
采用深度学习的肺癌辅助诊断系统的设计与实现

1 绪论	1
1.1 研究背景和意义	1
1.2 国内外研究现状	1
1.2.1 深度学习	1
1.2.2 肺癌辅助诊断系统	2
1.3 研究内容与章节安排	5
1.3.1 主要研究内容	5
1.3.2 本文章节安排	5
2 相关理论知识	6
2.1 肺癌辅助诊断系统	6
2.2 深度学习方法	6
2.2.1 卷积神经网络	6
2.2.2 YOLO 理论基础	8
2.3 本章小结	10
3 基于卷积神经网络的肺部 CT 图像去噪	10
3.1 图像去噪方法	10
3.1.1 去噪模型建立	10
3.1.2 算法步骤	12
3.1.3 评价指标	13
3.2 实验及结果分析	13
3.2.1 数据集	13
3.2.2 实验环境	13
3.2.3 参数设置	14
3.2.4 实验结果分析	14
3.3 本章小结	15
4 基于卷积神经网络的肺结节检测	15
4.1 结节检测方法	15
4.1.1 检测模型建立	15
4.1.2 算法步骤	16
4.1.3 评价指标	17
4.2 实验及结果分析	18
4.2.1 数据集	18
4.2.2 实验环境	18
4.2.3 参数设置	18
4.2.4 实验结果分析	18
4.3 本章小结	22
5 系统设计与实现	22

5.1 整体结构.....	22
5.1.1 图像去噪模块.....	28
5.1.2 结节检测模块.....	24
5.2 用户界面设计.....	24
5.3 本章小结.....	25
结 论.....	26
参 考 文 献.....	27

1 绪论

1.1 研究背景和意义

肺癌是目前公认的死亡率最高的人类疾病之一。由于肺癌患者在早期时自身几乎没有感觉，当出现一些明显症状而就诊时，患者往往已经处于肺癌晚期，治疗起来更加困难。因此，尽早地发现并及时进行治疗是非常重要的^[1-2]。

肺癌在早期主要表现为肺结节，因此尽早地发现肺结节对肺癌的医治具有至关重要的作用。肺癌检查主要有 X 线胸片与 CT 成像两种，而低剂量螺旋 CT 检查中明显减少了 X 射线剂量，降低了对人体的伤害，并且检测效率较高^[3]。但肺结节具有种类繁多、形状复杂等特点，使得肺结节图像形式很多，加上每个病人的 CT 图像切片都有上百张，医生需要反复观察切片，找到肺结节并对其进行分析，从而得到诊断结果，这无疑给医生们带来了很大的负担，难免出现漏诊、误诊等问题^[4-5]。针对此问题，研究者们提出可以利用计算机辅助诊断系统对肺结节进行检测。

传统的计算机辅助诊断系统通常包括预处理、分割检测、特征提取、分类四个部分^[6]，提高了检测效率，但是对于一些复杂结节分类效果差，缺乏自我学习能力。近几年，深度学习技术在处理图像、语音、文本等方面有着明显的优势^[7]，其模型与方法有很多，最常见的就是卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN），可以非常有效地解决图像分类、目标检测等问题^[8]。这也使我们认识到可以基于卷积神经网络对肺癌进行诊断。所以本文将结合深度学习技术设计一个肺癌辅助诊断系统对肺结节进行检测和诊断。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 深度学习

深度学习属于机器学习领域，主要是通过人工神经网络来模拟人脑的工作，对图像、语音及文本进行处理。Hinton 在 2016 年给出了深度学习的概念，并指出深度学习技术具有自我学习能力，不需要手动对特征进行提取，就可以自动提取数据特征，在图像分类、目标检测等方面得到了广泛发展。

在图像分类方面，Huang 等^[9]提出了 DenseNet 网络，以前馈的方式将网络的每一层与每一层互相连接起来，缓解了消失梯度的问题，加强了特性传播，使网络参数较少，提高了图像识别的准确度。Xie 等^[10]提出了一种 ResNeXt 网络结构用于图像分类，

将结构设置为多个模块，并增加了一个新的维度：基数（转换集的大小），通过增加基数来提高分类的准确率。Chen 等^[11]提出一种简单、高效的双路径网络 DPN，构建了一种新的内部连接路径拓扑结构，结合了 ResNet 网络的特征重用和 DenseNet 网络探索新特征的优势，在各类应用中性能始终优于 DenseNet、ResNet 和 ResNeXt 模型。

在目标检测方面，Ross 等^[12]提出了 R-CNN 网络，通过将卷积神经网络与目标候选区域相结合，提高了目标检测的精度。之后，快速区域卷积神经网络 (Fast Regional Convolutional Neural Network, Fast R-CNN)、Faster R-CNN^[13]相继被提出，其中 Faster R-CNN 网络在 Fast R-CNN 的基础上增加了区域建议网络 (Regional Proposal Network, RPN)，使得在检测时分为两个步骤。首先由 RPN 提取候选目标区域，再由 Fast R-CNN 对候选目标区域进行分类，将网络的起点和终点连接在一起，实现端到端的检测，准确率和速度都得到了提高。相比于 Faster R-CNN 采用 RPN 的方法，YOLO^[14]采用回归算法进行目标检测，之后出现了 YOLO v2^[15]、YOLO v3^[16]、SSD 等网络模型用于检测，提高检测速度。

除了图像分类、目标检测等方面的应用，深度学习在其他领域也得到了广泛发展。例如，Abdel-Hamid 等^[17]基于卷积神经网络提出一种有限权值共享方案，使用网络的局部连通性、权值共享和池化等特殊结构对语音进行识别，降低识别错误率。Bogdanova 等^[18]提出了一种卷积神经网络来识别语义等价性，采用域内词嵌入的方法验证了在训练数据有限的情况下也可以得到较高的性能。

1.2.2 肺癌辅助诊断系统

肺癌辅助诊断系统主要由四部分组成：数据加载、数据预处理、肺实质分割以及肺结节检测。其中数据预处理主要包括图像归一化和图像去噪。本节主要对图像去噪和结节检测两个方面的研究现状进行阐述。

(1) 图像去噪

由于 CT 扫描的射线会对患者带来辐射危害，故在医学中会将辐射剂量降低，进行低剂量螺旋 CT 检查，这样导致了 CT 图像的质量下降，对医生的诊断可能会产生影响。为了改善 CT 图像的质量，对图像进行去噪成为医学的主要研究方向。现有的 CT 去噪方法主要有图像后处理法、投影域滤波算法和迭代重建算法^[19]。与后两类不同的是图像后处理方法是直接对 CT 图像进行处理，恢复图像中的边缘信息，去除掉其中的噪声，

提高图像质量，该方法使用低剂量 CT 检查得到的图像，非常容易获取实验数据。然而，低剂量 CT 图像中的噪声并不服从均匀分布。因此，传统方法很难完全去除图像中的噪声和伪影。深度学习去噪方法具有强大的特征学习与映射能力，相比传统方法具有明显的优势。

Hu 等^[20]提出了一种浅层 CNN 用于对 CT 图像去噪，为了避免在深度加深时容易出现网络性能退化的问题，该网络仅仅包含三层。针对这一问题，Kang 等^[21]在小波域构造了一个深度网络，该网络由卷积、批量归一化和残差学习的整流线性单元组成，应用定向小波变换检测噪声的方向向量，具有很好的去噪效果。Maryam 等^[22]设计了一种深度去噪网络将低剂量 CT 图像转换成正常剂量 CT 图像，该网络采用扩张卷积代替标准卷积，使用残差学习结构，添加一个边缘层帮助更好的捕捉图像，避免了像素优化带来的过度平滑和细节丢失问题，也不会出现感知损失优化时出现的网格状伪影，更好地实现了对低剂量 CT 图像的去噪。

(2) 结节检测

传统的肺结节检测方法主要是通过提取肺结节的大小、纹理、形状等特征信息，使用传统机器学习算法对肺结节进行检测。陈数越等^[23]提出了一种肺结节检测算法，提取离散度、紧凑度和类圆度等几何信息，采用 K-means 聚类算法对几何信息进行分类，从而检测出肺结节。刘银凤等^[24]提出了一种肺结节检测模型，首先设计网格寻优算法对支持向量机核函数进行优化，再使用支持向量机核函数对 CT 图像的灰度、纹理、形状等特征进行提取，从而实现自动检测肺结节。上述算法仅仅利用了肺部 CT 图像的二维特征信息，没有充分利用 CT 图像的三维空间信息，检测效果不好。因此董林佳等^[25]基于三维空间提出了一种肺结节检测方法，提取肺部 CT 图像的各体素点，通过设计三维类球形滤波器对肺结节进行检测。传统的肺结节检测算法需要手动对肺结节特征进行标注，任务量大，且容易出现误诊。

随着不断的研究发现卷积神经网络非常适用于图像分类领域。为了克服传统计算机辅助诊断系统需要人工进行特征提取导致误诊率较高的缺点，研究人员将 CNN 应用于肺结节检测当中，提高分类正确率。在肺结节检测方面，CNN 可以自主学习肺部 CT 图像中的高级特征，有效地将结节筛选出来，并且可以将更多的数据放入 CNN，通过不断提高训练次数，最大限度的检测肺结节区域，提高检测效率^[26]。故越来越多的研究人员将 CNN 应用于肺结节检测中。

Setio 等^[27]

提出了一种利用多视角 2D-CNN 卷积网络进行肺结节检测的降假阳性操作。该网络分为两部分：第一部分采用三种检测算法结合起来候选结节，提高了检测性能，但是含有大量的假阳性；第二部分则对候选结节提取各个方向上的信息，进行假阳性去除操作，具有很好的检测效率。用 2D-CNN 需要将 CT 图像以 Z 轴切片为平面图，再送入网络模型进行训练，只能提取到切片的平面特征，导致肺结节的立体信息丢失。因此 2D-CNN 检测并不能够充分读取 CT 图像信息，检测效率不能实现明显提升^[28]，3D-CNN 在 2D-CNN 基础上多了一个维度，在 CT 图像上进行连续切片，保证了特征信息的充分提取，故产生了 3D-CNN 实现肺结节检测。

Dou 等^[29]提出一种三维卷积神经网络 3D-CNN，通过三维样本训练编码更多信息，提取具有代表性的特征，使其对可疑结节进行检测筛选，降低假阳性。Cicek 等^[30]基于 U-Net 网络提出了一种 3D U-Net 网络结构，包括编码器和解码器两部分，训练中有效地增强数据，实现了部分数据标注，提高了训练效率，之后周晨芳等^[31]在此基础上提出了一种改进 3D U-Net 网络模型，用残差网络作为 3D U-Net 的主干网络，并在编码器中引入空间卷积，将两个网络的优点结合在一起，获取到更多的空间信息，降低漏检率。

Ren 等^[13]提出的一种 Faster R-CNN 目标检测系统，是目前目标检测算法中精度较高的一种，在检测大结节上取得了很好的效果，但是对于一些很小的结节，Faster R-CNN 网络的能力较弱，存在一定的漏检率与假阳性。针对此情况，高璇等^[32]提出了一种改进型 Faster R-CNN 检测算法，该算法的优势在于加入了残差网络对图像中的特征进行提取，并融合 SENet 和二阶响应变换算法进行检测，提取到更小区域的结节特征，提高肺结节检测精度。胡新颖等^[33]鉴于 Faster R-CNN 并不能够完全的将肺结节特征提取出来，提出在 Faster R-CNN 网络上加入反卷积层并优化相关参数，可以得到更精确的结节候选区域，降低假阳性，提高检测精度。

除了改进 Faster R-CNN 网络模型，研究人员还将用于目标检测的网络模型用于肺结节检测。George 等^[34]将经典目标检测模型 YOLO 用于肺结节检测，该模型可以实时对肺部 CT 图像进行检测，并用矩形边界框标出结节位置。

综上所述，在肺结节检测中，2D-CNN 进行图像处理时计算量小，但是由于只在二维空间提取了图像特征信息，缺少一个维度，导致检测质量较差；而 3D-CNN 则是在三维空间上更加全面地提取图像特征信息，检测效果更好，但是计算量相对较大。改进型的 Faster R-CNN 可以实现端到端的检测，测试时间明显减少，检测准确率及

效率大大提高。

1.3 研究内容与章节安排

1.3.1 主要研究内容

主要研究内容如下：

(1) 基于卷积神经网络的肺部 CT 图像去噪。针对肺部 CT 图像中存在噪声的问题，构建基于 DRL-E-MP 网络的图像去噪模型，并通过实验验证该模型的有效性。

(2) 基于卷积神经网络的肺结节检测。针对于现有检测模型复杂且运算速度慢的问题，研究一种基于 YOLOv3_spp 网络的肺结节检测方法，并通过实验验证该方法的有效性。

(3) 系统设计与实现。针对现有图像去噪模型以及检测模型，设计一种肺癌辅助诊断系统，主要包括用户界面设计，肺部 CT 图像加载，图像去噪，肺实质分割以及肺结节检测等操作，实现辅助医生进行肺癌诊断的功能。

1.3.2 本文章节安排

本文章节安排如下：

第一章，绪论。主要描述课题研究的背景和意义，阐述深度学习以及肺癌辅助诊断系统的国内外研究现状，并阐述本文的研究内容及章节安排。

第二章，相关理论知识。首先阐述肺癌辅助诊断系统的基本组成，然后描述深度学习方法，包括基础的卷积神经网络的结构和组成，以及 YOLO 的基本原理，包括 YOLOv1 与 YOLOv2 网络模型的基本结构与改进。本章为后续章节提供理论基础。

第三章，基于卷积神经网络的肺部 CT 图像去噪。首先构建 DRL-E-MP 网络模型以及算法步骤，描述模型的评价指标，针对实验数据集设置去噪模型参数，对模型进行训练，得到实验结果，验证图像去噪模型的有效性。

第四章，基于卷积神经网络的肺结节检测。首先设计 YOLOv3_spp 网络模型以及算法步骤，描述模型的评价指标，针对实验数据集设置检测模型参数，对模型进行训练，得到实验结果，验证结节检测模型的有效性。

第五章，系统设计与实现。构建系统的总体结构与工作步骤，详细描述图像去噪和结节检测模块的设计方法与工作流程，主要包括用户界面设计，肺部 CT 图像加载，图像去噪，肺实质分割以及肺结节检测等操作，实现辅助医生进行肺癌诊断的功能。

最后是结论与展望。

2 相关理论知识

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：

<https://d.book118.com/298043026074007006>