

# 深度学习在甲状腺结节良恶性分类中的应用进展

张文凯, 王晓燕\*, 刘静, 周启香, 贺鑫

山东中医药大学智能与信息工程学院, 山东 济南 250355

**摘要** 甲状腺结节是成人临床最常见的结节性病变之一, 发病率一直居高不下。甲状腺结节有良性和恶性之分, 后者即为甲状腺癌, 会造成患者呼吸吞吐困难甚至危及患者生命。因此, 识别甲状腺结节的良恶性是诊断和治疗甲状腺结节的首要问题。深度学习能够自动提取结节特征, 并完成甲状腺结节的良恶性初步分类。随着深度学习分类准确率的不断提高, 目前它已成为甲状腺结节良恶性辅助诊断的重要手段。为更好地进行甲状腺结节良恶性分类辅助诊断研究, 对常用的结节分类性能评价指标进行介绍; 按卷积神经网络、Transformer、深度神经网络、生成对抗网络、迁移学习、集成学习以及基于深度学习的计算机辅助诊断系统进行分类, 对它们在甲状腺结节良恶性分类中的应用进行阐述, 并进行综合对比分析; 总结了目前研究中存在的问题, 并对未来的研究方向进行了展望。

**关键词** 甲状腺结节; 良恶性分类; 深度学习; 图像处理; 辅助诊断

中图分类号 O436

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231464

## Application Progress of Deep Learning in the Classification of Benign and Malignant Thyroid Nodule

Zhang Wenkai, Wang Xiaoyan\*, Liu Jing, Zhou Qixiang, He Xin

College of Intelligence and Information Engineering, Shandong University of Traditional Chinese Medicine, Jinan 250355, Shandong, China

**Abstract** Thyroid nodule is one of the most common clinical nodular lesions in adults, and its incidence rate is always high. Thyroid nodule can be classified into benign and malignant, and the latter is thyroid cancer, which can cause difficulties in breathing and swallowing, and even endanger the life of patients. Therefore, the identification of benign and malignant thyroid nodule is the primary problem in the diagnosis and treatment of thyroid nodule. Deep learning can automatically extract nodule features and complete the preliminary classification of benign and malignant thyroid nodule. With the continuous improvement of classification accuracy of deep learning, it has become an important means of auxiliary diagnosis of benign and malignant thyroid nodule. To better study the classification and auxiliary diagnosis of benign and malignant thyroid nodule, we introduce the commonly used indicators for the evaluation of nodule classification performance, and classify them according to the convolutional neural network, Transformer, deep neural network, generative adversarial network, transfer learning, ensemble learning, and computer-aided diagnosis system based on deep learning, and elaborate their application in the classification of benign and malignant thyroid nodule. We conduct a comprehensive comparative analysis, summarize the existing problems in the current research, and provide prospects for future research directions.

**Key words** thyroid nodule; benign and malignant classification; deep learning; image processing; auxiliary diagnosis

## 1 引言

甲状腺结节 (TN) 是甲状腺实质内的局限性增生或肿块, 它的出现表示人体内碘元素摄入量过多、甲状腺功能退化或存在其他疾病<sup>[1]</sup>。TN 是全球成人中最

常见的结节性病变<sup>[2]</sup>, 发病率在 5%~15%<sup>[3]</sup>。TN 分为良性和恶性两类, 后者即甲状腺癌约占 TN 的 5%~10%, 但良性 TN 有转化为恶性的可能, 且随着时间的推移其概率呈增长趋势<sup>[4]</sup>。近 30 年来, 甲状腺癌的发病率增长了约 2.4 倍, 是全球增长速度最快的恶性肿瘤

收稿日期: 2023-06-05; 修回日期: 2023-07-11; 录用日期: 2023-08-01; 网络首发日期: 2023-08-18

基金项目: 国家自然科学基金(82174528)、山东省中医药科技项目(2021M146)、山东省研究生教育质量提升计划(SDYKC19147)

通信作者: \*sdnuwxy@126.com

之一<sup>[5-8]</sup>。甲状腺癌会导致患者甲状腺功能异常,造成患者呼吸吞吐困难甚至危及其生命。在传统的 TN 鉴别诊断中,通常使用穿刺活检或术中切片检查这两个金标准<sup>[9]</sup>,但二者均会破坏正常的甲状腺组织。超声成像技术出现后,因其成本低且副作用小<sup>[10]</sup>,甲状腺组织超声成像逐渐取代传统的穿刺检查,成为检查甲状腺疾病的首选方法,这对提高 TN 诊断效率和治疗效果具有重大的意义<sup>[11-12]</sup>。TN 形状多变、形态多样, TN 间边界较为模糊,且内部成分复杂,较难通过肉眼区分超声图像中 TN 的良恶性。借助计算机进行辅助诊断,可以提高 TN 的诊断准确率并降低医生的工作强度。

传统计算机辅助诊断常采用模式识别等方法,但因 TN 的特征不易提取<sup>[13]</sup>,需依赖专业医生事先进行人工标记。深度学习作为机器学习的新方向,其最终目标是让计算机能够像人一样具有分析和学习能力<sup>[14]</sup>。近年来,随着算法与硬件计算力的不断进步,深度学习已经在包括健康医疗等多个领域中发挥出巨大作用<sup>[15-18]</sup>。在 TN 的分类辅助诊断中<sup>[19]</sup>,深度学习通过调整某些超参数加强其对 TN 形态、纹理、钙化程度等特征的提取,再对提取到的特征进行筛选与组合,利用最优组合提高 TN 的分类准确率和分类效率。这样可以有效地优化医生在结节诊断、分类和管理上的工作流程,同时有效降低医生的工作强度<sup>[20]</sup>。目前国内外学者已在该领域取得众多研究成果。王琳萍等<sup>[21]</sup>针对 TN 计算机辅助诊断(CAD)系统,王选齐等<sup>[22]</sup>针对卷积神经网络(CNN)在 TN 病灶区域对 TN 的提取、良恶性分类以及钙化点识别,Zhu 等<sup>[23]</sup>针对基于超声图像的 VGGNet(visual geometry group net)模型分类准确性评估,Sharifi 等<sup>[24]</sup>针对应用于 TN 超声图像分类的深度学习技术的评估等,从多个角度对基于深度学习的 TN 良恶性分类工作进行了综述,但目前尚无研究者对该领域中深度学习各算法的应用效果进行综合分析。本文针对 TN 分类辅助诊断中的算法及 CAD 系统的应用效果进行论述,最后讨论目前 TN 良恶性分类中面临的挑战,并对未来的研究方向进行展望。

## 2 常用评价指标

基于深度学习的 TN 良恶性分类探究,主要需要判断算法是否具有可靠性、有效性和普适性,能否用于临床辅助诊断。准确率(ACC)、灵敏度(TPR)、特异度(TNR)、精确度(PPV)、召回率(Recall)、ROC(receiver operating characteristic)曲线面积 AUC(area under curve)、F1 分数(F1-score)等评价标准可从不同角度体现算法分类性能的好坏。它们的数学表达式如表 1 所示,其中: $T_p$ 是预测与实际均为阳性的样本数量; $F_p$ 是预测为阳性,实际为阴性的样本数量; $F_n$ 是预测为阴性,实际为阳性的样本数量; $T_n$ 是预测与实际均为阴性的样本数量; $N$ 是样本总数。

表 1 分类性能评价指标及数学描述

Table 1 Classification performance evaluation index and their mathematical description

Evaluation index	Mathematical description
ACC	$\frac{T_p + T_n}{T_p + F_p + F_n + T_n}$
TPR	$\frac{T_p}{T_p + F_n}$
TNR	$\frac{T_n}{T_n + F_p}$
PPV	$\frac{T_p}{T_p + F_p}$
Recall	$\frac{T_p}{T_p + F_n}$
F1-score	$\frac{2T_p}{N + T_p - T_n}$

准确率是所有 TN 中被正确区分出良性或恶性的结节所占的比例,即分类器准确分类出 TN 是良性或恶性的概率,它反映算法对样本整体的分类性能,其值越高,分类性能越好;灵敏度又称真阳性率,指网络对所有负例正确分类的比例,它衡量分类器对恶性结节的识别能力,其值越大,恶性 TN 的漏诊率越低;特异度也称真阴性率,指网络对所有正例正确分类的比例,它衡量分类器对良性结节的识别能力,其值越大,良性 TN 的误诊率越低;精确度反映分类算法对良恶性 TN 样本预测的准确性;召回率是被正确分类的恶性 TN 个数占恶性 TN 总数的比例;ROC 曲线面积 AUC 指分别以真阳性率和假阳性率为纵坐标和横坐标所绘制图形的曲线下面积;F1 分数反映算法的分类精确度和召回率是否达到平衡。

## 3 深度学习在 TN 分类中的应用

TN 的良恶性主要通过其形态、质地、活动度、钙化程度等特征进行判断。传统 TN 良恶性分类中的结节特征由人工提取得到,再通过构建分类器识别结节的良恶性<sup>[25-27]</sup>。但人工提取的结节特征中,部分纹理特征和形态特征较为低级,更多表现出结节信息,将其用于结节分类时效果不佳。而采用深度学习方法能够更全面地提取结节特征,辅助医生进行结节的良恶性诊断,继而判断是否需要细针穿刺抽吸活检(FNAB)。目前,基于深度学习的 TN 良恶性分类已成为甲状腺癌早期辅助诊断的不二之选,其工作流程一般包括超声图像采集、结节特征提取、分类模型构建、模型训练与测试。

下面将从有监督学习、无监督学习、迁移学习和集成学习 4 个角度介绍 TN 良恶性分类中常用的深度学习方法,主要有 CNN、Transformer、生成对抗网络(GAN)、深度神经网络(DNN)、迁移学习和集成学习,并对这些深度学习方法在 TN 分类中的应用情况

进行梳理。其中:CNN和Transformer属于有监督学习;GAN和DNN属于无监督学习。有监督学习和迁移学习利用有标记的数据进行学习;无监督学习通过无标记的数据进行学习;而集成学习则通过组合多个模型的预测结果来提高算法的分类性能。

### 3.1 有监督深度学习的应用

有监督学习使用已标记的数据集来学习模型参数,用于预测新数据集的结果,是一种强目的性训练方式,在使用超声图像进行TN分类辅助诊断中备受研究者青睐。CNN是有监督神经网络模型中应用最广的一种,由输入层、卷积层、池化层、全连接层、输出层5部分组成,是提取图像特征的有效方法<sup>[28]</sup>。常见的分类神经网络有GoogLeNet<sup>[29]</sup>、AlexNet、ResNet<sup>[30]</sup>、VGG和DenseNet等。

#### 3.1.1 基于单CNN的分类研究

CNN的主要思想是通过提取图像特征,改变模型超参数,最小化损失值,从而获取最佳分类结果和最优分类性能<sup>[31]</sup>。研究人员基于单CNN模型,已针对TN的良恶性分类提出诸多改进:王洪杰等<sup>[32]</sup>利用Mixup图像扩增方法进行数据集扩增,通过改进的CNN模型逐层对图像特征进行提取,生成了逐级增加的特征层次结构。最终算法的分类准确率为90.15%,灵敏度和特异度分别为97.40%和87.30%。灵敏度明显高于特异度,说明其对良性TN的识别能力弱于对恶性TN的识别能力,可能导致不必要的FNAB。Zhu等<sup>[33]</sup>通过改进VGG-16模型,即增加额外的批量归一化(BN)和丢弃层进行训练,得到该模型诊断TN良恶性的灵敏度为87.43%,特异度为85.43%,准确率为86.43%,虽然准确率稍低,但对良性与恶性TN的识别能力几乎相同。Yu等<sup>[34]</sup>通过翻转、旋转等方式变换进行数据增强,在ImageNet上预训练ResNet-18模型并在池化层和全连接层上训练该模型,模型的平均分类准确率为98.40%,召回率为97.80%,平均精度为93.90%。可见进行人工数据增强后对残差网络进行训练仍能得到较高的准确率。在超声图像数量不足时可借鉴该方法。进行人工数据增强,可能会破坏标注的结节感兴趣区域的部分纹理信息,为此张烽等<sup>[35]</sup>提出了一种基于TV(total variation)与GoogLeNet的算法对TN进行分类诊断,检测流程如图1所示。首先基于TV模型进行图像预处理,修复损坏的像素点,使其与周围区域类似,再通过前向传播为GoogLeNet模型训练一个新的Softmax层完成特征分类。该算法的分类准确率达96.04%,可见该方法可修复超声图像中的人工标记破坏的纹理,并有效提取TN特征,进行精准判断。

以上各方法均是针对单角度单张TN图像进行的,不可避免地会丢失结节的部分特征信息。但通常超声检查会拍摄不同角度下的多张图像,因此,Wang等<sup>[36]</sup>将一次超声检查中获取的多张不同角度的超声图

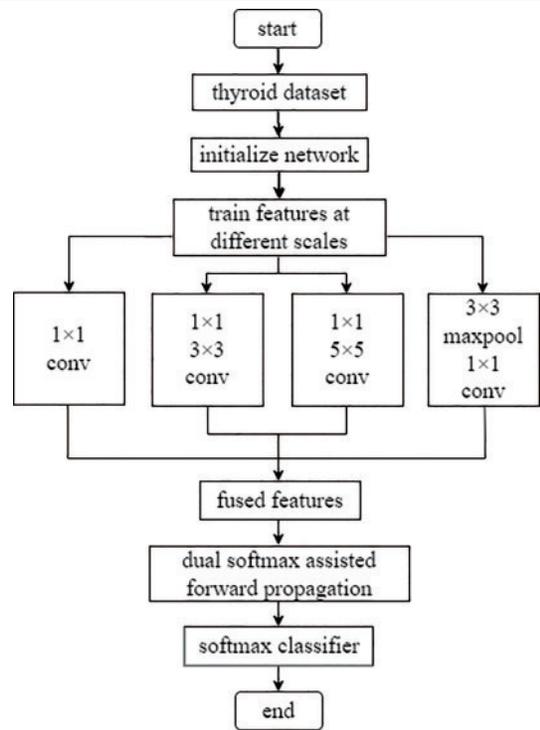


图1 检测流程<sup>[35]</sup>

Fig. 1 Detection process<sup>[35]</sup>

像作为网络模型的输入,训练Inception-ResNet-v2模型,利用基于注意力机制的特征聚合网络联合分析所提取的特征,再使用分类网络进行分类。模型的准确率、灵敏度和F1分数分别为87.32%、84.22%和90.06%。此外该算法对不同设备得到的超声图像具有相似的分类精度,通用性较强。但相较于文献[34-35]中提出的算法,该算法的分类准确率偏低。张珂等<sup>[37]</sup>通过改进EfficientNet B7模型<sup>[38]</sup>,即使用7组MobileNetV3模块(MBConv)在不同尺度的图像上提取特征并在全连接层进行特征整合,然后训练一个新的Softmax层进行样本分类,模型的分类准确率可达92.80%。

以上算法中输入图像均需经过人工标注,这不仅会损坏结节部分区域的纹理特征,也意味着输入原始图像并不能直接输出预期结果,无法实现端到端分类,影响结节分类效率。因此,构建一个结节检测和分类一体化的CNN模型成为大势所趋。Ma等<sup>[39]</sup>利用YOLOv3-DMRF(YOLOv3-dense multireceptive fields)检测和识别TN,该方法使用扩张卷积<sup>[40]</sup>和跨层连接的DMRF-CNN,令DMRF-CNN中的传统卷积与扩张卷积相结合,集成不同的扩张率到扩张卷积上,使边缘和纹理特征传递到更深的层,以更好地提取边缘和纹理特征。结果显示,该模型的mAP(mean average precision)为95.23%,对TN的良恶性分类的准确率、精确度、特异度分别为95.24%、94.12%和97.39%。可见将检测与分类融为一体,不仅可以有效地识别TN,还能提高TN的分类效率。

上述算法大多只专注于提高 TN 良恶性分类的准确率,所建立的神经网络模型相对复杂,运算时间较长。此外,由于硬件限制,具有大量参数的模型易使相关设备无法正常工作。针对此问题,Wang 等<sup>[41]</sup>通过改进 ResNet-34,提出轻量级残差网络 EDSResNet,其分类准确率、灵敏度和特异度分别为 92.40%、94.50% 和 91.70%,且模型参数与 flops 较少,可加快检测速度,降低对设备的硬件要求,适用于 TN 临床辅助诊断。

综上所述,目前基于单 CNN 的分类算法不仅可以标记图像作为输入数据源,还可以将检测和分类融为一体,降低模型对人工标记图像的依赖,实现端到端分类,提高分类效率。总体来讲,基于单 CNN 的分类算法具有模型简单易改进、结构复杂度低和运算时间短等优点,但算法对 TN 的特征提取能力有限,识别能力仍有待提高。

### 3.1.2 基于多 CNN 的分类研究

多 CNN 融合模型增加了网络深度,可以提取结节更多的特征,同时还能提升特征提取的合理性,有效提升算法的分类性能。Nguyen 等<sup>[42]</sup>修改了传统 CNN 的损失函数,并将 ResNet-50 和 Inception 网络架构组合,最终模型分类准确率和灵敏度分别为 92.05% 和 96.07%,但特异度仅有 65.69%。邓伟等<sup>[43]</sup>用两个同结构的 ResNet-50 构成两个子网络,分别输入每幅 TN 超声图像的横切图和纵切图,实现互补结节特征的提取以增强模型的拟合能力,TN 分类灵敏度、特异度和准确度分别为 95.68%、84.75% 和 92.76%。与单 CNN 相比,以上两种模型提取的输入图像特征更全面,分类性能更好,但二者均存在特异度与灵敏度不均衡的问题,对良性 TN 的识别能力弱于恶性 TN,可能导致不必要的 FNAB。

Zhao 等<sup>[44]</sup>通过样本采集、图像标准化和结节区域

分割等操作建立了超声 TN 数据集,将纹理特征模型与 ResNet 特征模型结合成特征融合网络进行训练,并应用 Softmax 函数激活输出层<sup>[45]</sup>。算法的 TN 良恶性分类准确率和精确度分别为 88.30% 和 90.06%。与多数算法从病理超声图像中提取结节特征进行 TN 分类诊断不同,Liu 等<sup>[46]</sup>提出了一种多模态分类方法,建立了基于信息融合的联合卷积神经网络(IF-JCNN)模型,填补了 CNN 仅依靠超声病理图像检测 TN 的空白。他们基于 VGG-16<sup>[47]</sup>提取超声图像特征,利用 EEGNet<sup>[48]</sup>提取射频(RF)信号特征,二者信息互补,可以有效地防止网络构建时超声图像信息的丢失。模型的 TN 分类准确率、灵敏度和特异度分别为 89.60%、88.50% 和 91.00%,可见二者联合可提升 CNN 模型诊断 TN 的性能。

梁嘉炜等<sup>[49]</sup>构建了集成的多尺度 CNN 模型,利用结节超声图像的多尺度特征解决分类性能不佳的问题,模型预测流程如图 2 所示。他们分别优化 AlexNet、VGG-16 和 ResNet-50<sup>[50-51]</sup>结构,在三个不同尺度的基础上构建了 9 个微调模型<sup>[52]</sup>,选择最优的微调模型组合并对子模型加权融合得到最终的集成模型。该模型的 TN 良恶性分类准确率为 96.00%,灵敏度和特异度分别为 94.10% 和 97.70%。该算法能更好地提取互补结节特征信息,分类性能更好,但输入的超声图像需进行多尺度变换,且需对 9 个子模型进行组合与微调以选取最佳模型,因此训练耗时,且结节边界及形态交叉重叠部分的识别效果待改进。为增加算法有效性并提高分类精度,Vasile 等<sup>[53]</sup>提出了一种多网络集成的融合分类模型,将 5-CNN 模型与 VGG-19 模型集成融合为 CNN-VGG 模型,预训练 VGG-19 模型和轻量级 CNN 模型,分析两个模型单独训练和集成后整体训练的分类性能,以减小方差。模型总体的灵敏度、特异度和准确率分别为 95.70%、98.43% 和 97.35%,性能表现良好。

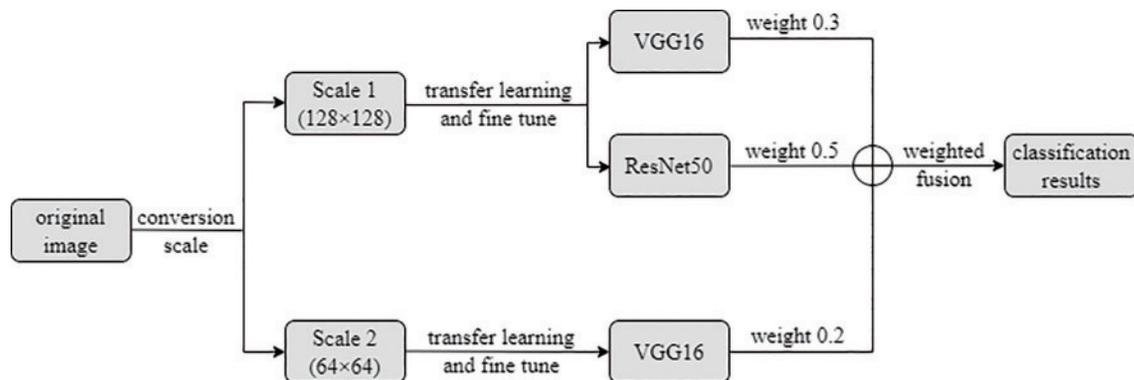


图 2 预测流程示意图<sup>[49]</sup>

Fig. 2 Forecast flow diagram<sup>[49]</sup>

综上所述,基于多 CNN 融合模型的 TN 分类算法具有更高的分类准确率和分类精度,为 TN 的良恶性分类带来新的曙光。但多 CNN 分类算法通常模型结构更复杂,参数更多,训练困难且耗时较长。

### 3.1.3 基于 Transformer 的分类研究

Transformer 模型是一种基于自注意力机制的深度学习模型,被广泛应用于自然语言处理和其他序列数据处理任务。Transformer 模型可用于 TN 良恶性

分类任务,该任务的目标是根据 TN 的超声图像特征或其他相关信息,将其分类为良性或恶性。基于 CNN 模型的 TN 分类研究缺乏对结节全局特征的提取和建模,Sun 等<sup>[54]</sup>提出了使用对比学习的基于 ViT(vision transformer)的 TN 分类模型——TC-ViT,能更好地提取 TN 的全局特征。在该模型中,结节图像被用作 ROI(region of interest)以增强 ViT 的局部特征,通过对比学习增强全局和局部特征的一致性,最终网络的分类准确率为 86.90%。

同时,Transformer 模型也被用于肺结节的良恶性分类研究领域。Liu 等<sup>[55]</sup>提出了一种 ReStrans 网络,利用残差块提取局部特征、Transformer 块提取全局特征并输出融合的序列特征信息,从而提高分类精度。Wu 等<sup>[56]</sup>基于 Transformer 模型构建了一种多粒度扩展变换器用于肺结节的良恶性分类,分类准确率为 96.10%,证明该模型的肺结节良恶性分类性能良好。但在 TN 良恶性分类研究中,Transformer 与多 CNN 模型相比,分类性能无优势。未来研究中基于 Transformer 的 TN 分类模型仍待进一步改进。

### 3.2 无监督深度学习的应用

与有监督学习不同,无监督学习用于学习无标记样本,它仅根据样本间的统计规律进行分析。这样可以有效解决 TN 超声图像数量不足的问题,并缓解图像数据需人工精确标记的压力。

#### 3.2.1 基于 GAN 的分类研究

GAN 模型由生成模型和判别模型两部分组成<sup>[57]</sup>。近年来,部分研究者开始基于 GAN 对超声图像中的 TN 进行良恶性分类,其中:Lu 等<sup>[58]</sup>提出了一个基于 GAN 的可变形注意力模型,利用在线类激活映射机制(CAM)引导网络识别超声图像中 TN 的判别特征,使得 GAN 引导的可变形模块提取到良性与恶性结节之间的更具细粒度的特征,据此实现 TN 的良恶性分类,模型的准确率为 82.81%;为提高 GAN 的 TN 良恶性分类准确率,Hang 等<sup>[59]</sup>提出了一种残差生成对抗网络(Res-GAN),用来提取 TN 的深层特征,并与提取的 SURF(speeded up robust features)相融合,将随机森林模型作为分类器,分类准确率达到 95.00%。

因缺乏大型训练数据集,原始 GAN 进行 TN 分类时通常会忽略域转移的因素,进而影响分类性能。Zhao 等<sup>[60]</sup>针对此问题,提出将基于自关注的语义一致性生成对抗网络(SCGAN)作为域自适应主干,通过文本建模将从超声报告中提取的关键领域知识输入生成器结构,此外,集成改进的 ResNet50<sup>[61]</sup>模型,使用组合特征进行分类,解决了结节超声图像数据量不足及分类性能不佳的问题。该网络对 TN 的分类准确率高达 94.30%,AUC 高达 97.02%。

虽然 SCGAN 可以实现超声图像与临床专业知识的跨领域协作,但由于原始数据与生成数据差距较大,因此训练时间较长,且超声报告是否为最佳补充信息

仍待进一步研究。

#### 3.2.2 基于 DNN 的分类研究

DNN 是一种多层无监督神经网络,由输入层、隐藏层和输出层组成,层间还有多个隐藏层,隐藏层可进行堆叠,且层间全连接。

DNN 模型提取 TN 特征时,将上层输出特征作为下层输入进行特征学习,通过逐层特征映射将现有空间的样本特征映射到另一特征空间,实现对现有输入的更好的特征表达,提高模型对 TN 的分类性能。Hou 等<sup>[62]</sup>训练了两个 DNN,使用具有 4 个密集块的 DenseNet 结构<sup>[63]</sup>提取特征,对特征图进行下采样并输入到整个全连接层,根据概率与阈值计算病理预测结果。该模型对 TN 的良恶性分类的 AUC、灵敏度和特异度分别为 92.40%、88.10% 和 83.90%。与专业医生的分类诊断结果相比,该模型分类灵敏度更高,且可诊断正常患者的恶性 TN,具有 TN 诊断同质性。但与 CNN 模型相比,该模型分类性能无优势。未来研究中无监督 DNN 模型仍待进一步改进。

### 3.3 基于迁移学习的分类研究

迁移学习指一个预训练模型被重新用于另一任务中<sup>[64-66]</sup>,其常见的策略是在 ImageNet 数据集上微调预训练好的模型来适应新任务。

邹奕轩等<sup>[67]</sup>训练了 VGG-19、Inception V3 和 DenseNet161 三个模型,通过迁移学习获取预训练参数并进行调整,其中:DenseNet161 的分类准确率为 92.91%;Inception V3 的分类准确率为 92.85%,且收敛速度更快,泛化性能更好。Chen 等<sup>[68]</sup>对图像进行了基于 TV 自适应图像恢复方法的预处理,采用预训练的 GoogLeNet 模型提取图像中的结节特征,通过正向传播为 GoogLeNet 训练一个新的 Softmax 层,完成结节的分类诊断,模型的准确率达 96.04%。Aboudi 等<sup>[69]</sup>通过迁移学习得到预训练的 ResNet-50 模型,将两个相同的 ResNet-50 模型融合组成双线性 CNN 模型,并采用线性支持向量机分类器对 TN 进行分类,模型分类准确率为 90.34%。

有监督深度学习模型均以标记数据集作为基础,但人工标记的大型数据集较少,迁移学习可以缓解数据量缺乏导致的训练困难<sup>[70-71]</sup>,同时可以通过对已训练网络模型的参数进行比较和调整来获得更优的分类预测效果。

### 3.4 基于集成学习的分类研究

集成学习又称分类器集成,它通过构建并结合多个学习器来完成学习任务,以提高模型整体的分类性能。模型训练的第一阶段完成基于集成学习的各个 CNN 子网络的训练;第二阶段在各子网络上移除输出层,利用支持向量机进行最终预测<sup>[72]</sup>。

马燕等<sup>[73]</sup>采用 AlexNet、VGG-16 和 ResNet-50 三种网络架构,在网络中加入 Dropout 层以增强模型的拟合能力<sup>[74-75]</sup>;利用迁移学习方法调整参数<sup>[76-77]</sup>,只训

练图像的高级特征表示部分,降低模型对硬件和训练过程的要求<sup>[78]</sup>;利用多模型、多切片的集成学习方法,调用支持向量机集成三个 CNN 模型以增强模型的决策能力。但该模型分类准确率和分类精度并不理想。Wei 等<sup>[79]</sup>提出了基于集成学习的分类模型 EDLC-TN,通过改进 DenseNet 模型,提取结节和图像周围区域的特征并分割 ROI,通过平均法和投票法对分割的 ROI 进行组合,最终分类结果中诊断 TN 良性或恶性的准确率为 95.76%,灵敏度和特异度分别为 95.88% 和 93.75%,分类性能较好。但该模型只给出了分类结果,未进行 TN 的广泛病理类型分析,且没有提供分类标准和纹理分析,缺少可解释性。

在 TN 辅助诊断分类研究中,几乎所有深度学习模型均基于静态超声图像训练,难以包括结节所有特征信息,模型的临床实用性有待商榷。在真实的临床环境中,医生通常需在甲状腺动态扫描中发现结节并判断其良恶性。目前已有研究人员尝试基于 TN 超声动态视频建立更符合临床需求的深度学习模型,其中甲状腺超声视频可以由不同类型的超声仪器生成以增加数据的多样性。Ni 等<sup>[80]</sup>利用 5 个深度学习模型, DenseNet121<sup>[81]</sup>、ResNet-50、Inception V3、长短期记忆(LSTM)<sup>[82]</sup>和一个名为 Conv4 的自建小型网络进行迭代训练和反向传播,并基于训练集调整参数。在网络训练中,随机输入来自不同仪器的超声视频片段。在测试阶段,为避免训练集和测试集中出现来自同一结节视频的片段,造成数据泄露,利用网络分别测试来自同一视频的视频剪辑,并通过投票的方式确定视频的最终分类。该模型分类准确率和灵敏度达到 91.90% 和 97.40%。虽然该研究模型分类精度仍不够高,且待外部数据集进一步验证,但作为更加接近临床环境的新思路,值得进一步深入研究。

综上所述,运用深度学习方法进行 TN 的良恶性分类,其准确率比传统机器学习更高,甚至也高过临床医生判断的平均水平,分类效率也很可观。但考虑到模型分类精度及训练时间与复杂度,这些方法仍待针对性研究。

## 4 CAD 系统在 TN 分类中的应用

CAD 系统<sup>[83]</sup>是一种辅助临床医生使其作出更精确决策的工具,它通过分析医学图像,定量评估复杂的图像特征,利用分类器提取特征,辅助医生发现病灶,进而提高医生对 TN 的分类准确率和诊断速度。

近年来,已有基于深度学习的 CAD 系统被初步用于 TN 筛查<sup>[84]</sup>。无须临床专家预先定义,系统能自动识别并提取超声图像中 TN 的边缘、大小、形状、回声、钙化程度等特征,辅助临床医师准确快速地诊断 TN 的良恶性<sup>[85]</sup>,有效减少医师主观因素引起的诊断误差。

早期 Lee 等<sup>[86]</sup>提出的基于深度学习方法的 CAD

系统使用了 8 种不同的 CNN 模型来比较 TN 分类方法的准确性。其中,基于 ResNet-50 模型的方法分类性能最佳,诊断准确率、灵敏度和特异度均为 90.40%,但与专业医生相比,准确率仍待提高。Liang 等<sup>[87]</sup>利用全自动 AI-Sonic 的 CAD 系统检测和诊断良性和恶性 TN, AUC 为 0.919。在临床诊断中,部分桥本甲状腺炎(HT)患者的 TN 的良恶性不易被区分,为此, Gong 等<sup>[88]</sup>提出了一个基于 CNN 的 HT-CAD 系统,该系统被直接连接到超声波仪器上。将采集的 TN 图像与视频输入系统,即可动态识别结节位置,分析不同切片的恶性特征,其分类准确率为 87.60%。

S-Detect (sonographic diagnosis of breast lesions) 是基于深度学习算法的一种新型交互式 CAD 系统,目前已被集成到部分超声设备,用来辅助医生识别 TN 的良恶性,提高医生工作效率,并优化超声临床工作流程。Choi 等<sup>[89]</sup>使用 S-Detect 对 TN 进行良恶性分类时表现出较高的灵敏度和阴性预测概率。Xia 等<sup>[90]</sup>评估了 S-Detect 对不同病理亚型 TN 的分类性能,发现该系统在检测甲状腺乳头状癌时灵敏度较高,但在识别滤泡性甲状腺癌时分类性能相对较低。为提高 CAD 系统对 TN 良恶性的分类诊断精度, Göreke 等<sup>[91]</sup>使用预训练的 VGG-16 网络从图像中提取数字特征,并使用 chi2 方法减小数字特征数据的大小,最后使用多层 DNN 将 TN 分为良性或恶性,模型分类准确率和精确度均为 99.95%。

综上所述,基于深度学习算法的 TN 诊断 CAD 系统具有较好的可行性和准确性,可辅助医生进行 TN 的早期筛查,避免不必要的 FNAB。

## 5 算法分析与比较

深度学习已成为借助医学图像进行 TN 良恶性分类辅助诊断研究的热点。从算法思想和性能角度对各深度学习模型进行对比分析,结果如表 2 所示。

由表 3 可知:虽然多数算法的分类准确率均较高,但特异度和灵敏度评价指标上,单 CNN 和 DNN 模型普遍低于多 CNN 模型和集成学习模型,表明单一模型对良性和恶性 TN 的识别能力较弱;多 CNN 模型和集成学习模型的特异度和灵敏度差距较小,可降低漏诊率和误诊率;Transformer 模型分类性能良好;GAN 模型、多 CNN 模型、迁移学习及集成学习模型分类准确率差距较小。迁移学习可缓解数据量较少导致的模型训练困难问题,同时可提高算法的分类精度;GAN 模型有助于解决图像人工标记困难的问题,并改善 TN 超声图像数量不足的问题。

近年来,基于深度学习算法的 TN 良恶性 CAD 系统已取得巨大进步,一定程度上克服了超声图像分类诊断中的操作者依赖,提高了 TN 的分类精度。各 CAD 系统分类性能的比较如表 4 所示。

表 2 基于深度学习的 TN 分类方法总结

Table 2 Summary of TN classification methods based on deep learning

Method	Main idea	Advantage	Disadvantage
Single CNN	Extract image features and minimize loss values	Low complexity, short computation time, and relatively easy to improve	Incomplete feature extraction, limited recognition ability
Multiple CNN	Integrate multiple CNN models and leverage multiple underlying network architectures	Capture global and local feature information of nodules, with stronger feature expression ability and higher classification accuracy	Multiple parameters, difficult training, and long calculation time
Transformer	Serializing images and utilizing self attention mechanism to capture global dependencies of images	Capture global dependencies, parallel computing, long-distance dependency modeling, and strong interpretability	High computational resource requirements, loss of image structure information, and more complex feature processing
DNN	Using deep neural networks for feature transformation and complex function fitting	Enhance diagnostic homogeneity, quantitatively extract image features, and output conclusions through standardized processing methods	Difficulty in training and low model specificity
GAN	Continuously adversarial image generation through generators and discriminators	Enhance training stability, solve the problem of low manually labeled data volume, and increase the number and diversity of training samples	Difficulty in model training, problem of pattern collapse
Transfer learning	Migrating annotation data from related auxiliary fields	Enhance generalization ability and alleviate training difficulties caused by the lack of medical images in the model	The migration layer and migration volume need to be verified, have negative migration issues
Ensemble learning	Use ensemble learning to combine decisions from multiple CNN	Higher classification accuracy and enhanced prediction stability	Complex network, difficult training, and long training time

表 3 基于深度学习的 TN 分类方法性能比较

Table 3 Performance comparison of TN classification methods based on deep learning

Classification method	ACC / %	TPR / %	TNR / %
CNN+ Transfer learning+ Mixup <sup>[32]</sup>	90.15	97.40	87.30
ResNet-18 <sup>[34]</sup>	98.40	97.80	—
TV+ GoogLeNet <sup>[35]</sup>	96.04	—	—
Inception-ResNet-v2+ AlexNet <sup>[36]</sup>	87.32	84.22	—
DMRF-CNN <sup>[39]</sup>	95.24	—	97.39
ResNet-50+ Inception <sup>[42]</sup>	92.05	96.07	65.69
Transfer learning+ Inception V3 <sup>[67]</sup>	92.85	—	—
Transfer learning+ DenseNet161 <sup>[67]</sup>	92.91	—	—
Ensemble learning+ EDLC-TN+ DenseNet <sup>[79]</sup>	95.76	95.88	93.75
VGG-16+ BN <sup>[33]</sup>	86.43	87.43	85.43
EfficientNet B7+ MBCConv <sup>[37]</sup>	92.80	—	96.30
EDSResNet <sup>[41]</sup>	92.40	94.50	91.70
IF-JCNN <sup>[46]</sup>	89.60	88.50	91.00
AlexNet+ VGG-16+ ResNet-50+ Transfer learning <sup>[49]</sup>	96.00	94.10	97.70
5-CNN+ VGG-19 <sup>[53]</sup>	95.70	98.43	97.35
Res-GAN <sup>[59]</sup>	95.00	—	—
DNN+ DNN+ DenseNet <sup>[62]</sup>	—	88.10	83.90
Transfer learning+ TV+ GoogLeNet <sup>[68]</sup>	96.04	—	—
Ensemble learning+ Transfer learning+ CNN <sup>[73]</sup>	86.70	84.70	—
ResNet-50+ ResNet-50 <sup>[43]</sup>	92.76	95.68	84.75

表 3 (续)

Classification method	ACC / %	TPR / %	TNR / %
CAM+GAN <sup>[58]</sup>	82.81	—	—
SCGAN+ResNet-50 <sup>[60]</sup>	94.30	—	—
Transfer learning+ResNet <sup>[44]</sup>	88.30	—	—
Vision Transformer <sup>[54]</sup>	86.90	—	—
Transfer learning+ResNet-50+ResNet-50 <sup>[69]</sup>	90.34	—	—
Ensemble learning+DenseNet121+ResNet-50+ Inception V3+LSTM+Conv4 <sup>[80]</sup>	91.90	97.40	—

表 4 基于深度学习的 TN CAD 系统分类性能比较

Table 4 Performance comparison of TN CAD system based on deep learning

CAD system	ACC / %	TPR / %	TNR / %	AUC
ResNet-50 <sup>[86]</sup>	90.40	90.40	90.40	0.884
AI-Sonic CAD <sup>[87]</sup>	76.10	—	93.00	0.919
HT-CAD <sup>[88]</sup>	87.60	90.50	83.00	0.867
CAD <sup>[89]</sup>	—	90.70	74.60	0.830
S-Detect <sup>[90]</sup>	—	90.50	—	—
VGG-16+RNN <sup>[91]</sup>	99.95	99.95	—	1.000

## 6 结束语

近年来,深度学习在医疗诊断领域表现突出,就 TN 超声图像辅助诊断方面,目前已有大量基于 CNN 架构的优秀算法,DNN 和 GAN 以及 Transformer 模型也已崭露头角,迁移学习和集成学习更是缓解甲状腺超声图像数量少和人工标记图像困难问题的有效方法。同时,基于深度学习的部分 CAD 系统已被初步用于 TN 筛查。总之,基于深度学习的 TN 良恶性分类研究已取得巨大进步,但从长远发展来看,依然存在一些问题亟待解决:

1) 目前尚无 TN 的公开数据集,而大部分深度学习算法的训练需要大量的已标记图像数据,图像数量不足易导致过拟合问题,但研究人员收集数据十分困难;

2) 超声图像存在异质性,不同品牌扫描仪的不同成像方式、不同医生的扫描习惯会使图像参数不同,影响超声图像的生成,进而对基于图像的辅助诊断研究产生影响;

3) 构建的模型大多仅从算法本身出发,结果可解释性较差,导致临床认可度不高,无法真正起到临床辅助诊断之用;

4) TN 辅助诊断多限于良恶性检测与分类,对甲状腺类其他疾病如 HT 及亚急性甲状腺炎等缺乏关注,不能对甲状腺相关疾病进行整体检测。

针对以上几点问题,未来 TN 良恶性分类辅助诊断研究建议从以下几个方面继续深入:

1) 呼吁建立 TN 医学图像数据库,另外,算法研究需要更侧重于采用无监督或半监督学习,尽量降低图

像标记困难和 TN 超声图像数量不足问题的影响;

2) 在深度学习算法研究中尽量结合甲状腺病理图像中各个像素点的灰度级别分布情况、组织结构和病理变化以及空间几何关系,着重开发医学先验知识引导的分类模型结构,从而获得更好的分类性能;

3) 加强对 TN 超声视频和电子计算机断层扫描(CT)图像的研究,因为基于超声动态视频的结节分类研究更符合临床真实需求,而 CT 图像则可以呈现出更清晰的结节病灶区域;

4) CAD 系统开发要以满足临床需求为终极目标,在进行 TN 良恶性辅助诊断的同时,加强对甲状腺其他相关疾病的检测与辅助诊断,尽量通过一次诊断实现多种甲状腺类疾病的筛查。

## 参 考 文 献

- [1] Yang J Y, Shi X L, Wang B, et al. Ultrasound image classification of thyroid nodules based on deep learning [J]. *Frontiers in Oncology*, 2022, 12: 905955.
- [2] 杨雷, 郑荣寿, 王宁, 等. 2013 年中国甲状腺癌发病与死亡情况[J]. *中华肿瘤杂志*, 2017, 39(11): 862-867.  
Yang L, Zheng R S, Wang N, et al. Incidence and death of thyroid cancer in China in 2013[J]. *Chinese Journal of Oncology*, 2017, 39(11): 862-867.
- [3] Haugen B R, Alexander E K, Bible K C, et al. 2015 American thyroid association management guidelines for adult patients with thyroid nodules and differentiated thyroid cancer: the American thyroid association guidelines task force on thyroid nodules and differentiated thyroid cancer[J]. *Thyroid*, 2016, 26(1): 1-133.
- [4] 周小花, 刘栋梁, 陈娅, 等. 内科住院患者良恶性 TN 检出情况及发病相关影响因素分析[J]. *肿瘤预防与治疗*, 2019, 32(4): 345-349.  
Zhou X H, Liu D L, Chen Y, et al. Detection and influencing factors of incidence of benign and malignant thyroid nodules in medical inpatients[J]. *Journal of Cancer Control and Treatment*, 2019, 32(4): 345-349.
- [5] de Camargo R Y A, Tomimori E K. Usefulness of ultrasound in the diagnosis and management of well-differentiated thyroid carcinoma[J]. *Arquivos Brasileiros de Endocrinologia & Metabologia*, 2007, 51: 783-792.
- [6] Enewold L, Zhu K M, Ron E, et al. Rising thyroid cancer incidence in the United States by demographic and tumor characteristics, 1980-2005[J]. *Cancer Epidemiology, Biomarkers & Prevention*, 2009, 18(3): 784-791.

- [7] Russ G, Leboulleux S, Leenhardt L, et al. Thyroid incidentalomas: epidemiology, risk stratification with ultrasound and workup[J]. *European Thyroid Journal*, 2014, 3(3): 154-163.
- [8] Liu H Y, Qiu C, Wang B, et al. Evaluating DNA methylation, gene expression, somatic mutation, and their combinations in inferring tumor tissue-of-origin[J]. *Frontiers in Cell and Developmental Biology*, 2021, 9: 619330.
- [9] Galbraith J D, Swann N, Cox B, et al. The Bethesda classification for thyroid fine needle aspiration: a predictor or an alarmist?[J]. *The American Surgeon*, 2018, 84(1): 161-164.
- [10] Sipos J A. Advances in ultrasound for the diagnosis and management of thyroid cancer[J]. *Thyroid*, 2009, 19(12): 1363-1372.
- [11] Chiu L Y, Chen A. A variance-reduction approach to detection of the thyroid-nodule boundary on ultrasound images[J]. *Ultrasonic Imaging*, 2019, 41(4): 206-230.
- [12] Grant E G, Tessler F N, Hoang J K, et al. Thyroid ultrasound reporting lexicon: white paper of the ACR thyroid imaging, reporting and data system (TIRADS) committee[J]. *Journal of the American College of Radiology*, 2015, 12(12): 1272-1279.
- [13] Song W F, Li S, Liu J, et al. Multitask cascade convolution neural networks for automatic thyroid nodule detection and recognition[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2019, 23(3): 1215-1224.
- [14] 张效荣. 基于卷积神经网络的深度学习算法与应用研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.  
Zhang X R. Research on deep learning algorithm based on convolutional neural network and its application[D]. Xi'an: Xidian University, 2015.
- [15] 康文杰, 林岚, 孙坤, 等. 生成对抗网络及其在神经影像应用中的研究进展[J]. *医疗卫生装备*, 2020, 41(9): 87-93, 108.  
Kang W J, Lin L, Sun S, et al. Research progress of generating countermeasure network and its application in neuroimaging[J]. *Chinese Medical Equipment Journal*, 2020, 41(9): 87-93, 108.
- [16] 陈锬, 乔沁, 宋志坚. 生成对抗网络在医学图像处理中的应用[J]. *生命科学仪器*, 2018, 16(S1): 71-80, 91.  
Chen K, Qiao Q, Song Z J. Applications of generative adversarial nets in medical image processing[J]. *Life Science Instruments*, 2018, 16(S1): 71-80, 91.
- [17] 蔡梦媛, 周然, 程新耀, 等. 基于深度学习的颈动脉超声图像斑块分割算法[J]. *生命科学仪器*, 2020, 18(3): 45-53.  
Cai M Y, Zhou R, Cheng X Y, et al. Plaque segmentation of carotid ultrasound images based on deep learning[J]. *Life Science Instruments*, 2020, 18(3): 45-53.
- [18] 林金朝, 庞宇, 徐黎明, 等. 基于深度学习的医学图像处理研究进展[J]. *生命科学仪器*, 2018, 16(S1): 45-54.  
Lin J Z, Pang Y, Xu L M, et al. Research progress of medical image processing based on deep learning[J]. *Life Science Instruments*, 2018, 16(S1): 45-54.
- [19] 曹靖思. 计算机辅助诊断在医学影像和医学图像处理中的应用进展: 评《医学影像和医学图像处理》[J]. *热带物理学报*, 2021, 42(6): 1813.  
Cao J S. Application progress of computer aided diagnosis in medical images and medical image processing-comment on medical images and medical image processing[J]. *Chinese Journal of Tropical Crops*, 2021, 42(6): 1813.
- [20] 梁羽, 岳林先, 曹文斌, 等. 计算机辅助诊断在甲状腺 TI-RADS 分类中的临床价值[J]. *重庆医学*, 2021, 50(17): 2942-2946.  
Liang Y, Yue L X, Cao W B, et al. Clinical value of computer-aided diagnosis in classification of thyroid TI-RADS[J]. *Chongqing Medicine*, 2021, 50(17): 2942-2946.
- [21] 王琳萍, 张波. 计算机辅助诊断系统在 TN 超声诊断中的应用进展[J]. *医学研究杂志*, 2021, 50(10): 158-161.  
Wang L P, Zhang B. Application progress of computer-aided diagnosis system in ultrasonic diagnosis of thyroid nodules[J]. *Journal of Medical Research*, 2021, 50(10): 158-161.
- [22] 王选齐, 杨锋, 曹斌, 等. 卷积神经网络在 TN 诊断中的应用[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(8): 0800002.  
Wang X Q, Yang F, Cao B, et al. Application of convolution neural network in diagnosis of thyroid nodules [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(8): 0800002.
- [23] Zhu P F, Zhang Y R, Ren J W, et al. Ultrasound-based deep learning using the VGGNet model for the differentiation of benign and malignant thyroid nodules: a meta-analysis[J]. *Frontiers in Oncology*, 2022, 12: 944859.
- [24] Sharifi Y, Bakhshali M A, Dehghani T, et al. Deep learning on ultrasound images of thyroid nodules[J]. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 2021, 41(2): 636-655.
- [25] Koundal D, Gupta S, Singh S. Survey of computer-aided diagnosis of thyroid nodules in medical ultrasound images [M]//Meghanathan N, Nagamalai D, Chaki N. *Advances in computing and information technology. Advances in intelligent systems and computing*. Berlin: Springer, 2013, 177: 459-467.
- [26] Chang C Y, Chen S J, Tsai M F. Application of support-vector-machine-based method for feature selection and classification of thyroid nodules in ultrasound images[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(10): 3494-3506.
- [27] Bibicu D, Moraru L, Biswas A. Thyroid nodule recognition based on feature selection and pixel classification methods[J]. *Journal of Digital Imaging*, 2013, 26(1): 119-128.
- [28] Liu Y, Chen X, Peng H, et al. Multi-focus image fusion with a deep convolutional neural network[J]. *Information Fusion*, 2017, 36: 191-207.
- [29] Szegedy C, Liu W, Jia Y Q, et al. Going deeper with convolutions[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015.
- [30] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference

- on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [31] 刘明铭, 孔德晟, 向钰言, 等. 基于卷积神经网络和光纤诱导荧光光谱的 NaCl 气溶胶定量分析[J]. 中国激光, 2023, 50(7): 0708007.
- Liu M M, Kong D S, Xiang Y Y, et al. Quantitative analysis of NaCl aerosols based on convolutional neural network and filament-induced fluorescence spectroscopy [J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(7): 0708007.
- [32] 王洪杰, 张恩东, 于霞. 基于卷积神经网络的超声影像 TN 良恶性预测研究[J]. 中国医疗设备, 2020, 35(1): 23-25.
- Wang H J, Zhang E D, Yu X. Prediction of benign and malignant thyroid nodules in ultrasound images based on convolutional neural network[J]. China Medical Devices, 2020, 35(1): 23-25.
- [33] Zhu Y C, Jin P F, Bao J E, et al. Thyroid ultrasound image classification using a convolutional neural network [J]. Annals of Translational Medicine, 2021, 9(20): 1526.
- [34] Yu X, Wang H J, Ma L Y. Detection of thyroid nodules with ultrasound images based on deep learning[J]. Current Medical Imaging, 2020, 16(2): 174-180.
- [35] 张烽, 翁英健, 苏家明, 等. 基于 TV 模型与 GoogLeNet 的 TN 图像分类[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S1): 421-422, 417.
- Zhang F, Weng Y J, Su J M, et al. Classification of thyroid nodule images based on TV model and GoogLeNet [J]. Application Research of Computers, 2020, 37(S1): 421-422, 417.
- [36] Wang L T, Zhang L, Zhu M J, et al. Automatic diagnosis for thyroid nodules in ultrasound images by deep neural networks[J]. Medical Image Analysis, 2020, 61: 101665.
- [37] 张珂, 唐璐, 朱琳, 等. 深度学习网络在 TN 良恶性分类中的应用[J]. 继续医学教育, 2021, 35(1): 144-145.
- Zhang K, Tang L, Zhu L, et al. Application of deep learning network in benign and malignant classification of thyroid nodules[J]. Continuing Medical Education, 2021, 35(1): 144-145.
- [38] Kanavati F, Toyokawa G, Momosaki S, et al. Weakly-supervised learning for lung carcinoma classification using deep learning[J]. Scientific Reports, 2020, 10: 9297.
- [39] Ma J Z, Duan S B, Zhang Y, et al. Efficient deep learning architecture for detection and recognition of thyroid nodules[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2020, 2020: 1-15.
- [40] Yu F, Koltun V. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions[EB/OL]. (2015-11-23)[2023-03-05]. <https://arxiv.org/abs/1511.07122>.
- [41] Wang X Q, Cao B, Wei D J, et al. Diagnosis of thyroid nodules based on lightweight residual network[C]//2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), December 9-12, 2021, Houston, TX, USA. New York: IEEE Press, 2022: 3875-3881.
- [42] Nguyen D T, Kang J K, Pham T D, et al. Ultrasound image-based diagnosis of malignant thyroid nodule using artificial intelligence[J]. Sensors, 2020, 20(7): 1822.
- [43] 邓伟, 闫诺, 郑志强, 等. 基于双路卷积神经网络在 TN 良恶性鉴别诊断中的初步研究[J]. 中国临床医学影像杂志, 2022, 33(4): 235-239.
- Deng W, Yan N, Zheng Z Q, et al. A preliminary study on differential diagnosis of benign and malignant thyroid nodules based on dual-channel convolutional neural network[J]. Journal of China Clinic Medical Imaging, 2022, 33(4): 235-239.
- [44] Zhao X H, Shen X Q, Wan W B, et al. Automatic thyroid ultrasound image classification using feature fusion network[J]. IEEE Access, 2022, 10: 27917-27924.
- [45] 王洪杰, 于霞, 张鸣, 等. 基于 CT 的深度学习模型在 TN 良恶性鉴别中的应用[J]. 中国中西医结合影像学杂志, 2020, 18(2): 195-197.
- Wang H J, Yu X, Zhang M, et al. Study on deep learning model based on CT in the differential diagnosis of benign and malignant thyroid nodules[J]. Chinese Imaging Journal of Integrated Traditional and Western Medicine, 2020, 18(2): 195-197.
- [46] Liu Z, Zhong S B, Liu Q, et al. Thyroid nodule recognition using a joint convolutional neural network with information fusion of ultrasound images and radiofrequency data[J]. European Radiology, 2021, 31(7): 5001-5011.
- [47] Cho H, Sung M, Jun B. Canny text detector: fast and robust scene text localization algorithm[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 3566-3573.
- [48] Lawhern V J, Solon A J, Waytowich N R, et al. EEGNet: a compact convolutional neural network for EEG-based brain-computer interfaces[J]. Journal of Neural Engineering, 2018, 15(5): 056013.
- [49] 梁嘉炜, 邱桃荣, 周爱云, 等. 集成多尺度微调卷积神经网络下的 TN 良恶性识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2021, 33(1): 81-91.
- Liang J W, Qiu T R, Zhou A Y, et al. Ensemble of multiscale fine-tuning convolutional neural networks for recognition of benign and malignant thyroid nodules[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2021, 33(1): 81-91.
- [50] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [51] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. (2014-09-04)[2023-02-03]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [52] Moussa O, Khachnaoui H, Guetari R, et al. Thyroid nodules classification and diagnosis in ultrasound images using fine-tuning deep convolutional neural network[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2020, 30(1): 185-195.
- [53] Vasile C M, Udriștoiu A L, Ghenea A E, et al. Intelligent diagnosis of thyroid ultrasound imaging using an ensemble of deep learning methods[J]. Medicina, 2021, 57(4): 395.

- [54] Sun J W, Wu B B, Zhao T, et al. Classification for thyroid nodule using ViT with contrastive learning in ultrasound images[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2023, 152: 106444.
- [55] Liu D X, Liu F H, Tie Y, et al. Res-trans networks for lung nodule classification[J]. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 2022, 17(6): 1059-1068.
- [56] Wu K L, Peng B, Zhai D H. Multi-granularity dilated transformer for lung nodule classification via local focus scheme[J]. *Applied Sciences*, 2022, 13(1): 377.
- [57] 何佩林, 石跃祥, 成洁. 基于生成对抗文本的人脸图像翻译[J]. *计算技术与自动化*, 2018, 37(4): 77-82.  
He P L, Shi Y X, Cheng J. Face image translation based on generative adversarial text[J]. *Computing Technology and Automation*, 2018, 37(4): 77-82.
- [58] Lu J T, Ouyang X, Shen X D, et al. GAN-guided deformable attention network for identifying thyroid nodules in ultrasound images[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2022, 26(4): 1582-1590.
- [59] Hang Y A. Thyroid nodule classification in ultrasound images by fusion of conventional features and res-GAN deep features[J]. *Journal of Healthcare Engineering*, 2021, 2021: 1-7.
- [60] Zhao J, Zhou X S, Shi G H, et al. Semantic consistency generative adversarial network for cross-modality domain adaptation in ultrasound thyroid nodule classification[J]. *Applied Intelligence*, 2022, 52(9): 10369-10383.
- [61] Tajbakhsh N, Shin J Y, Gurudu S R, et al. Convolutional neural networks for medical image analysis: full training or fine tuning? [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(5): 1299-1312.
- [62] Hou Y Q, Chen C, Zhang L, et al. Using deep neural network to diagnose thyroid nodules on ultrasound in patients with hashimoto's thyroiditis[J]. *Frontiers in Oncology*, 2021, 11: 614172.
- [63] 舒军, 蒋明威, 杨莉, 等. DenseNet模型轻量化改进研究[J]. *华中师范大学学报(自然科学版)*, 2020, 54(2): 187-193.  
Shu J, Jiang M W, Yang L, et al. Lightweight improvement research of DenseNet model[J]. *Journal of Central China Normal University (Natural Sciences)*, 2020, 54(2): 187-193.
- [64] He K M, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask R-CNN [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 2980-2988.
- [65] Shin H C, Roth H R, Gao M C, et al. Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(5): 1285-1298.
- [66] 郝柏桥, 范玉刚, 宋执环. 基于深度迁移学习的脉冲涡流热成像裂纹缺陷检测[J]. *光学学报*, 2023, 43(4): 0415002.  
Hao B Q, Fan Y G, Song Z H. Deep transfer learning-based pulsed eddy current thermography for crack defect detection[J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(4): 0415002.
- [67] 邹奕轩, 周蕾蕾, 赵紫婷, 等. 基于卷积神经网络的 TN 超声图像良恶性分类研究[J]. *中国医学装备*, 2020, 17(3): 9-13.  
Zou Y X, Zhou L L, Zhao Z T, et al. Study on the classification of benign and malignant thyroid nodule in ultrasound image on the basis of CNNs[J]. *China Medical Equipment*, 2020, 17(3): 9-13.
- [68] Chen W B, Gu Z Y, Liu Z M, et al. A new classification method in ultrasound images of benign and malignant thyroid nodules based on transfer learning and deep convolutional neural network[J]. *Complexity*, 2021, 2021: 1-9.
- [69] Aboudi N, Khachnaoui H, Moussa O, et al. Bilinear pooling for thyroid nodule classification in ultrasound imaging[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2023, 48(8): 10563-10573.
- [70] Chougrad H, Zouaki H, Alheyane O. Deep Convolutional Neural Networks for breast cancer screening[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2018, 157: 19-30.
- [71] Rivera S, Mendoza-Schrock O, Diehl A. Transfer learning for aided target recognition: comparing deep learning to other machine learning approaches[C]//Automatic Target Recognition XXIX. SPIE, 2019, 10988: 200-209.
- [72] 袁媛, 陈明惠, 柯舒婷, 等. 基于集成卷积神经网络和 Vit 的眼底图像分类研究[J]. *中国激光*, 2022, 49(20): 2007205.  
Yuan Y, Chen M H, Ke S T, et al. Fundus image classification research based on ensemble convolutional neural network and vision transformer[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(20): 2007205.
- [73] 马燕, 许月超, 刘畅, 等. CNNs集成学习的超声 TN 诊断[J]. *生命科学仪器*, 2021, 19(6): 52-57.  
Ma Y, Xu Y C, Liu C, et al. Diagnosis of thyroid nodules on ultrasonography based on CNNs with ensemble learning[J]. *Life Science Instruments*, 2021, 19(6): 52-57.
- [74] He H X, Khoshelham K, Fraser C. A multiclass TrAdaBoost transfer learning algorithm for the classification of mobile lidar data[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 166: 118-127.
- [75] Jaderberg M, Simonyan K, Zisserman A, et al. Spatial transformer networks[EB/OL]. (2015-06-05) [2023-02-03]. <https://arxiv.org/abs/1506.02025>.
- [76] Chen H, Ni D, Qin J, et al. Standard plane localization in fetal ultrasound via domain transferred deep neural networks[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2015, 19(5): 1627-1636.
- [77] Yuan H, Zhang S, Qin E, et al. Aquatic animal image classification technology based on transfer learning and data augmentation[J]. *Journal of Coastal Research*, 2020, 105(SI): 129-133.
- [78] Bengio Y. Deep learning of representations for unsupervised and transfer learning[C]//Proceedings of the 2011 International Conference on Unsupervised and

- Transfer Learning workshop-Volume 27, July 2, 2011, Bellevue, Washington, USA. New York: ACM Press, 2011: 17-37.
- [79] Wei X, Gao M, Yu R G, et al. Ensemble deep learning model for multicenter classification of thyroid nodules on ultrasound images[J]. *Medical Science Monitor*, 2020, 26: e926096.
- [80] Ni C, Feng B, Yao J, et al. Value of deep learning models based on ultrasonic dynamic videos for distinguishing thyroid nodules[J]. *Frontiers in Oncology*, 2023, 12: 1066508.
- [81] Niethammer M, Kwitt R, Vialard F X. Metric learning for image registration[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 8455-8464.
- [82] Graves A, Liwicki M, Fernández S, et al. A novel connectionist system for unconstrained handwriting recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(5): 855-868.
- [83] 舒荣宝, 王成林. 电子计算机辅助诊断(CAD)的原理及临床应用[J]. *中国CT和MRI杂志*, 2004, 2(2): 55-56.  
Shu R B, Wang C L. The principle of computer-aided diagnosis and clinical application[J]. *Chinese Journal of CT and MRI*, 2004, 2(2): 55-56.
- [84] 徐锦媚, 刘萌, 王鑫毅, 等. 计算机辅助诊断系统联合弹性成像及高年资超声医师判读鉴别 TN 良恶性的价值[J]. *临床超声医学杂志*, 2022, 24(1): 26-30.  
Xu J M, Liu M, Wang X Y, et al. Application value of computer-aided diagnosis system combined with ultrasound elastography and senior ultrasound doctor's interpretation in differentiating benign and malignant thyroid nodules[J]. *Journal of Clinical Ultrasound in Medicine*, 2022, 24(1): 26-30.
- [85] 王奔, 邱健. 人工智能在 TN 良恶性超声诊断中的研究现状[J]. *临床与病理杂志*, 2020, 40(6): 1590-1595.  
Wang B, Qiu J. Current status of artificial intelligence in the diagnosis of benign and malignant ultrasound of thyroid nodules[J]. *Journal of Clinical and Pathological Research*, 2020, 40(6): 1590-1595.
- [86] Lee J H, Ha E J, Kim J H. Application of deep learning to the diagnosis of cervical lymph node metastasis from thyroid cancer with CT[J]. *European Radiology*, 2019, 29(10): 5452-5457.
- [87] Liang X W, Huang Y M, Cai Y Y, et al. A computer-aided diagnosis system and thyroid imaging reporting and data system for dual validation of ultrasound-guided fine-needle aspiration of indeterminate thyroid nodules[J]. *Frontiers in Oncology*, 2021, 11: 611436.
- [88] Gong L, Zhou P, Li J L, et al. Investigating the diagnostic efficiency of a computer-aided diagnosis system for thyroid nodules in the context of Hashimoto's thyroiditis[J]. *Frontiers in Oncology*, 2023, 12: 941673.
- [89] Choi Y J, Baek J H, Park H S, et al. A computer-aided diagnosis system using artificial intelligence for the diagnosis and characterization of thyroid nodules on ultrasound: initial clinical assessment[J]. *Thyroid*, 2017, 27(4): 546-552.
- [90] Xia S J, Yao J J, Zhou W, et al. A computer-aided diagnosing system in the evaluation of thyroid nodules-experience in a specialized thyroid center[J]. *World Journal of Surgical Oncology*, 2019, 17(1): 1-8.
- [91] Göreke V. A novel deep-learning-based CADx architecture for classification of thyroid nodules using ultrasound images [J]. *Interdisciplinary Sciences: Computational Life Sciences*, 2023, 15(3): 360-373.