

基于深度学习的脂肪肝超声图像分类方法研究

赵海宇, 王诗文*, 何 晴

(桂林电子科技大学计算机与信息安全学院, 广西 桂林 541004)

摘 要 非酒精性脂肪肝 (NFLAD) 是目前仅次于病毒性肝炎的第二大肝类疾病, 也是慢性肝病的主要原因。由于超声功能成像技术发展迅速, 其在脂肪性肝病中的应用也得到了越来越多的关注。近年来, 计算机技术得到突飞猛进的发展, 使用深度学习对医学图像进行辅助分类诊断的研究越来越多。本文将基于深度学习, 改进现有算法, 针对脂肪肝超声图像的病变阶段图像进行分类研究。

关键词 深度学习; 图像处理; 超声图像分类

中图分类号: TP3; R575

文献标识码: A

文章编号: 1007-0745(2023)01-0013-03

脂肪肝, 于 1962 年最先发现在某些患者的肝脏组织学病变, 与酒精性肝病无法进行区别, 其均由显著的脂肪性沉积, 因此称其为脂肪肝, 直到 1980 年被定义为非酒精性脂肪肝炎, 其用来指由各种原因引起的肝细胞内脂肪蓄积过多, 脂肪含量超过肝重量的 5%, 或在组织学上超过肝实质 30% 的一种肝脏情况。

在当前, 脂肪肝的筛查主要是通过 B 型超声进行成像, 再由医生进行通过肉眼以及自身经验进行判断, 容易增加医生的检查负担。

本文将针对脂肪肝超声图像, 设计预处理算法增强图像特征, 改进现有深度学习的方法, 使其能对脂肪肝超声图像进行更准确的分类评估, 能够辅助医生做出判断。

1 脂肪肝 B 超图像分类研究现状

随着技术的突破, 越来越多的人研究使用计算机来辅助脂肪肝 B 超图像分类的诊断。

Cao^[1] 等人利用分形维数和纹理边缘共生矩阵的方法, 从超声图像中提取特征, 在使用线性分类算法将脂肪肝图像分为正常和病变。

Achyara^[2] 等人提出通过曲线变换在超声图像上区分不同的策略, 利用 CT 系数的熵特性, 通过局部敏感判别分析来选取有效的特征。

Zamanian^[3] 等人使用卷积神经网络 (CNN) 从原始肝脏图像进行特征提取, 然后使用支持向量机 (SVM) 对

网络所提取的特征进行分类。

Han^[4] 等人使用超声 RF 数据进行学习, 通过医生选取 ROI 区域进行训练, 从而实现分类效果。

2 图像预处理过程

超声成像过程中会产生散斑噪声、模糊和阴影等严重影响超声图像的质量和分辨率, 使得超声图像退化, 不利于对超声图像进行特征提取。因此, 对超声图像进行预处理工作十分有必要。

肝脏超声图像上脂肪肝特征主要如下: 轻度脂肪肝表现为近场回声增强, 远场回声衰减不明显; 中度脂肪肝表现为前场回声增强, 后场回声衰减, 管状结构模糊; 重度脂肪肝表现为近场回声显著增强, 远场回声明显衰减, 管状结构无法辨认。通过增加超声图像的强回声与弱回声的对比度, 能够增强脂肪肝超声图像的特征, 有助于对脂肪肝程度进行分类诊断。

直方图均衡化是一种增强图像对比度的方法, 其主要思想是将一副图像的直方图分布变成近似均匀分布, 从而增强图像的对比度。但是由于直方图均衡化是全局均衡化, 针对于脂肪肝超声图像的局部区域过暗时, 会使得背景噪声增强以及增强过度。因此采用对比度受限制自适应均衡化直方图均衡化。

针对于脂肪肝超声图像, 将其分割成多个大小相等的区域, 并根据各个区域的像素特征计算每一区域的灰度级的平均值, 表示为:

★基金项目: 桂林电子科技大学大学生创新创业训练计划项目资助 (项目编号: 202210595025)。

*本文通讯作者, E-mail: ZHYCarge@126.com。

$$N_{avg} = \frac{N_m N_n}{L} \quad (1)$$

公式(1)中, N_m 为水平方向的像素数目。 N_n 为垂直方向的像素数目, L 为子块的灰度级数。

确定剪切系数 C , 调整剪切系数到最佳值, 再确定剪切阈值 C_{lim} , 表示为:

$$C_{lim} = N_{avg} + C(N_m \times N_n - N_{avg}) \quad (2)$$

根据上述公式确定计算的剪切阈值, 对各个区域的像素消息进行剪切, 把剪切下来的像素数目重新分配到对应直方图的灰度级中, 表示为:

$$N_a = \frac{S_{clip}}{L} \quad (3)$$

公式(3)中, S_{clip} 为被剪切的像素数量。

对像素点进行重新分配, 如果灰度级的像素数大于剪切阈值 C_{lim} , 或者大于平均分配像素数 N_a 而且小于剪切阈值 C_{lim} , 则令该灰度级像素数等于 C_{lim} 。否则, 则将灰度级像素数加上 N_a 来作为该灰度级像素数。剩余没有分配的像素数均匀分配到小于 C_{lim} 的灰度级, 循环分配直到将像素数分配完毕。

对各个区域的直方图进行区域内的均值化。然而, 仅对各区域进行单独处理存在着问题, 由于区域划分过于明显, 这就导致原本像素点之间柔和过度的部分区分度变大, 最终产生块效应。

为了消除块效应和提高计算速度, 将每个区域中心的灰度值作为参考点, 对图像中像素点进行线性插值, 将相邻的四个参考点对应区域的映射来决定像素点的值。在完成超声图像预处理后, 图像的特征得到增强。

3 改进神经网络分类方法

3.1 Inception-Resnet-v2 网络

Inception^[5] 是 Google 的研究人员在 2014 年提出的网络结构, 其通过使用 1×1 卷积降低通道数, 再进行不同尺度特征提取得到多个特征后, 将特征进行融合输出。Inception 网络结构可以将稀疏矩阵聚类为较为密集的子矩阵来提高计算性能。Inception-ResNet-v2 网络是在 Inception-v4 网络结构中引入了 ResNet 的残差结构, 利用 Resnet 网络结构恒等映射的特点, 提高了网络的精度。Inception-Resnet-v2 网络通过对上一层的输入使用多个不同尺度的卷积核进行特征提取, 在增加网络的宽度同时, 能够增加网络对尺度的适应性。Inception-Resnet-v2 网络中 Input 为输入层, Stem 模块用于并行提取特征信息, Inception-Resnet-A、Inception-Resnet-B 和 Inception-Resnet-C 模块用于特征提取, 对应的 Reduction-A、Reduction-B 和 Reduction-C 模块用

于更改网络的宽度和高度, AveragePooling 为平均池化层用于提高计算效率, Dropout 为随机失活层用于保持神经网络的稳定性, Softmax 表示用 Softmax 分类器分类。

3.2 注意力机制

注意力机制来源于在视觉上的研究。在进行信息处理时, 人们会选择性地关注所有信息中的一部分, 并且忽略其他可见的信息。在神经网络中, 注意力机制使得神经网络更侧重于感兴趣区域, 抑制不相关背景区域。超声图像噪声较多, 所以更需要网络提取有效的特征, 强调关键的信息, 从而整体分类的精度。本文将在 Inception-Resnet-v2 网络中加入 SENet(Squeeze-and-Excitation Networks)^[6] 注意力机制模块。SENet 的核心是通过网络根据训练误差去学习特征权重, 使得有效的特征图权重增大, 抑制无效或效果小的特征图的方式训练模型达到更好的结果。

SENet 模块对输入高宽为 h 、 w , 通道数为 $c1$ 的超声图像进行空间维度的特征压缩, 获得全局感受野。然后通过参数 w 为每个通道重新生成权重, 再通过两个全连接层对输入维度进行降维再升维, 将每通道的权重加权到原输入特征图上, 得到输出。

3.3 改进策略

由于网络的深层具有深的语义信息, 因此将 SENet 模块融入 Inception-Resnet-v2 网络的 Inception-Resnet-B 结构和 Inception-Resnet-C 结构的两侧含有卷积的分支中, 得到 SE-Inception-Resnet-B 结构和 SE-Inception-Resnet-C 结构。

为了避免随着网络深度加深造成特征信息丢失, 对 Inception-ResNet-v2 网络的 Inception-Resnet-A、SE-Inception-Resnet-B 和 SE-Inception-Resnet-C 模块先经过平均池化, 再进行特征融合。改进后的网络结构如图 1 所示。

4 实验测试分析

4.1 实验数据集和平台

实验所使用数据来源于公开数据集, 共有 550 张大小为 360×575 的肝脏超声图像, 其中肝脏正常为 170 张, 轻度脂肪肝 50 张, 中度脂肪肝 110 张, 重度脂肪肝 220 张。

本文算法使用的计算平台系统为 Ubuntu20.04, 深度学习框架为 Pytorch1.8。硬件环境为 6 核 12 线程 CPU, 32GB 内存, 显存 24GB 的 GPU。

4.2 评估方法

本文研究脂肪肝超声图像分类问题, 使用准确率 (ACC)、灵敏度 (SE)、特异度 (SP) 作为评价指标, 对算

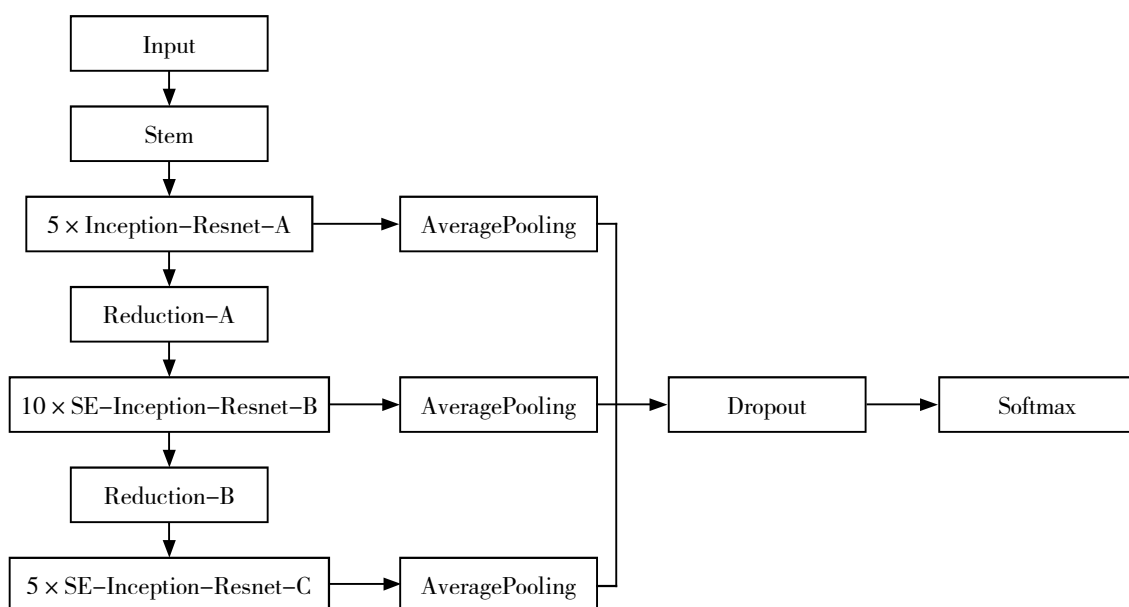


图 1 改进后的网络结构图

法进行评估。相应公式如下：

$$ACC = \frac{TN+TP}{TN+TP+FN+FP} \quad (4)$$

$$SE = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

$$SP = \frac{TN}{TN+FP} \quad (6)$$

式中，TP 为真正例；FP 为假正例；FN 为假反例；TN 为真反例。在相同平台下，将本算法与其他算法进行对比，结果表 1 所示。

表 1 算法评估对比

算法	ACC	SE	SP
GLCM	0.862	0.836	0.87
SVM	0.811	0.833	0.858
Inception-Resnet-v2	0.953	0.971	0.899
本文算法	0.979	0.976	0.937

从表 1 可以得出，本文算法相较于其他算法提高了准确率、敏感度和特异度，能够将脂肪肝超声图像进行较准确地分类。

5 结论

在诊断脂肪肝的计算机分类算法中，超声图像是常用的图像类型。本文提出一种基于深度学习的分类方法，先将脂肪肝超声图像进行预处理，使超声图像能够降低噪声、增强特征。针对于预处理后的图像，改进 Inception-ResNet-v2 模型，引入 SENet 注意力机

制模块与原模块构建新的模块，并将各模块的输出进行特征融合，经过分类器得到分类的脂肪肝类型。本文算法相较于其他算法，能够有效地提升分类能力。

参考文献：

- [1] Cao G, Shi P, Hu B. Liver fibrosis identification based on ultrasound images captured under varied imaging protocols[J]. Journal of Zhejiang University. Science. B, 2005, 06(11):1107.
- [2] Acharya U R, Raghavendra U, Fujita H, et al. Automated characterization of fatty liver disease and cirrhosis using curvelet transform and entropy features extracted from ultrasound images[J]. Computers in biology and medicine, 2016(79):250-258.
- [3] Zamanian H, Mostaar A, Azadeh P, et al. Implementation of combinational deep learning algorithm for non-alcoholic fatty liver classification in ultrasound images[J]. Journal of Biomedical Physics & Engineering, 2021, 11(01).
- [4] Han A, Byra M, Heba E, et al. Noninvasive diagnosis of nonalcoholic fatty liver disease and quantification of liver fat with radiofrequency ultrasound data using one-dimensional convolutional neural networks[J]. Radiology, 2020, 295(02):342.
- [5] Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al. Going deeper with convolutions[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2015.
- [6] Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2018.