

袁浩天,朱正铭,宋燕,等. 基于卷积神经网络的甲状腺癌超声图像分类[J]. 智能计算机与应用,2024,14(8):169-173. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240828

基于卷积神经网络的甲状腺癌超声图像分类

袁浩天,朱正铭,宋燕,皇甫卓立

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院,上海 200093)

摘要: 针对甲状腺癌超声图像是否具有侵袭性进行分类,对于辅助医生诊断病情具有重要意义。本文应用卷积神经网络 ConvNeXt-T 分别在甲状腺癌超声图像数据集、补全零数据集 A (PaddingZero-A) 以及补全零数据集 B (PaddingZero-B) 上进行甲状腺癌超声图像分类,提出了基于卷积神经网络的甲状腺癌超声图像分类模型,并与 4 个先进的图像分类网络模型进行了对比实验,实验结果表明:ConvNeXt-T 在 3 个数据集上的准确度均高于其他 4 个先进的分类网络;在补全零数据集 B (PaddingZero-B) 上,4 个先进模型分类准确度提升明显;该模型可以自动检测感兴趣区域并制作补全零数据集,能较为准确地预测甲状腺癌是否具有侵袭性;同时医生可以手动标注感兴趣区域制作补全零数据集,实现更准确的辅助诊断。

关键词: 卷积神经网络; 图像分类; 甲状腺癌超声图像; 补全零数据集

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)08-0169-05

Classification for thyroid cancer ultrasound images based on the convolutional neural network

YUAN Haotian, ZHU Zhengming, SONG Yan, HUANGFU Zhuoli

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Classifying thyroid cancer ultrasound images for whether they are invasive or not is important to assist doctors in diagnosing the disease. In this paper, the convolutional neural network ConvNeXt-T is applied to classify thyroid cancer ultrasound images on the thyroid cancer ultrasound images dataset, the padding zero dataset A (PaddingZero-A), and the padding zero dataset B (PaddingZero-B), and the convolutional neural network-based thyroid cancer ultrasound images classification model is proposed and is conducted comparative experiments with the four state-of-the-art image classification network models, the experimental results show that: the accuracy of ConvNeXt-T is higher than that of the other four advanced classification networks on all three datasets; on the padding zero dataset B (PaddingZero-B), the classification accuracy of the four advanced models is improved significantly; the model can automatically detect regions of interest and produce padding zero datasets, and can more accurately predict whether thyroid cancer is aggressive or not; at the same time, doctors can manually annotate the region of interest to produce padding zero datasets, to achieve more accurate auxiliary analysis.

Key words: convolutional neural network; image classification; thyroid cancer ultrasound images; padding zero dataset

0 引言

甲状腺乳头状癌 (Papillary Thyroid Carcinoma, PTC) 是一种常见的内分泌系统恶性肿瘤,也是近年来发生率上升最快的恶性肿瘤^[1]。术前评估其侵

袭性有助于选择治疗方案和评估预后,因此准确的甲状腺结节侵袭性的鉴别对临床治疗至关重要。

卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 是一种人工神经网络,能够从数据中提取出数据的有效特征,从而辨识数据。因此卷积神经网络

基金项目: 国家自然科学基金 (62073223, 62273239); 上海市自然科学基金 (22ZR1443400)。

作者简介: 袁浩天 (2002-), 男, 本科生, 主要研究方向: 计算机视觉; 朱正铭 (1999-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 医学图像处理; 皇甫卓立 (2002-), 男, 本科生, 主要研究方向: 计算机视觉。

通讯作者: 宋燕 (1979-), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 模型预测控制, 机器学习, 数据分析。Email: sonya@usst.edu.cn

收稿日期: 2023-05-07

对于甲状腺癌侵袭性的分类研究是十分有意义的。尹爱桃等^[2]提出基于卷积神经网络的应用于超声诊断的人工智能计算机辅助诊断系统,评估诊断甲状腺结节良恶性;邹奕轩等^[3]运用迁移学习的方法,训练 VGG19、Inception V3 和 Densenet 161 模型,进行甲状腺结节超声图像良恶性的分类;郑斌等^[4]针对过拟合及甲状腺恶性结节细粒度分类的问题,提出了一种基于循环卷积神经网络的分类方法;WANG Yuxiang 等^[5]提出了一种基于 ConvNeXt 的甲状腺结节良恶性分类算法;SUN Jiawei 等^[6]使用对比学习的方法,提出了一种基于 ViT (Vision Transformer) 的甲状腺结节良恶性分类模型;王选齐等^[7]系统地概述了卷积神经网络针对甲状腺结节诊断算法。但目前针对甲状腺结节侵袭性分类研究还没有具体发表的成果,本文针对这一问题提出了基于卷积神经网络的甲状腺癌侵袭性分类模型。

随着卷积神经网络的发展,卷积神经网络在图像分类任务中的分类效果不断提升。新出现的 Vision Transformer (ViT) 模型在图像分类的准确率以及速度等方面优于卷积神经网络^[8]。LIU Zhuang 等^[9]提出的 ConvNeXt 模型证明卷积神经网络仍有潜力等待挖掘。ConvNeXt 借鉴了 ViT 的网络结构以及训练方法,在 ResNet 模型基础上训练出卷积神经网络^[10]。相比于 ViT, ConvNeXt 的图像分类准确率更高,推理速度更快,网络结构也更加简单。因此,本文采用 ConvNeXt 完成对甲状腺癌超声图像的分类。

目前已经出现了基于卷积神经网络对甲状腺癌超声图像分类的研究,但是很多算法一定程度上依赖于医生人工划定的感兴趣区域 (Region Of Interest, ROI),如董永峰等^[11]基于特征融合的卷积神经网络乳腺癌图像分类研究;邹文凯等^[12]基于卷积神经网络的乳腺癌组织病理图像分类研究;谢斌等^[13]基于卷积神经网络的基底细胞癌和色素痣的临床图像鉴别研究;鲁浩达等^[14]基于卷积神经网络的肾透明细胞癌细胞核分割研究;廖欣等^[15]基于深度卷积神经网络的宫颈细胞病理智能辅助诊断研究。而显著性目标检测技术,可以自动划定出 ROI,从而减轻医生负担,降低标注成本。

综上,本文使用 U2Net 实现对甲状腺癌的目标检测,将检测结果做补全零的数据处理后作为分类网络的输入,采用 ConvNeXt 来完成对甲状腺癌侵袭性的分类任务。

1 数据集简介以及预处理

1.1 数据集简介

甲状腺癌超声图像数据集来自于上海某医院在 2017 年 1 月至 2021 年 2 月间,医生通过对患者进行细针穿刺活检 (Fine Needle Aspiration, FNA),定性检查 112 例甲状腺乳头状癌 (PTC) 患者图像,男性患者 29 例,女性患者 83 例,平均年龄 44.2 岁,其中结节无侵袭性患者 67 例,结节侵袭性患者 45 例。

甲状腺癌超声图像数据集划分方式分为两种方式,如图 1 所示,即按照病人划分和未按照病人划分。本文采用按病人划分方式,即数据集中占比 80% 的病人 A 和病人 B 的甲状腺癌超声图像被划分为训练集,剩下占比 20% 的病人 C 的甲状腺癌超声图像被划分为测试集。

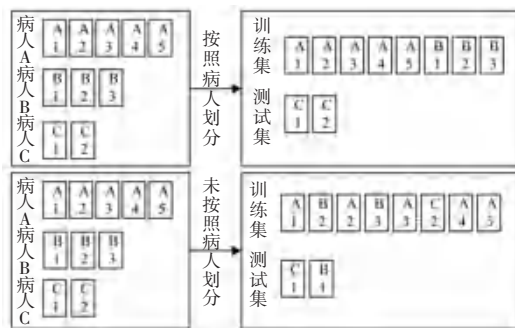
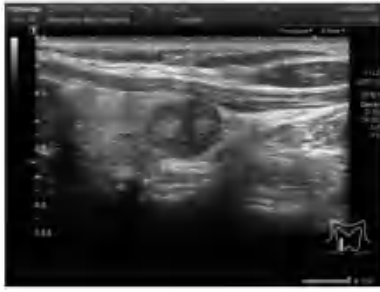


图 1 数据集划分

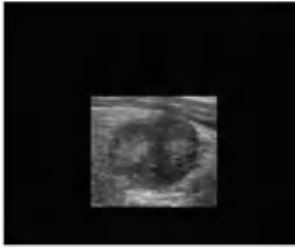
Fig. 1 Dataset partition

1.2 数据集预处理

甲状腺癌超声图像中无效特征过多,有效特征较少,为了尽可能使网络避免学习到无关特征,本文生成了一个全新的数据集——补全零数据集 A (PaddingZero-A, PZ-A)。根据医生划定的 ROI 获得其图像特征位置,得到 ROI 的外切矩形位置;根据 ROI 的外切矩形位置,保留外切矩形之内的像素值,裁剪外切矩形之外的像素得到特征图像数据集。由于裁剪后的特征图像大小不一致,因此对特征图像进行补零 (Padding Zero) 操作,最终得到补全零数据集 A (PZ-A),如图 2 所示,但这种数据集处理方法过度依赖于医生人工划定的 ROI。本文借助显著性目标检测网络模型 U2Net 形成的补全零数据集 B (PaddingZero-B, PZ-B) 能够有一定的检测准确度保障,也消除了对医生人工划定的 ROI 的依赖性。因此,通过显著性目标检测网络模型 U2Net 来获得补全零数据集 B (PZ-B) 是一种更加简单高效的数据集处理方法。



(a) 甲状腺癌超声图像



(b) 补全零数据集 A (PZ-A)

图 2 甲状腺癌超声图像和补全零数据集 A (PZ-A) 图像的对比

Fig. 2 Comparison of thyroid cancer ultrasound images and padding zero dataset A (PZ-A) images

2 基于卷积神经网络的甲状腺癌超声图像分类模型

本文采用的网络模型包含显著性目标检测网络 U2Net 以及图像分类网络 ConvNeXt-T。采用 U2Net 得到甲状腺癌超声图像的 ROI 图像, 经过补全零操作后作为 ConvNeXt-T 的输入图像, 最终得到分类结果。

2.1 显著性目标检测网络——U2Net 网络

QIN Xuebin 等^[16]于 2020 年针对显著性目标检测任务提出 U2Net 网络。U2Net 在 UNet 的基础上增加了残差 U 型块 (Residual U-blocks, RSU), 使网络有能力直接从每个残余块中提取多个尺度的特征^[17]。U2Net 主要包括三部分: 编码层、解码层以及和解码器阶段和最后一个编码器阶段相连接的显著特征融合模块。网络通过显著特征融合模块将不同尺度的显著特征进行融合, 得到最终的预测概率图。

2.2 分类网络——ConvNeXt-T 网络

Liu Zhuang 等^[9]于 2022 年首次提出 ConvNeXt-T 网络。ConvNeXt-T 网络是一个纯卷积网络模型, 不仅仅能够达到现有最先进的 ViT 的准确度, 并且同时能够保持卷积网络的简单高效性。

2.3 本文网络模型结构

基于卷积神经网络的甲状腺癌超声图像分类网络模型结构, 如图 3 所示。两个网络的训练流程为: 先将甲状腺癌超声图像数据集输入到 U2Net 进行训练, 再将检测结果输入到 ConvNext-Tz 中进行训练。其中, ConvNeXt 的训练和测试数据都来源于 U2Net 预测的 ROI 数据集。图 3 中操作 F 是指显著性结果 (Φ) 作为甲状腺癌超声图像 (m) 的掩码, 采用逐像素处理法处理甲状腺癌超声图像 (m), 对于掩码内的像素值保留, 掩码外的像素值置零。

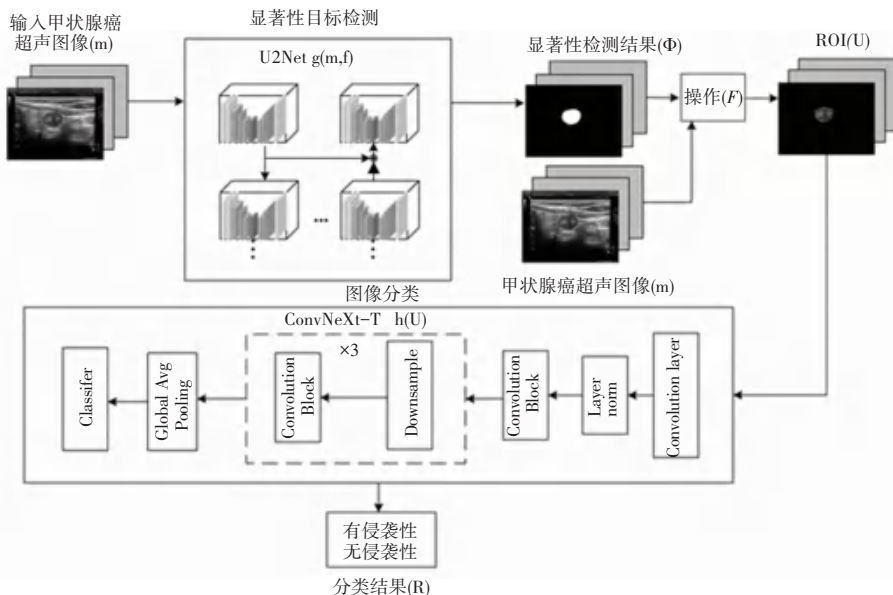


图 3 基于卷积神经网络的甲状腺癌超声图像分类网络模型结构图

Fig. 3 Structure of network model for ultrasound image classification of thyroid cancer based on convolutional neural network

3 实验与分析

将本文采用显著性目标检测网络 U2Net 模型,与 DenseNet-121^[18]、MobileNet-V2^[19]、ResNet-34 以及 ViT 模型进行对比实验。

3.1 数据增强操作以及迁移学习

在模型训练之前,数据集经过了随机裁剪、随机水平翻转、转张量以及归一化等数据增强操作;采用迁移学习方法,载入在 ImageNet 上训练好的预训练权重,帮助网络模型快速学习到图像的有效特征。

3.2 评价指标

本文采用准确度 Acc 作为分类网络模型的评价指标,如公式(1)所示;采用平均绝对误差 MAE (Mean Absolute Error) 以及 F -measure 的最大值 $MaxF$ 作为显著性目标检测网络模型的评价指标,如公式(2)~公式(6)所示:

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

其中, TP 、 TN 、 FP 、 FN 分别表示网络模型将正类样本预测为正类样本、负类样本预测为负类样本、负类样本预测为正类样本以及正类样本预测为负类样本的数量。

$$MAE = \frac{1}{H \times W} \sum_{r=1}^H \sum_{c=1}^W |P(r,c) - G(r,c)| \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$F\text{-measure} = \frac{(1 + \beta^2) \times Precision \times Recall}{\beta^2 \times Precision + Recall} \quad (5)$$

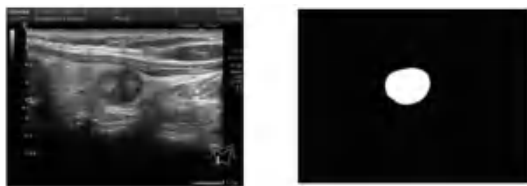
$$Max F = \max (F\text{-measure}) \quad (6)$$

其中, H 和 W 分别代表图片的高和宽; $P(r,c)$ 代表网络模型预测的概率图; $G(r,c)$ 代表真值; $Precision$ 表示精度; $Recall$ 表示召回率; β^2 通常取值为 0.3,用于强调模型精度。

F -measure 值越大,模型的性能越优。

3.3 显著性目标检测实验

U2Net 经过多次训练, MAE 指标达到 0.006, $MaxF$ 指标达到 0.860。这表明 U2Net 的检测效果较好,可以较为精确地定位 ROI。显著性目标检测结果如图 4 所示,可见显著性目标检测网络模型 U2Net 的检测结果与医生标定的 ROI 基本一致。



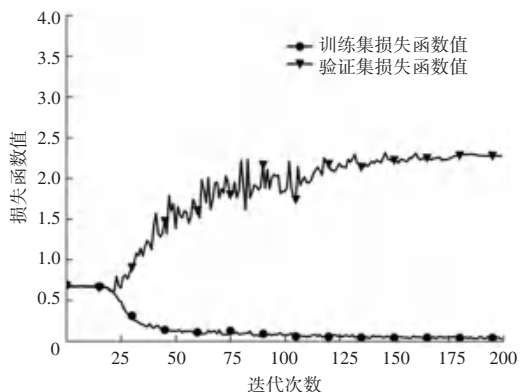
(a) 甲状腺癌超声图像 (b) 显著性目标检测结果

图 4 显著性目标检测结果

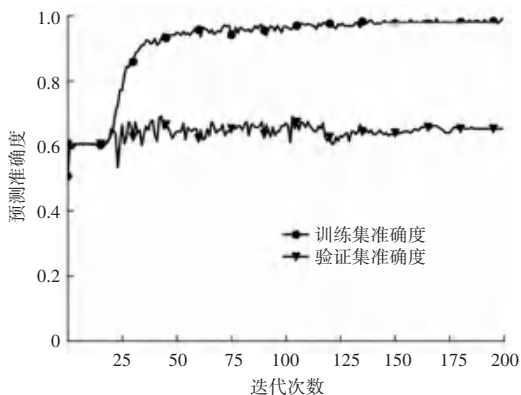
Fig. 4 Significant target detection results

3.4 分类网络实验

ConvNext-T 训练参数曲线过程如图 5 所示。由图 5(a)可知,验证集损失曲线没有随着迭代次数的增长而下降,导致这一现象的原因是训练集和测试集中甲状腺癌超声图像来源于不同的病人,或训练集和测试集选用的图像拍摄角度不同。



(a) ConvNext-T 在训练集和测试集上的损失函数值曲线



(b) ConvNext-T 在训练集和测试集上的准确度

图 5 ConvNext-T 训练参数曲线

Fig. 5 Training process of ConvNext-T

在原始数据集以及补全零数据集 A(PZ-A)和 B(PZ-B)上,对比了 ConvNext-T、DenseNet-121、MobileNet-V2、ResNet-34、ViT 5 个图像分类网络模型对于甲状腺癌是否具有侵袭性的预测效果见表 1。结果表明:

(1) ConvNext-T 无论是在甲状腺癌超声图像数据集上还是在补全零数据集 A(PZ-A)和 B(PZ-

B)上的准确度都高于其他 4 个网络;

(2) ConvNeXt-T 在甲状腺癌超声图像数据集上分类准确度接近其在补全零数据集 A(PZ-A)上的分类准确度;

(3) 对比原始数据集, 在补全零数据集 A(PZ-A)上, ConvNeXt-T 等网络模型分类准确度都有一定的提高;

(4) 对比补全零数据集 A(PZ-A)上的结果, 在补全零数据集 B(PZ-B)上各个网络模型分类准确度变化不大, 但 DenseNet-121 提高了 1.121 个百分点;

(5) 从均值角度分析, 相比于原始数据集以及补全零数据集 A(PZ-A), 在补全零数据集 B(PZ-B)上的分类结果更好, 分类准确度达到了 73.585%。

表 1 5 个分类网络模型在甲状腺癌超声图像数据集以及补全零数据集 A(PZ-A)和 B(PZ-B)上的分类准确度

Table 1 Classification accuracy of five classification network models on the thyroid cancer ultrasound image dataset as well as the padding zero dataset A(PZ-A) and B(PZ-B) %

数据集	ConvNeXt-T	DenseNet-121	MobileNet-V2	ResNet-34	ViT	均值
甲状腺癌超声图像数据集	74.200	72.034	66.949	65.254	64.407	68.569
补全零数据集 A(PZ-A)	74.396	72.464	74.396	71.981	73.913	73.430
补全零数据集 B(PZ-B)	74.057	73.585	74.057	72.642	73.585	73.585

4 结束语

本文针对甲状腺癌超声图像分类问题, 提出基于卷积神经网络的甲状腺癌超声图像分类网络模型。该模型利用显著性目标检测网络模型 U2Net 自动划定甲状腺癌超声图像中的感兴趣区域, 并使用卷积神经网络模型 ConvNeXt 进行图像分类, 其分类准确度高于 DenseNet 等主流图像分类网络模型。该模型能够辅助医生更加准确地进行甲状腺癌病情诊断。

参考文献

[1] SIEGEL R L, MILLER K D, JEMAL A. "Cancer statistics, 2019" [J]. CA: A Cancer Journal for Clinicians, 2019, 69(1): 7-34.

[2] 尹爱桃, 陆永萍, 赵易凡, 等. 卷积神经网络诊断甲状腺结节的应用[J]. 中国医学影像学杂志, 2022, 30(12): 1212-1217, 1223.

[3] 邹奕轩, 周蕾蕾, 赵紫婷, 等. 基于卷积神经网络的甲状腺癌超声图像良恶性分类研究[J]. 中国医学装备, 2020, 17(3): 9-13.

[4] 郑斌, 杨晨, 马小萍, 等. 基于循环卷积神经网络的甲状腺恶性结节检测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(24): 102-109.

[5] WANG Yuxiang, GAN Jianhong. Benign and malignant classification of thyroid nodules based on ConvNeXt [C]//Proceedings of International Conference on Control, Robotics and Intelligent System. Xi'an: IEEE, 2022: 56-60.

[6] SUN Jiawei, WU Bobo, ZHAO Tong. Classification for thyroid nodule using ViT with contrastive learning in ultrasound images [J]. Computers in Biology and Medicine, 2023, 152: 106444.

[7] 王选齐, 杨锋, 曹斌, 等. 卷积神经网络在甲状腺结节诊断中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(8): 28-42.

[8] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16x16 words; transformers for image recognition at

scale[J]. 2020. <https://arxiv.org/abs/2010.11929>.

[9] LIU Zhuang, MAO Hanzhi, WU Chaoyuan, et al. A ConvNeXt for the 2020s [C]//Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans, USA: IEEE, 2022: 11976-11986.

[10] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition [C]// Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas USA: IEEE, 2016: 770-778.

[11] 董永峰, 刘霞, 王利琴, 等. 基于特征融合的卷积神经网络乳腺癌图像分类[J]. 河北工业大学学报, 2018, 47(6): 70-74.

[12] 邹文凯, 陆慧娟, 叶敏超, 等. 基于卷积神经网络的乳腺癌组织病理图像分类[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(6): 1749-1754.

[13] 谢斌, 何小宇, 黄伟红, 等. 基于卷积神经网络的基底细胞癌和色素痣的临床图像鉴别[J]. 中南大学学报(医学版), 2019, 44(9): 1063-1070.

[14] 鲁浩达, 徐军, 刘利卉, 等. 基于卷积神经网络的肾透明细胞癌细胞核分割[J]. 生物医学工程研究, 2017, 36(4): 340-345.

[15] 廖欣, 郑欣, 邹娟, 等. 基于深度卷积神经网络的宫颈细胞病理智能辅助诊断方法[J]. 液晶与显示, 2018, 33(6): 528-537.

[16] QIN Xuebin, ZHANG Zichen, HUANG Chenyang, et al. U2Net: Going deeper with nested U-structure for salient object detection [J]. Pattern Recognition, 2020, 106: 107404.

[17] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. u-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]// Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Munich, Germany: IEEE, 2015: 234-241.

[18] HUANG Gao, LIU Zhuang, Laurens van der maaten, et al. Densely connected convolutional networks [C]//Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, Hawaii: IEEE, 2017: 4700-4708.

[19] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. MobileNetV2: Inverted Residuals and linear Bottlenecks [C]//Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018: 4510-4520.