交集与并集之比, 在每个像素类别内计算交并比(intersection-over-union, IoU), 然后计算平均值. 使用处理每幅图像所用的时间 t (ms) 和图像处理速度 v (帧/s) 来衡量算法的速度, mIoU 和 v 计算公式分别为

$$mIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}},$$

$$v = \frac{N}{\sum_i t_i}.$$

其中, p_{ii} 表示分割正确的数量; p_{ij} 表示本属于 i 类但预测为 j 类的像素数量; p_{ji} 表示本属于 j 类被预测为 i 类的像素数量; N 表示图像数量; t 表示处理每幅图像所用的时间.

2.2 实验数据与实验环境

Cityscapes 数据集^[22]包含来自不同城市、不同季节拍摄的 5000 幅精确标注和 20000 幅粗略标注的街景图像, 每幅图像分辨率为 1024 像素 $\times$ 2048 像素. 数据集共 19 个街景类别. 在本文实验中, 仅使用精确标注的 5000 幅图像, 其中 3475 幅用于训练模型, 1525 幅用于测试, 测试数据没有提供真实标签, 需要提交其官方服务器测评.

CamVid 数据集^[23]包含从视频序列中提取的 701 幅分辨率为 760 像素 $\times$ 960 像素的图像, 其中 367 幅用于训练, 101 幅用于验证, 233 幅用于测试,

在本文实验中共测试 11 个语义类别。

本文所有实验的仿真实验环境为 Ubuntu18.04, Python3.7.4, Pytorch1.1.0, 显卡为 NVIDIA Titan RTX 和 GTX1060. 模型编码器基础网络是在 ImageNet 数据集^[24]上预训练的 ResNet34. 初始学习速率设置为 0.005, 学习速率调整策略使用多项式衰减策略, 权重衰减使用 L_2 正则化, 衰减系数设置为 0.0005, 动量设置为 0.9.

2.3 算法性能分析与比较

首先, 本文基于 Cityscapes 和 CamVid 数据集的分割结果在速度和精度 2 个方面进行模块有效性评估, 之后与模型 FCN-8s, DeepLabv2, ENet, SegNet, ICNet^[25]和 BiSeNet 对比, 最后通过可视化结果进一步分析算法的分割性能。

2.3.1 模块有效性评估

为评估本文提出的 CAM 的效果, 首先对轻量化后的 DeepLabv3 模型进行评估, 记为 Baseline, 然后对应用了本文 CAM 模型进行评估, 记为 Baseline+CAM. 表 1 所示为在显卡为 NVIDIA Titan RTX 的实验环境下的消融实验结果, 在 Cityscapes 和 CamVid 数据集上的实验结果显示, 引入该 CAM 后 mIoU 分别提高了 1.2%和 1.4%, 处理每幅图像的运算时间分别增加 1.7ms 和 1.4ms, 证明该注意力模块可以在消耗很少运算时间的前提下提高模型分割精度, 并且说明深层特征图可以有效地指导浅层特征图保留有效信息, 防止传入过多干扰信息。

表 1 各模块有效性评估对比表

算法	Cityscapes(768×1536)		CamVid(720×960)	
	mIoU/%	t/ms	mIoU/%	t/ms
Baseline	65.3	21.9	71.5	9.8
Baseline+CAM	66.5	23.6	72.9	11.2
Baseline+CAM+ L_{ML}	68.1	23.6	74.1	11.2

为评估本文提出的多标签分类损失函数辅助监督算法(记为 Baseline+CAM+ L_{ML})的有效性, 将仅使用交叉熵损失函数的算法与在解码器阶段使用多标签分类损失函数的算法对比. 其中, 关于多标签损失函数的超参数设定, 本文通过经验方式人为确定几组不同超参数值对比网络性能, 从中选取一组较优的超参数作为本文多标签损失函数的超参数, 最终超参数设定为 $\lambda_1=1$, $\lambda_2=0.3$, $\lambda_3=0.7$. 由表 1 可以看出, 相对于仅使用交叉熵损失函数的算法, 使用多标签分类函数监督网络训练的精度在 Cityscapes 和 CamVid 数据集上分别

提高了 1.6%和 1.2%, 并且对网络运行速度没有影响, 可以说明本文采用多标签分类损失函数监督网络解码训练的有效性. 此外, 通过改变网络监督方式提升网络性能, 对于图像实时语义分割是一种非常有效的方式, 既能提高分割精度又不会影响分割速度。

2.3.2 算法整体分析与比较

为验证本文算法的有效性, 实验将本文算法与 DeepLabv2, FCN-8s, SegNet, ENet 在 Cityscapes 和 CamVid 数据集上进行分割精度和速度的对比, 统一采用 mIoU 衡量语义分割精度, 训练参数设置见第 2.2 节。

从算法分割精度和处理速度上分析, 在 Cityscapes 数据集上使用分辨率为 768 像素×1536 像素, 512 像素×1024 像素进行训练、测试, 在 CamVid 数据集上分别使用 720 像素×960 像素, 384 像素×480 像素图像进行训练和测试. 表 2 是在显卡为 NVIDIA Titan RTX 的实验环境下的部分实验结果. 其中, 本文算法在 2 个数据集上的处理速度分别为 42 帧/s 和 89 帧/s, 虽然分割速度略慢于 ENet, 但是在 2 个数据集上的 mIoU 比 ENet 分别提高了 9.8%和 5.8%. 与 SegNet 相比, 在速度更快的前提下, 在 2 个数据集上的 mIoU 提高了 11.1%和 8.9%. 可见, 本文算法在速度与精度上与现有的实时分割算法相比有较好的表现. 与 DeepLabv2 和 FCN-8s 非实时语义分割模型相比, 本文算法的分割精度也具有较大优势. 综合分析, 本文算法可以在分割速度与分割精度之间取得较好的平衡, 可以实现精确高效的分割。

表 2 不同算法在 2 个数据集上的性能对比

算法	Cityscapes(768×1536)			CamVid(720×960)		
	mIoU/%	t/ms	v/(帧·s ⁻¹)	mIoU/%	t/ms	v/(帧·s ⁻¹)
DeepLabv2 ^[8]	63.1	4 000.2	<1	71.3	830.0	1
FCN-8s ^[4]	60.4	250.0	4	66.9	76.9	13
SegNet ^[11]	57.0	31.3	32	65.2	13.5	74
ENet ^[12]	58.3	11.9	83	68.3	7.3	136
本文-ResNet34	68.1	23.6	42	74.1	11.2	89

图 5 所示为本文算法在 2 个数据集上训练的损失函数曲线, 其中非联合多标签分类的交叉熵损失仅使用交叉熵损失. 可以看出, 使用本文提出的多标签分类损失函数作为损失函数辅助训练的算法在训练过程中损失值平稳下降, 相较于仅使用交叉熵损失函数有更好的表现, 进而可有效地监督算法在低分辨率特征图上进行多标签分类。

图 5 不同算法在 2 个数据集上的损失对比曲线

表 3 和表 4 为 6 GB 显存 GTX1060 显卡实验环境下的实验性能对比, 训练过程中无任何数据扩充, 图 6~图 8 所示为相应分割效果展示图. 表 3 和图 6 分别展示本文算法(本文-ResNet34)与 ICNet, BiSeNet 在 Cityscapes 数据集上的分割结果对比. 根据表 3 在 Cityscapes 和 CamVid 数据集上的分割实验数据可知, 相比于 ICNet, 本文算法在分割精度和分割速度上均有较大优势. 相比于 BiSeNet, 本文算法分割精度有所提高, 但是分割速度稍慢. 根据图 6 分割效果图可以看出, 从分割细节来讲, ICNet 丢失细节较多, BiSeNet 对细节分割好于 ICNet, 而本文算法好于 BiSeNet, 这一点可以通过图 6 中的杆状目标分割效果看出; 另一方面, 这 3 种实时分割算法对图像的整体均能取得较好的分割效果, 但依据图 6 第 2 行和第 3 行的展示图可以看出, 本文算法和 BiSeNet 对马路的分割效果好于

ICNet. 而 Baseline-ResNet34 虽然对细节分割效果好于 ICNet, 但对图像整体分割效果较差.

表 3 不同算法在 2 个数据集上性能对比

算法	Cityscapes(512×1024)			CamVid(360×480)		
	mIoU/%	t/ms	v/(帧·s ⁻¹)	mIoU/%	t/ms	v/(帧·s ⁻¹)
ICNet ^[25]	65.3	60.0	16	63.4	40.0	25
BiSeNet ^[13]	66.2	20.6	51	65.1	14.9	67
本文-ResNet34	66.8	23.0	43	65.3	17.0	59

表 4 本文算法和 DeepLabv3 使用 MobileNetv2 性能对比

算法	Cityscapes(512×1024)			CamVid(360×480)		
	mIoU/%	t/ms	v/(帧·s ⁻¹)	mIoU/%	t/ms	v/(帧·s ⁻¹)
Deeplabv3-MobileNetv2	64.3	30.2	31	62.3	22.2	45
本文-MobileNetv2	65.4	20.0	50	63.9	15.9	63

图 6 实时语义分割算法结果对比

本文算法与 DeepLabv3 使用 MobileNetv2^[26] 作为特征提取网络的分割效果对比如图 7 所示, 其对应的实验数据如表 4 所示. 从图 7 可以看出, 本文算法在分割细节方面稍好于 DeepLabv3, 但 DeepLabv3 的分割效果表现出该模型丢失了图像中更多的小目标和细节现象; 从图像整体分割效果来看, 这 2 种模型均能取得较好的分割效果.

再结合图 6 和图 7 分析 ResNet34 和 MobileNetv2 作为特征提取网络对本文算法分割性能的影响.

可以看出, 使用 ResNet34 作为特征提取网络的模型在图像细节分割效果上要优于使用 MobileNetv2 的模型, 在图像整体分割效果上二者分割效果大体相似. 而结合表 3 和表 4 数据可以看出, 本文-ResNet34 与本文-MobileNetv2 模型分割速度相近. 本文分析这与测试 Batch 大小有关, 本文实验测试 Batch 为 1, 当 Batch 增大, 本文-MobileNetv2 模型占用显存少的优势更明显, 可被并行处理的图像数量增多, 其分割速度会有显著提升.

图 7 Deeplabv3 与本文算法在 Cityscapes 数据集上的对比

接下来通过图 8 分析本文算法性能. 图 8c 所示为 Baseline, 其提取特征网络为 ResNet34, 该模型不含有 CAM 和多标签分类; 图 8d 所示为使用 MobileNetv2 作为提取特征网络的 DeepLabv3 模型; 图 8e 和图 8f 分别为使用 MobileNetv2 和 ResNet34 作为提取特征网络并与 CAM 和多标签分类相结合的模型, 即本文最终模型. 对于 CamVid 数据集, 其图像中细节部分较多, 实验中的图像分辨率只有 360 像素 $\times$ 480 像素, 此分辨率较低, 因此在该数据集进行实验更加考察模型分割图像细节的能力. 从图 8 可以看出, Baseline 对细节丢失最多, 而本文算法和 DeepLabv3 对细节的分割要好于 Baseline, 可见本文算法的有效性.

3 结 语

本文提出了一种基于注意力机制和多标签分类的实时图像语义分割网络, 首先优化 DeepLabv3 神经网络架构至满足实时分割的要求, 在此基础上设计了跨级特征注意力模块和多标签分类损失函数. CAM 利用蕴含丰富语义信息的深层特征对浅层特征进行像素级加权, 实现更精确的空间信息选取, 同时, 使用多标签分类损失函数辅助监督网络学习, 在恢复特征图分辨率时有效提高类别信息准确性, 二者共同作用使得类别边界像素分割更精细. 最后, 在 Cityscapes 数据集和 CamVid 数据集上进行了一系列对比实验, 实验结果表明, 本文算法能够更加准确地处理复杂场景图像中图

图 8 DeepLabv3 与本文算法在 CamVid 数据集上的对比

像分割问题, 显著改善类别边缘区域分割效果, 同时证明本文算法是一种分割精度高、分割速度快的图像实时语义分割算法。

参考文献(References):

- [1] Csurka G, Perronnin F. An efficient approach to semantic segmentation[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2011, 95(2): 198-212
- [2] He Y H, Wang H, Zhang B. Color-based road detection in urban traffic scenes[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2004, 5(4): 309-318
- [3] An Zhe, Xu Xiping, Yang Jinhua, *et al.* Design of augmented reality head-up display system based on image semantic segmentation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(7): 77-83(in Chinese)
(安喆, 徐熙平, 杨进华, 等. 结合图像语义分割的增强现实型平视显示系统设计与研究[J]. *光学学报*, 2018, 38(7): 77-83)
- [4] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 3431-3440
- [5] Lin G S, Milan A, Shen C H, *et al.* Refinenet: multi-path refinement networks for high-resolution semantic segmentation[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 5168-5177
- [6] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C] // *Proceedings of Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*. Heidelberg: Springer, 2015: 234-241
- [7] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, *et al.* Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected crfs[OL]. [2020-02-16]. <https://arxiv.org/abs/1412.7062>, 2014
- [8] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, *et al.* DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(4): 834-848
- [9] Chen L C, Papandreou G, Schroff F, *et al.* Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation[OL]. [2020-02-16]. <https://arxiv.org/abs/1706.05587>
- [10] Yue Shiyi. Image semantic segmentation based on hierarchical context information[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(24): 107-115 (in Chinese)
(岳师怡. 基于多层次上下文信息的图像语义分割[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(24): 107-115)
- [11] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(12): 2481-2495
- [12] Paszke A, Chaurasia A, Kim S, *et al.* ENet: a deep neural network architecture for real-time semantic segmentation[OL]. [2020-02-16]. <https://arxiv.org/abs/1606.02147>
- [13] Yu C Q, Wang J B, Peng C, *et al.* BiSeNet: bilateral segmentation network for real-time semantic segmentation[C] // *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*. Heidelberg: Springer, 2018: 334-349
- [14] Ghiasi G, Fowlkes C C. Laplacian pyramid reconstruction and refinement for semantic segmentation[C] // *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*. Heidelberg: Springer, 2016: 519-534

- [15] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, *et al.* Deep residual learning for image recognition[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2016: 770-778
- [16] Lin T, Dollar P, Girshick R, *et al.* Feature pyramid networks for object detection[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 936-944
- [17] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[OL]. [2020-02-16]. <https://arxiv.org/abs/1502.03167>
- [18] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, *et al.* Attention is all you need[C] //Proceedings of the Neural Information Processing Systems. New York: Curran Associates, 2017: 5998-6008
- [19] Feng Xingjie, Zhang Le, Zeng Yunze. Question similarity calculation model based on multi-attention CNN[J]. Computer Engineering, 2019, 45(9): 284-290(in Chinese)
(冯兴杰, 张乐, 曾云泽. 基于多注意力 CNN 的问题相似度计算模型[J]. 计算机工程, 2019, 45(9): 284-290)
- [20] Jiang Siyu, Zhong Xiaoling, Qiu Shaojian, *et al.* A multi-label learning model based on label correlation and imbalance[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2019, 51(1): 142-149(in Chinese)
(姜思羽, 钟晓玲, 邱少健, 等. 结合标签相关性和不均衡性的多标签学习模型[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(1): 142-149)
- [21] Li X, Orchard M T. New edge-directed interpolation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(10): 1521-1527
- [22] Cordts M, Omran M, Ramos S, *et al.* The Cityscapes dataset for semantic urban scene understanding[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2016: 3213-3223
- [23] Brostow G J, Fauqueur J, Cipolla R. Semantic object classes in video: a high-definition ground truth database[J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(2): 88-97
- [24] Deng J, Dong W, Socher R, *et al.* ImageNet: a large-scale hierarchical image database[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 248-255
- [25] Zhao H S, Qi X J, Shen X Y, *et al.* ICNet for real-time semantic segmentation on high-resolution images[C] //Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2018: 418-434
- [26] Sandler M, Howard A, Zhu M L, *et al.* MobileNetv2: inverted residuals and linear bottlenecks[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 4510-4520