

肺炎影像人工智能辅助诊断

研究与应用进展 (II): 2019-2020

临菲电科

声明：本文为原创，引用/转载请注明来源。

1 通过图像预处理提升肺炎早期诊断准确性 (2019)

肺炎是一种致命的疾病，在短时间内就有可能导致严重后果。如果不及时用药，肺炎可能导致死亡。因此，肺炎的早期诊断很重要。

由于 x 射线成像的色彩方案有限，限制了肺炎的早期诊断。这是因为，充满空气的组织（肺部为正常状态，呈现为深色阴影）过渡到致密的组织，需要足够的液体量才能将颜色转换为较浅的颜色。这意味着要将 X 射线胶片视为肺炎时，已经是肺炎晚期。

早期肺炎诊断的另一个困难与医生的“眼睛”有关。由于人眼的误差，在肺炎早期，放射科医生做出正确的诊断比较困难。

对胸片的预处理是解决肺炎早期诊断困难的途径。文献[1]的研究尝试了三种不同的预处理技术：扩大颜色空间、增加对比度和人为地增加图像亮度。

分类方法使用卷积神经网络和残差网络结构（ResNet）对图像进行分类。以准确率为指标进行预处理方案和分类方法的比较，结果见表 1。其中，增强对比度和亮度预处理时的 ResNet 得分最高，准确率为 78.73%，超过了 CheXnet 的 76.8%。

表 1 预处理方法及其与 CheXnet 的准确率比较

Network	Accuracy
CheXnet (previously proposed model)	76.80%
CNN with Unmodified Input	63.74%
CNN with Expanded Color Scheme	65.42%
CNN with Increased Contrast	69.92%
CNN with Lightened Image on Increased Contrast	75.65%
CNN with Lightened Image on Increased Contrast with ResNet	78.73%

2 mRMR 与机器学习相结合的深度特征学习模型（2019）

如果特征之间高度相关，它们的组合并不能提升分类器性能，也就是特征变量存在冗余。最小冗余最大相关(mRMR)是图像识别和机器学习中一种过滤式的特征选择方法，其目的是最大化特征与分类变量之间的相关性、而最小化特征与特征之间的相关性，从而提升分类器的性能。

在这项研究中[2]，采用卷积神经网络作为特征提取器，利用现有的卷积神经网络模型 AlexNet、VGG-16 和 VGG-19 来实现具体任务。然后，对每个深度模型使用最小冗余最大相关算法，将深度特征的数量从 1000 个减少到 100。将每个深度模型中获得的 100 个深度特征组合起来，从而提供一个由 300 个深度特征组成的高效特征集。这个特征集作为决策树、k-最近邻、线性判别分析、线性回归和支持向量机（SVM）等学习模型的输入。所有模型都保证了有希望的结果，特别是线性判别分析得到了最有效的结果，准确率为 99.41%。结果表明，深度特征为肺炎检测提供了稳健、一致的特征，最小冗余最大相关法是降低特征集维数的有效工具。

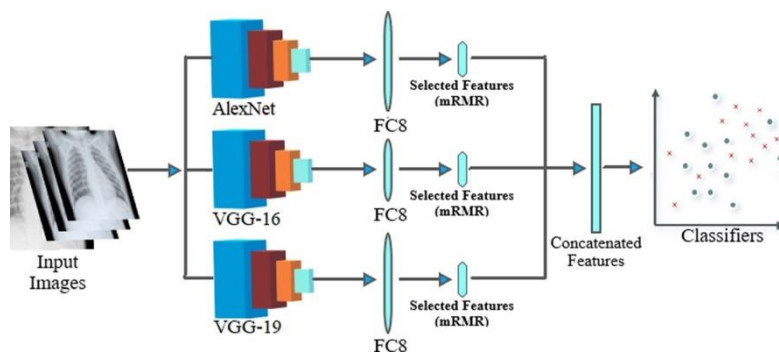


图 1 mRMR 特征选择与分类框架

3 人机结合群体智能诊断（2019）

来自斯坦福大学医学院的研究[3]，采用群体智能平台 Swarm，通过使群体在模仿生物群体的实时系统中协同工作，从而提高肺炎诊断的准确性。

人工智能医学影像诊断虽然已经有了很大的进步，但也受到一些不利因素的困扰，包括训练数据有限、缺乏跨群体泛化性、以及深度学习模型无法情境化等。

人机回圈（HITL, Human-in-the-loop）人工智能可以同时获得人类专家和人工智能模型两者的优势，在放射科医生和机器学习算法都不理想的情况下克服各自的局限性。

这种模式在利用人工智能模型优势的同时，在算法的概率不够自信或由于潜在偏差可能导致失败的考察点上，由人来弥补。例如，机器学习算法可以分析一个大数据集，并在短时间内输出结果，这些结果有的具有高置信度（相对于检测该疾病的概率门限，疾病存在或不存在的概率很高），而另一些具有低置信度。对于较低置信度输出，可以由人类验证，从而做出更好的综合决策。通过这种方法，可以利用人类智能和人工智能的最佳特性来创建一个集体超级智能。

该研究的具体方法是，将基于 swarm 的技术与深度学习人工智能模型相结合，使用 CheXNet 和 CheXMax 两种深度学习模型评估胸片，并比较个人专家、实时群体和人工智能之间的表现，并将实时 swarm 平台和深度学习模型相结合的新方法与单独使用这些方法时的性能进行比较。

其研究工作表明：

- (1) 基于群（swarm）的技术和深度学习技术的诊断准确率都优于人类专家。
- (2) 当基于群的技术和深度学习技术组合使用时，其性能优于单独使用其中的任何一种方法。
- (3) 与放射专家和人工智能相比，联合 HITL 人工智能解决方案具有更高的诊断准确性，这对未来临床人工智能的部署和实施策略具有很大的启示。



图 2 斯坦福医学院的 swarm 平台。平台的系统图（左图）显示了与网络用户的连接。群体引擎算法在人类做出决策时接收来自人类的连续输入，并向人类提供实时协作反馈，以创建动态反馈回路。

4 加权投票集成自标签算法肺部异常检测（2019）

数字胸部放射线照相技术的进步使研究和医学中心能够积累大量的分类（标签）图像，以及来自人类专家的非分类(非标签)图像。半监督学习算法之类的机器学习可以利用非标签数据中隐藏的信息，从而解决标签数据短缺的问题。

该研究[4]提出了一种新的集成半监督学习算法，该算法基于新的加权投票方案，对胸部 X 射线肺部异常进行分类。所提出的算法基于其在每个类别上的准确性，在集合的每个分类器上分配权重。

加权投票集成自标签框架如图 3 所示，包括训练、评估和加权投票预测三个阶段。在训练阶段，使用相同的标签数据集 L 和非标签数据集 U 对构成集合的 N 个自标签分类器进行训练；在评估阶段，使用评估数据集 D 评估分类器，计算权重矩阵 W；在加权投票预测阶段，使用加权投票方法，将 N 个非标签分类器对测试集 T 的单个非标签样本的预测进行组合，最终获得非标签样本的标签预测。

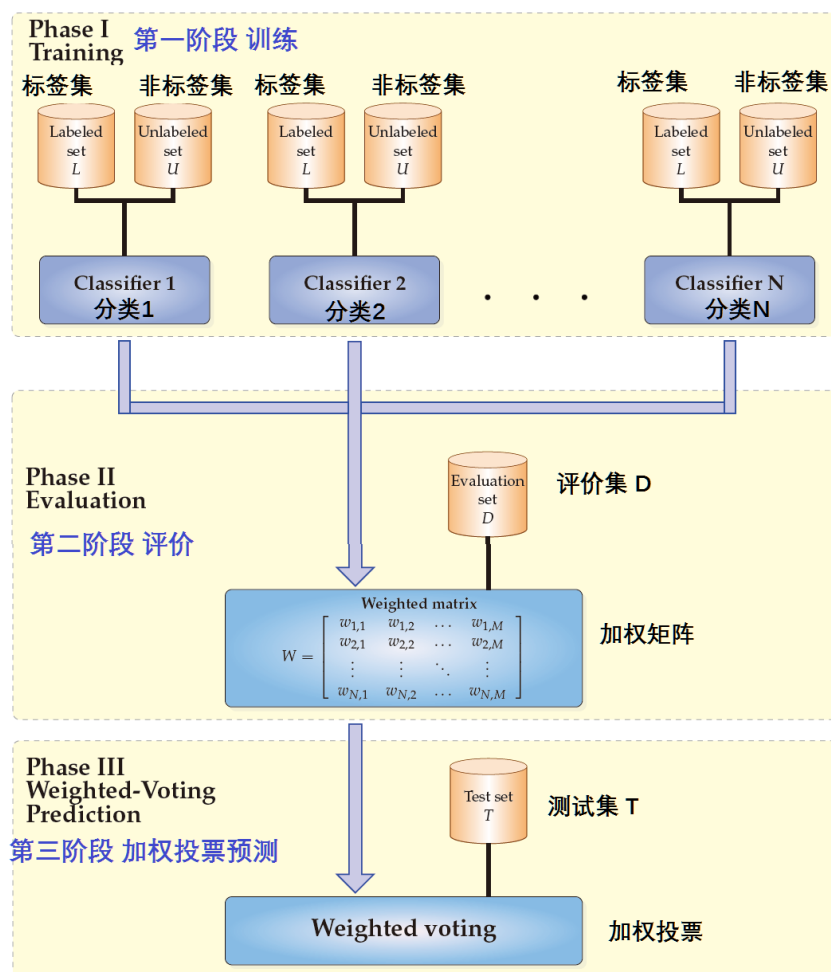


图 3 加权投票集成自标签 (WvEnSL) 框架

该框架肺部异常检测使用的数据集包括胸部 X 射线数据集 (肺炎)、肺结核数据集和 CT 医学图像数据集。其中，肺炎 X 线数据集使用的是广州市妇女儿童医疗中心的数据集 (见“肺炎影像人工智能辅助诊断研究与应用进展 (I): 2013-2018”中的“6、基于迁移学习识别与区分细菌性和病毒性肺炎 (2018)”)。

性能评价指标采用 F-值 (F1) 和准确率。实验表明, 该方法具有更高的分类准确率, 证明了新的加权投票方案的有效性, 并通过 Friedman-Aligned 秩非参数检验和 Finner-post-hoc 检验进行了统计验证。

该研究表明, 在半监督框架中采用集成方法, 可以开发更高效而强大的分类模型。

5 多特征融合胸科疾病分类 (2019)

该项研究[5]来自韩国光州科学技术学院电气工程与计算机学院。

建立高度精确的分类模型, 通常需要手工标记标签的大量图像, 并找到在实践中需要花费大量成本才能获得的掩膜(Mask)。为了解决弱监督学习问题, 文献[5]提出了特征集成模型, 这些特征来自浅层手工技术和预先训练的深度 CNN 模型。该模型主要有两种方法构成: 使用预先训练的 DenseNet-121 自适应地集中于病理异常区域的定位方法, 以及四种局部特征和深度特征的集成分类方法。四种局部特征分别由 SIFT、GIST、LBP 和 HOG 提取, 深度特征来自卷积 CNN。使用数据集为 ChestX-ray14。

模型框架如图 4 所示。除了输入以外, 主要由三部分组成: (1) 使用浅层手工描述和预先训练深度 CNN 进行特征提取, 并通过类激活图 CAM (class activation map (CAM) results) 定位病理区域; (2) 大量实验基础上的特征集成; (3) 使用不同的分类器对 14 种胸科疾病进行分类。

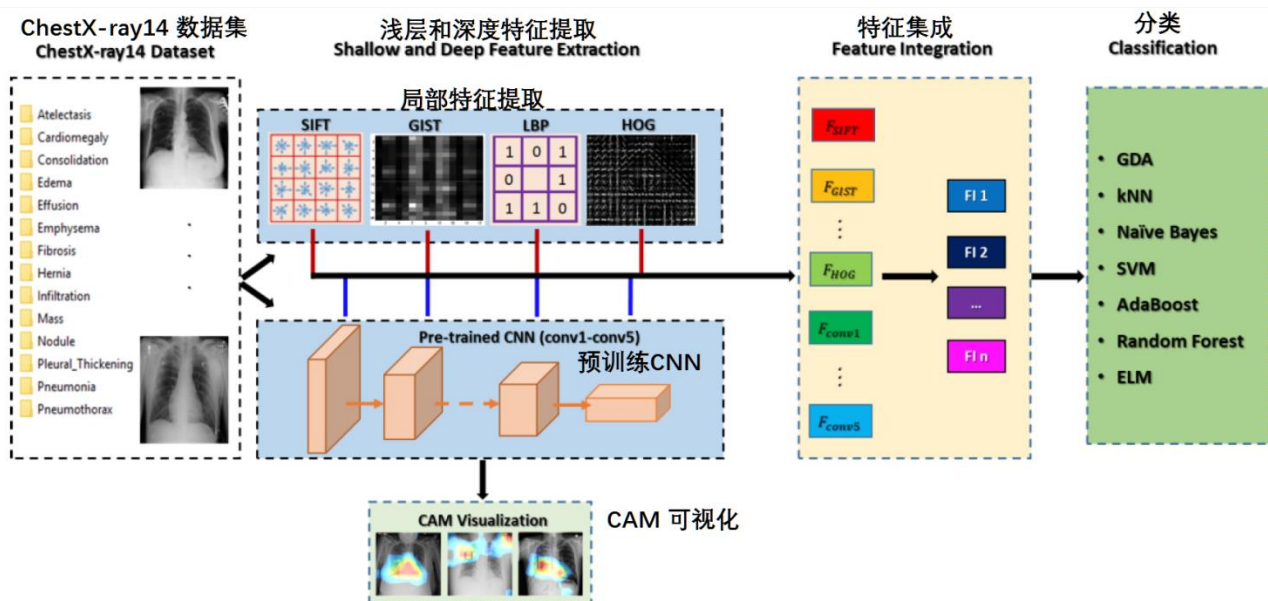


图 4 多特征融合胸科疾病分类的框架

在 ChestX-ray14 数据集上与其它方法的 AUC 性能比较见下表，其中，所提出方法的肺炎诊断 AUC 为 0.742，高于其它四种方法。

表 2 所提方法与其它方法的 AUC 比较

AUC comparison of the 14 pathologies classification in the ChestX-ray14 literature.

Pathology	Wang et al. [4]	Yao et al. [41]	Gundel et al. [61]	Wang et al. [44]	Proposed
Atelectasis	0.716	0.772	0.767	0.743	0.795
Cardiomegaly	0.807	0.904	0.883	0.875	0.887
Effusion	0.784	0.859	0.828	0.811	0.875
Infiltration	0.609	0.695	0.709	0.677	0.703
Mass	0.706	0.792	0.821	0.783	0.835
Nodule	0.671	0.717	0.758	0.698	0.716
Pneumonia	0.633	0.713	0.731	0.696	0.742
Pneumothorax	0.806	0.841	0.846	0.810	0.863
Consolidation	0.708	0.788	0.745	0.723	0.786
Edema	0.835	0.882	0.835	0.833	0.892
Emphysema	0.815	0.829	0.895	0.822	0.875
Fibrosis	0.769	0.767	0.818	0.804	0.756
Pleural Thickening	0.708	0.765	0.761	0.751	0.774
Hernia	0.767	0.914	0.896	0.899	0.836
Average	0.738	0.801	0.807	0.781	0.8097

6 多模型迁移学习肺炎胸片诊断（2020）

该研究提出了一个新的深度学习框架，利用迁移学习的概念来检测肺炎[6]。该方法利用在 ImageNet 上预训练的不同神经网络模型来提取图像特征，然后采用集成分类器进行预测。如图 5 所示。

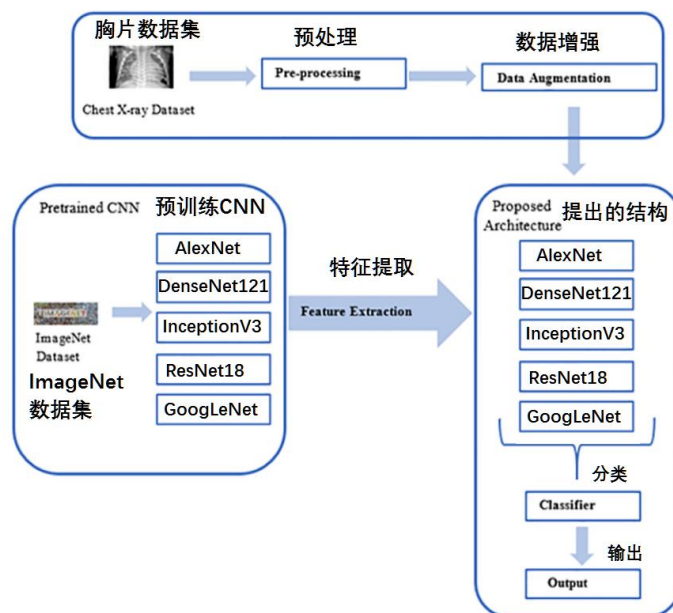


图 4 多模型集成结构

数据集采用的是广州妇幼医疗中心的数据集，共包含 5232 幅图像，1346 幅为正常类，3883 幅为肺炎类，其中 2538 幅为细菌性肺炎类，1345 幅为病毒性肺炎类。

使用的模型有 AlexNet, DenseNet121, InceptionV3, ResNet18 和 GoogLeNet 等五个模型。使用集成分类方法组合五种预先训练网络的预测，将其组合为集成预测向量，采用多数投票的方式进行最终预测，其性能优于单个模型。集成模型的召回率为 99.62%，准确率为 96.4%。

7 基于 YOLOv3 改进算法的肺炎检测（2020）

该研究来自浙江大学团队[6]，针对当前肺炎计算机辅助诊断二进制分类算法没有提供位置信息的问题，提出了一种基于卷积神经网络的肺炎检测端到端高效算法—肺炎 Yolo(PYolo)。该算法是为肺部 X 射线图像诊断改进的 YOLOv3 版本，可以为医生提供有关病变的位置信息以检测肺炎。

扩张卷积与注意力机制用于改善肺炎病变的检测结果。使用双重 K-means 产生锚框(anchor box) 以提高定位精度。该算法在北美放射学会 (RSNA) 提供的 X 射线图像数据集上获得了 46.84 的均值平均精度 (mAP)，超过了其它检测算法。

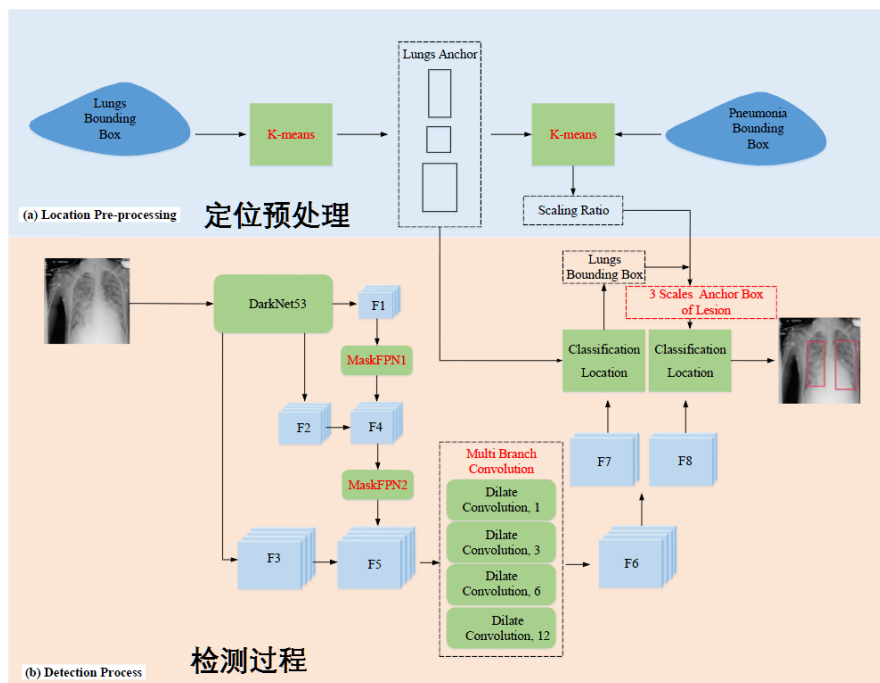


图 5 肺炎 Yolo (PYolo)结构。(a) 位置预处理；(b) 检测过程。突出显示的红色文本表示基于 YOLOv3 的改进。在多分支卷积模块中，1、3、6 和 12 表示不同的扩张率。

8 用于胸部 X 线疾病诊断的融合高分辨网络（2020）

该研究[8]来自重庆邮电大学团队，提出一种融合高分辨率网络（Fusion High-Resolution Network, FHRNet）进行包括肺炎在内的胸部 X 线疾病诊断。

提出的融合高分辨率网络 FHRNet 具有三个分支：局部特征提取，全局特征提取和特征融合。如图 7 所示。局部和全局特征提取器是疾病分类网络，从相应图像输出疾病分类概率。不同的是，局部特征提取的输入图像是一个小的肺区域，该区域是使用从全局特征提取生成的掩膜推断（mask inference）进行裁剪获得。对 FHRNet 中的两个高分辨率网络 HRNet 进行调整，获得局部肺区和整体图像的特征。

HRNet 连接到全局平均池化层、完全连接层、sigmoid 层和损失函数。特征融合模块级联全局平均池化层，然后微调以进行最终分类预测。

实验结果表明，对于 ChestX-ray 14 数据集，与现有方法相比，FHRNet 模型能产生更好的疾病分类性能。消融实验（ablation study）进一步证实了全局和局部分支网络在提高胸部疾病分类准确率方面的有效性。

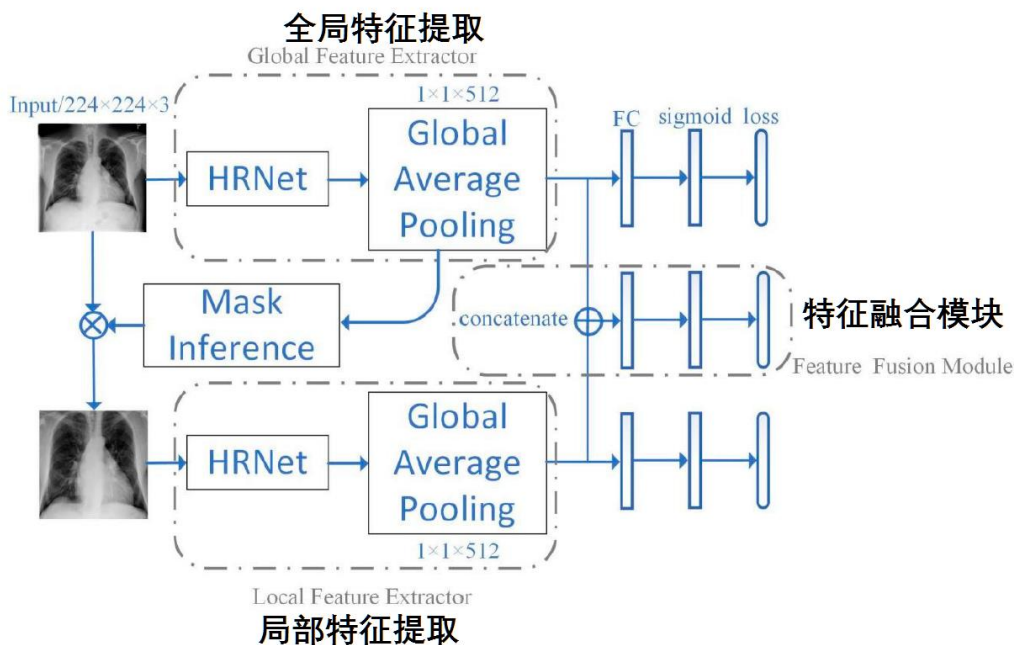


图6 融合高分辨网络的整体框架

9 其它研究

为了解决大数据背景下分类效率低、粒度粗、精度差的问题，文献[9]引入了线性判别分析-支持向量机（LDA-SVM）分类算法。采用 LDA 提取图像特征，采用 SVM 分类器对融合特征较强的子数据集进行分类。

文献[10]提出了一种基于压缩感知（CS）的深度学习框架，用于 X 射线图像肺炎自动检测。结果表明，该方法对肺炎的检测准确率为 97.34%，与其它方法相比，PSNR 和 SSIM 的重建质量分别提高了 $1 \pm 0.76\text{dB}$ 和 0.2 ± 0.05 。

文献[11]利用迁移学习，定制 ResNet-152 卷积神经网络，在不需要对原始数据进行预处理或对 X 线图像进行手动特征提取的情况下，对肺炎疾病的识别成功率达到 97.4%。

文献[12]使用卷积神经网络模型 Xception 和 Vgg16 来诊断肺炎，训练阶段使用迁移学习和微调。测试结果表明，Vgg16 的准确率超过了 Xception，但 Xception 在病例检测中取得了更为成功的结果。从而意识到每个网络在同一个数据集上都有自己的特殊性。

文献[13]研究了残差网络和掩膜 RCNN 在肺炎分类和检测中的性能。

文献[14]分析了最优 CNN 模型，统计结果表明，结合有监督分类算法的预训练 CNN 模型对胸部 X 线图像的分析，特别是对肺炎的检测，是非常有利的。

多层极限学习机（Multilayer extreme learning machine, MLELM）是一种利用深度学习和极限学习机（Extreme Learning Machine, ELM）优点的人工神经网络学习算法，不仅近似于复杂函数，而且在训练过程中不需要迭代。此外，在线序列极限学习机（Online Sequential Extreme Learning Machines, OSELM）是一种基于 ELM 的自适应算法，在面对新的数据集时不需要像传统 ELM 那样新旧数据一起训练花费时间过长，而只需在新的数据集上训练就可以适应新的数据集。文献[15]将 MLELM 和 OSELM 相结合，提出了多层 OSELM，并将其应用于肺炎胸部 X 线影像数据集。通过对实验结果的模拟和分析，证实了多层 OSELM 在肺炎鉴别诊断中的有效性。

文献[16]提出了一种使用深层卷积神经网络在胸部 X 光片上检测可被识别为肺炎的肺部混浊的方法。该文还将 Mask-R-CNN 和 RetinaNet 的集成模型应用于 Kaggle 的 RSNA 肺炎检测挑战赛。应用投票集成方法的性能优于每个单独模块的性能。

本文[17]提出了一种改进的卷积神经网络肺炎检测模型，迁移学习还可以分割肺部的感兴趣区域以抑制背景干扰。实验结果表明，该方法在检测精度和误报率方面均优于目前先进的目

标检测模型。

文献[18]提出的基于卷积神经网络的深度学习算法，对于所实现的三个模型，平均准确率为 68%，平均特异性为 69%。

使用人工智能支持临床医学决策是一个颇有希望的概念。推动这些进步的有两个重要因素：电子健康记录（EHR）数据的可用性和计算性能方面的进步。这两个概念与机器学习和神经网络等复杂的数学功能有关。实际上，一些已发表的文章已经证明了这些方法在医学中的潜力。在考虑肺炎的诊断和治疗时，AI 和胸部 X 射线图像的使用主要表明了早期诊断，及时的抗菌治疗以及最终的更好的预后。与此相伴的是，越来越多的研究涉及经验疗法和死亡率预测。由于 AI 可以处理大量数据并执行诸如机器学习和神经网络之类的数学功能，因此 AI 在支持临床决策过程方面可能是革命性的。文献[19]描述和讨论了有关肺炎中 AI 的最相关研究，是一篇值得阅读的综述文献。

最后，特别说明，本文 2020 年的参考文献截止为本文成文时间 2020 年 3 月初，此外，关于 2020 年新冠肺炎的人工智能辅助诊断研究与应用，将另成文：“肺炎影像人工智能辅助诊断研究与应用进展（III）”。

参考文献

- [1] Deniz Yagmur Urey, et al., Early Diagnosis of Pneumonia with Deep Learning, arXiv:1904.00937v1 [cs.CV] 1 Apr 2019
- [2] M. Toğaçar, et al., A Deep Feature Learning Model for Pneumonia Detection Applying a Combination of mRMR Feature Selection and Machine Learning Models, IRBM In press, corrected proof Available online 6 November 2019
- [3] Bhavik N. Patel, et al., Human-machine partnership with artificial intelligence for chest radiograph diagnosis, npj Digital Medicine (2019) 2:111
- [4] Ioannis E. Livieris, et al., A Weighted Voting Ensemble Self-Labeled Algorithm for the Detection of Lung Abnormalities from X-Rays, Algorithms 2019, 12, 64
- [5] Thi Kieu Khanh Ho and Jeonghwan Gwak, Multiple Feature Integration for Classification of Thoracic Disease in Chest Radiography, Appl. Sci. 2019, 9, 4130
- [6] Vikash Chouhan, A Novel Transfer Learning Based Approach for Pneumonia Detection in Chest X-ray Images, Appl. Sci. 2020, 10, 559
- [7] Shangjie Yao, An Improved Algorithm for Detecting Pneumonia Based on YOLOv3, Appl. Sci. 2020, 10, 1818
- [8] Zhiwei Huang, Fusion High-Resolution Network for Diagnosing ChestX-ray Images, Electronics 2020, 9, 190
- [9] Gengfei Ling, and Congcong Cao, Automatic Detection and Diagnosis of Severe Viral Pneumonia CT Images Based on LDASVM, IEEE Sensors Journal (Early Access), December 2019
- [10] Sheikh Rafiul Islam, Santi P. Maity, et al., Automatic Detection of Pneumonia on Compressed Sensing Images using Deep Learning, 2019 IEEE Canadian Conference of Electrical and Computer Engineering (CCECE)

- [11] Muhammed Talo, Pneumonia Detection from Radiography Images using Convolutional Neural Networks, 2019 27th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)
- [12] Enes Ayan ,and Halil Murat Ünver, Diagnosis of Pneumonia from Chest X-Ray Images Using Deep Learning, 2019 Scientific Meeting on Electrical-Electronics & Biomedical Engineering and Computer Science (EBBT)
- [13] Abdullah Faqih Al Mubarak , et al., Pneumonia Detection with Deep Convolutional Architecture,2019 International Conference of Artificial Intelligence and Information Technology (ICAIT)
- [14] Dimpy Varshni, et al., Pneumonia Detection Using CNN based Feature Extraction, 2019 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT)
- [15] Sriram Vijendran , and Rahul Dubey, Deep Online Sequential Extreme Learning Machines and its Application in Pneumonia Detection, 2019 8th International Conference on Industrial Technology and Management (ICITM), 2-4 March 2019
- [16] Heewon Ko,et al., Pneumonia Detection with Weighted Voting Ensemble of CNN Models, 2019 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD), 25-28 May 2019
- [17] Bingchuan Li et al.,Attention-Guided Convolutional Neural Network for Detecting Pneumonia on Chest X-Rays,2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 23-27 July 2019
- [18] Mohammed Aledhari et al.,Optimized CNN-based Diagnosis System to Detect the Pneumonia from Chest Radiographs, 2019 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)
- [19] Mariana Chumbita, et al.,Can Artificial Intelligence Improve the Management of Pneumonia, Journal of Medicine,MDPI, 17 January 2020



临菲信息技术港



临菲信息技术港公众号



临菲学堂