

深圳技术大学本科毕业论文（设计）开题报告

题    目	深度学习方法在肺结节检测中的应用与探索				
学生姓名	赵汇诗	学号	20183220158	专业	物联网工程
学    院	大数据与互联网学院	指导教师	李瑞		

本选题的意义及国内外发展状况：

肺癌是人类世界最常见的疾病之一，也是造成当今人类死亡率上升的原因之一。根据2020年国家癌症中心发布的全国癌症病情统计数据，肺癌的发病率和死亡率位居首位，新发肺癌数达82万，死亡人数达71万，占癌症死亡总数的23.8%。此外，肺癌及相关恶性肿瘤的治疗花费超过2,200亿元，形势十分严峻。

早期诊断和早期治疗是降低肺癌死亡率的有效途径。肺结节作为早期肺癌最典型的表现形式，准确检测肺结节具有极其重要的临床意义。然而，肺结节的形态特征和周围环境较为复杂，且可能被误认为邻近器官。临床上一般通过观察肺部CT图像进行肺结节的诊断判别，但随着医疗需求的快速增长，CT图像的数据量不断增加，仅凭放射科医生肉眼评估和诊断，需要消耗大量的时间和精力，易造成漏诊或误诊等问题。因此，肺结节早期检测任务具有一定的挑战性。计算机辅助诊断系统可以帮助医生对肺结节进行检测，降低误诊率和漏诊率，有效提高检测效率和精确度，对肺癌的早期检测具有重要意义，而且在一定程度上能够降低肺癌患者的死亡风险。于是，基于深度学习方法的计算机辅助诊断技术成为医生诊断过程中强有力的工具。然而，肺结节的特殊性以及周围环境的复杂性使得现有肺结节检测与诊断系统不能满足实际要求。

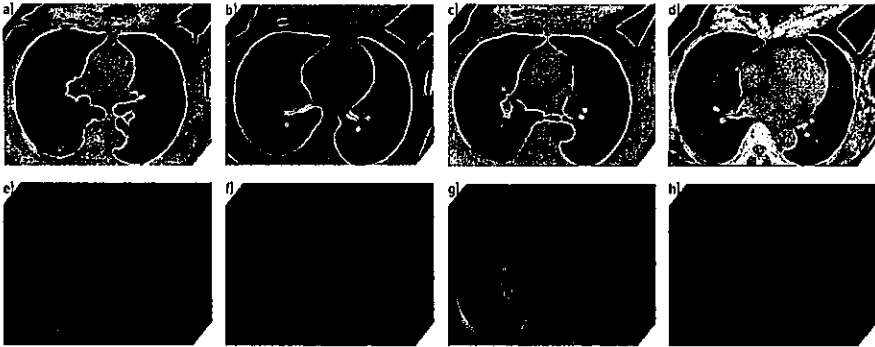


图 1 医学肺部 CT 图像

肺结节检测	传统方式	深度学习
阅片方式	医生逐张查看，凭借经验进行判断。	机器完成初步筛选、判断，由医生再次检查确认。
阅片时间	医生查看一套PET/CT影像需要10分钟以上，且需要反复观看、确认。	快速完成初筛，交由医生进行判断，缩短阅片时间。
准确率	准确率不定。医生阅片能力的高低严重依赖个人经验。医生长时间阅片会疲劳，容易导致准确率下降。	准确率较高。机器完整地观察整张切片、不需要休息。诊断结果客观、稳定和可复现。

表 1 肺结节检测方法对比

近期有研究表明，深度学习方法在肺结节检测与识别方面具有独特而又强大的能力，因此，为了提高肺结节检测的准确性，探索深度学习方法在肺结节检测中的应用是很有必要的。

由于深度学习方法在肺结节检测中的重要性，国内外相关研究人员在持续改进、优化相关方法，提高肺结节检测的准确度。Lecun 等<sup>[1-2]</sup>在 1989 年首次提出卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN)，当时计算能力有限导致 CNN 没有得到广泛的应用和发展。随着标记数据量的增长和计算能力的快速提升，Krizhevsky 等<sup>[3]</sup>在 2012 年创新性地提出了卷积神经网络模型 AlexNet，并且该模型在当年的 ImageNet 竞赛中获得第一名，使卷积神经网络在图像领域得到了广泛的应用和快速的发展。此后，不断有新的卷积网络被提出，比如 VGG NET<sup>[4]</sup>、ZF NET<sup>[5]</sup>、ResNet<sup>[6]</sup>和 GoogLeNet<sup>[7]</sup>。Setio 等<sup>[8-9]</sup>提出了基于多视角的 2D-CNN，将其应用于肺结节的检测中。为避免漏诊，对该网络的第一步提高了灵敏度，但出现了大量假阳性结节，因此需要在第二步进行假阳性去除操作。苗光等<sup>[10]</sup>为解决现有方法在肺结节检测中工作效率不高的问题，提出了一种基于改进的 U-net 网络模型，U-net 模型是一种在医学图像领域应用较多的卷积神经网络模型，具有端对端的网络结构。结果表明，此网络模型对于肺结节的检测具有良好的效果，具有很高的应用价值。Pezeshk 等<sup>[11]</sup>在 2018 年提出基于 3D-CNN 的网络结构图，并将其命名为 DeepMed，其网络结构由 3 个卷积层、2 个最大池化层、2 个全连接层和 1 个 softmax 层组成，该网络灵敏度达到 91%。

#### 研究内容：

- 1、数据集：拟采用 LUNA16 肺结节检测数据集。LUNA16 数据集是最大公开肺结节数据集 LIDC-IDRI 的子集，LIDC-IDRI 数据集包括 1018 个低剂量的肺部 CT 影像。LUNA16 数据集包括 888 幅含多个 512\*512 切片的三维肺部图像组成，共有 1186 个结节，每个影像包含一系列胸腔的多个轴向切片。每个影像包含的切片数量会随着扫描机器、扫描层厚和患者的不同而有差异。原始图像为三维图像。每个图像包含一系列胸腔的多个轴向切片。这个三维图像由不同数量的二维图像组成。888 例 CT 数据中有肺结节的共有 601 例，在 601 例 CT 数据上一共取出 16475 个 Patch 数据。我们选择 80%数据用来训练，20%数据用来测试。
- 2、肺结节数据预处理：包括生成肺结节 Mask 图像、图像去噪、准备肺结节检测数据、准备肺结节良恶性分类数据等。
- 3、肺部有效区域提取：使用图像分割算法生成肺部区域的 mask 图，然后根据 mask 图生成肺部区域图像。
- 4、疑似肺结节分割：利用肺部分割生成的肺部区域图像，加上结节标注信息生成的结节 mask 图像，训练基于卷积神经网络的肺结节分割器。对基于卷积网络的肺结节分割结果图像进行二值化，提取连通块等处理，提取出疑似肺结节。
- 5、疑似肺结节分类：找到疑似肺结节后，可以使用常见的图像分类算法对疑似肺结节进行分类，得出疑似肺结节是否为真正肺结节的概率。

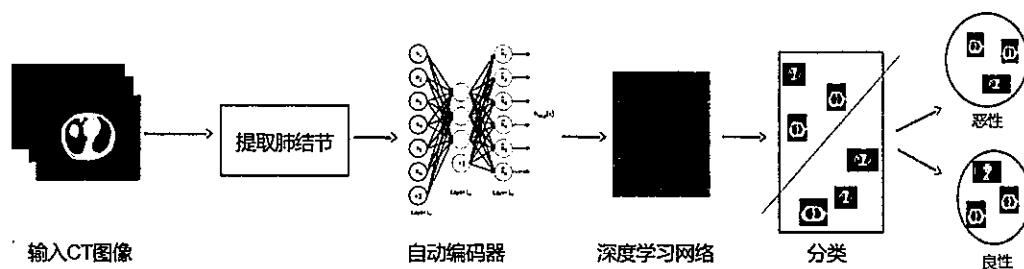


图 2 肺结节良恶性分类过程示意图

#### 6、相关评估指标：

损失函数：训练分割网络，采用 Dice Loss 作为损失函数，其定义如下：

$$\text{Dice} = 1 - \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|}$$

Dice 系数是一种集合相似度函数，用来评判两个样本之间的相似程度，两个样本相似度越好，Dice 系数越大,相应的损失就越小，故可采用 1-Dice 作为损失。

## 研究方法、手段及步骤：

### 研究方法：

- 1、收集肺结节检测的资料并阅读参考文献；
- 2、探索学习不同的网络模型，对比现有的深度学习方法；
- 3、编写深度学习方法的代码，实现对肺结节的检测；
- 4、探索肺结节检测中深度学习方法的创新及应用。

研究手段：主要包括前期调研、选定算法实现方案、搭建实验环境等。

- 1、通过阅读文献完成对深度学习、肺结节检测等理论知识的准备。
- 2、与导师交流，选定实验方案，安排实验日程。
- 3、搭建实验环境，完成，使用 Jupyter Notebook 软件编写 Python 代码，读取并处理 CT 图像数据，建立肺结节检测相关模型。
- 4、预测模型影响因素研究与预测模型优化。
- 5、总结研究进展和问题，解决构建和训练模型过程中碰到的问题。

### 研究步骤：

起止时间	工作规划
2021. 11. 18-2021. 11. 30	收集资料并阅读参考文献，调研深度学习模型
2021. 12. 1-2021. 12. 15	对比现有深度学习方法在肺结节检测中的应用
2021. 12. 16-2022. 1. 25	编写深度学习方法的代码，进行方案可行性分析
2022. 2. 16-2022. 3. 16	探索肺结节检测的创新方法，肺部分割模型研发与测试、肺部分类模型研发与测试，撰写论文初稿
2022. 3. 17-2022. 4. 1	毕业论文撰写与修改，制作答辩 PPT

参考文献:

- [1] Lecun Y,Boser B,Denker JS, et al. Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition[J]. Neural Computation, 1989, 1(4): 541-551.
- [2] Lecun Y,Bottou L,Bengio Y, et al. Gradient-based Learning Applied to Document Recognition[J]. Proceedings of the Ieee, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [3] Krizhevsky A,Sutskever I,Hinton GE. Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks[J]. Communications of the Acm, 2017, 60(6): 84-90.
- [4] Donahue J,Anne hendricks L,Guadarrama S, et al. Long-term Recurrent Convolutional Networks for Visual Recognition and Description[C]//Proceedings of the Ieee Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 2625-2634.
- [5] Havaei M,Davy A,Warde-farley D, et al. Brain Tumor Segmentation with Deep Neural Networks[J]. Medical Image Analysis, 2017, 35: 18-31.
- [6] He K,Zhang X,Ren S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]//Proceedings of the Ieee Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [7] 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: 1-9.
- [8] Setio AAA,Ciampi F,Litjens G, et al. Pulmonary Nodule Detection in Ct Images: False Positive Reduction Using Multi-view Convolutional Networks[J]. Ieee Transactions on Medical Imaging, 2016, 35(5): 1160-1169.
- [9] Setio AAA,Traverso A,De bel T, et al. Validation, Comparison, and Combination of Algorithms for Automatic Detection of Pulmonary Nodules in Computed Tomography Images: the Luna16 Challenge[J]. Medical Image Analysis, 2017, 42: 1-13.
- [10] 苗光,李朝锋. 二维和三维卷积神经网络相结合的 CT 图像肺结节检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 51006.
- [11] Pezeshk A,Hamidian S,Petrick N, et al. 3-d Convolutional Neural Networks for Automatic Detection of Pulmonary Nodules in Chest Ct[J]. Ieee Journal of Biomedical and Health Informatics, 2018, 23(5): 2080-2090.

学生签名:

赵汇涛

2021年12月28日