

肺炎影像人工智能辅助诊断

研究与应用进展（I）：2013-2018

临菲电科

声明：本文为原创，引用/转载请注明来源。

利用机器学习技术进行大数据预测分析是当前医学界非常活跃的研究领域。随着医学数据的规模和复杂性的增加，深度学习在许多致命疾病的辅助诊断中取得了成功[1, 2]。考虑到篇幅，本文综述 2018 年及以前的研究进展（后续进展另文），关注重点是：模型框架、数据集、训练及学习模式、最终效果。

关于医学影像人工智能诊断的基础知识，可参见临菲信息技术港另文：“人工智能医学影像诊断的原理和应用”。

1 SVM、K-最近邻和朴素贝叶斯的肺炎检测性能（2013）

这是比较早期的研究，论文发表于 2013 年国际计算科学大会[3]，作者来自巴西戈亚斯联邦大学（UFG）和美国佛罗里达大西洋大学（FAU）。

这项工作是在 2008 年计算机辅助儿童肺炎胸片诊断系统上的扩展，目的是提高准确性和鲁棒性。对支持向量机（SVM）、K-最近邻（KNN）和朴素贝叶斯（Naive Bayes）等三种机器学习分类器用于检测和诊断儿童肺炎的性能进行了测试。利用临床常规数据对分类器进行评价。利用最佳特征对分类器进行优化，并用交叉验证方法进行测试，以确保不存在过度拟合。

三种分类器的测试结果：支持向量机的准确性为 77%，K-最近邻的准确性为 70%，朴素贝叶斯排名第三，为 68%。支持向量机分类器产生了最精确的结果，并且在训练数据变化的情况下表现得更稳定。它的性能优于以往工作的最佳结果，甚至优于住院医师的诊断准确率。

2 小波特征增强的儿童肺炎诊断（2015）

肺炎是儿童常见病，也是婴幼儿死亡的常见原因。文献[4]文针对这一问题，提出了一种通过小波增强咳嗽分析，实现儿童肺炎快速诊断的方法。

该文假定对咳嗽声音的数学分析可以使肺炎诊断具有足够的敏感性和特异性。利用麦克风采集 91 例肺炎、哮喘、支气管炎等呼吸系统疾病患者的 815 个咳嗽音，提取咳嗽音的小波特征，并与 Mel 倒谱系数、非高斯指数等特征相结合。训练了一个 logistic 回归分类器来区分肺炎和其他疾病。

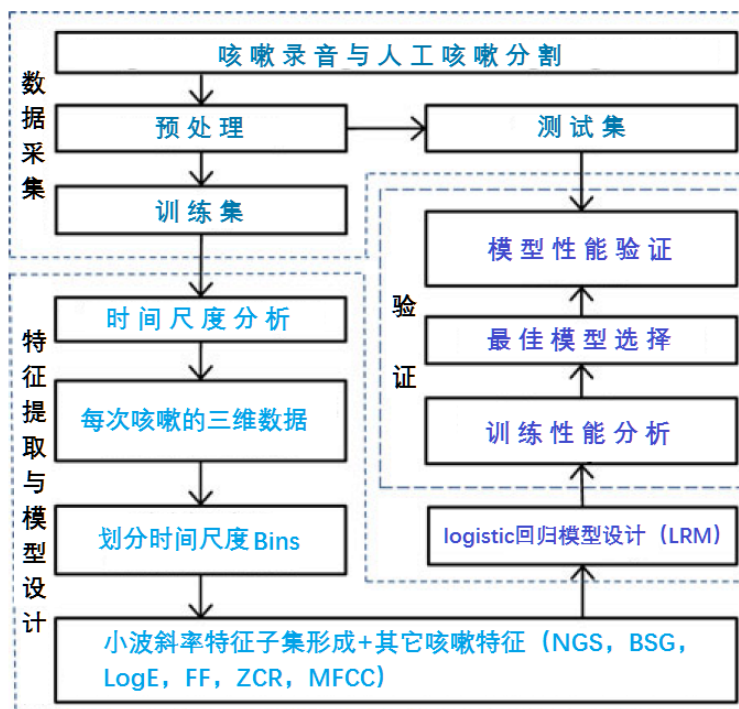


图 1 肺炎咳嗽分类系统构成

该文提出的方法仅基于小波特征就可将肺炎患者与非肺炎患者分离，其灵敏度和特异性分别达到 94%和 63%。将小波与以前工作中的特征相结合，使灵敏度和特异性分别达到 94%和 88%，进一步提高了性能。


3 斯坦福大学的 CheXNet (2017)

2017 年，斯坦福大学关于人工智能诊断肺炎的研究[5]，是应用深度学习的标志性成果。

模型：使用的模型称为 CheXNet，是一个 121 层的卷积神经网络 (CNN)。CheXNet 中的“CheX”估计是取胸部 X 光片 (Chest X-rays) 的意思。输入一张胸片图像，CheXNet 输出肺炎的概率以及能显示肺炎区域的热图。

训练：训练数据集是 ChestX-ray14。它是胸部 X 射线数据集，其中包含 30805 名独特患者的 112120 张正面视图 X 光图像。用 14 种不同的胸部病理学标签对图像进行标注，有肺炎的图像标记

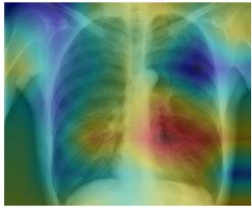
为阳性，将所有其他图像标记为阴性。数据集随机分成训练、验证和测试三个子集。其中，训



Input 输入
Chest X-Ray Image 胸片

CheXNet 121层卷积神经网络 (CNN)
121-layer CNN 网络 (CNN)

Output 输出 肺炎(阳性85%)
Pneumonia Positive (85%)



训练数据集包含 28744 名患者的 98637 张图像，验证数据集包含 1672 名患者的 6351 张图像，测试数据集包含 389 名患者，420 张图像。数据集之间没有患者重叠。

结果：性能验证的方法，是由 4 名放射科医生对 420 张图像进行标注（使用数据集中的 14 中标签），然后与 CheXNet 的诊断结果进行比较。比较的指标是统计学中衡量二分类模型的 F1 分数（精确度和召回率的调和平均数）。其结果为：4 名放射科医生的 F1 分数（平均）为 0.387，CheXNet 的 F1 分数为 0.435。可见，CheXNet 超过了医生的水平。

4 基于 CUDA 的并行算法增强小波特征提取(2018)

该研究[6]也是针对儿童肺炎的胸片诊断。在这项工作中，给出了两个案例研究。首先提出了一种基于 CUDA 的并行算法，以提高处理小波离散变换和特征提取的时间，这是该应用的核心。CUDA（Compute Unified Device Architecture）是 NVIDIA 公司推出的一个并行计算平台，因其具有并行处理的潜力而受到计算界的广泛关注。结果表明，基于 CUDA 的算法在 8192×8192 图像分辨率下的速度提高了 12.75 倍，从 2048×2048 分辨率开始，增益更高，值得进一步研究。第二个研究是使用分类器算法 K-NN（K-最近邻）对图像进行分类。结果表明，正确分类率为 87.67%，与专业人员相关诊断率相比提高了 17.71%。

5 使用 Pythorch 的图像识别和分类（2018）

利用 ConvNets（卷积神经网络）开发的一个计算机辅助诊断（CAD）系统[7]，对正常和肺炎两组 X 线胸片进行分类。

使用 Pythorch 平台上可用的 ConvNets 模型：AlexNet、SqueezeNet、ResNet 和 Inception。

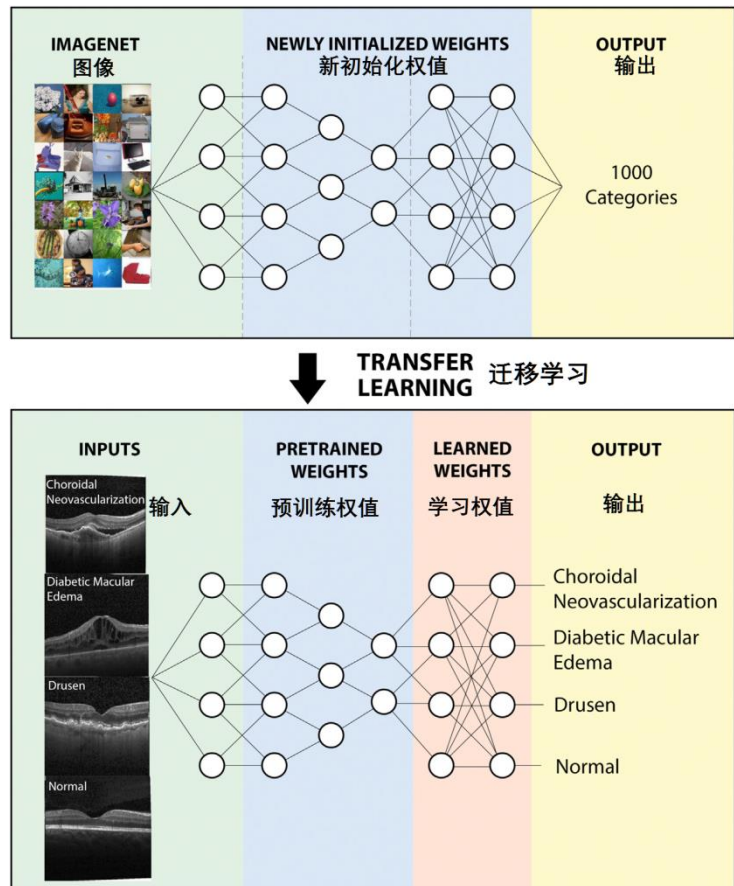
初始使用三种训练样式：从头开始使用随机初始化完成；使用预先训练的 ImageNet 模型来训练适应问题研究（迁移学习）的最后一层；修改的预先训练模型训练所有分类层（微调）。最后一种训练策略是使用数据增强技术，避免在 ConvNets 上出现过拟合问题，从而获得更好的结果。

该研究表明，利用 ConvNets 建立一个计算机辅助诊断（CAD）系统是可能的，即使数据集比较小（2682 幅图像数据集）。

6 基于迁移学习识别与区分细菌性和病毒性肺炎（2018）

广州医科大学/加州大学圣地亚哥分校张康教授为通讯作者，在《Cell》杂志发表的论文[8]，建立了一个利用迁移学习开发的 AI 诊断系统，用于筛查普通可治疗的致盲性视网膜疾病，同时也证明了该系统在用于胸部 X 射线图像诊断小儿肺炎方面具有普遍适用性，能在胸部 X 光片上准确区分细菌性和病毒性肺炎。

这项研究收集并标记了 5232 张儿童胸片，其中 3883 张表现为肺炎（细菌 2538 例，病毒 1345 例）和 1349 张正常儿童胸片，来自 5856 名患者。然后用 624 名患者的 234 张正常图像和 390 张肺炎图像（242 张细菌图像和 148 张病毒图像）对模型进行测试。在 100 个 epochs 之后（遍历整个数据集的迭代）之后，由于在损失和准确性方面没有进一步改进，训练结束。



文献[8]的神经网络示意图

在以肺炎胸片与正常胸片的比较中，获得了 92.8% 的准确率，93.2% 的灵敏性和 90.1% 的特异性。ROC 曲线下检测正常人肺炎的面积为 96.8%。细菌性和病毒性肺炎的二元比较结果表明，检测准确率为 90.7%，灵敏性为 88.6%，特异性为 90.9%。ROC 曲线下区分细菌性和病毒性肺炎的面积为 94.0%。

7 基于 Keras 的大数据深度学习框架用于肺炎预测

该项研究[9]使用 Python 语言，以深度卷积神经网络（DCNN）来实现所提出的预测模型。在对数据进行预处理之后，利用分类器训练不同的机器学习算法来测量 DCNN 的性能。DCNN 架构如图 4 所示。

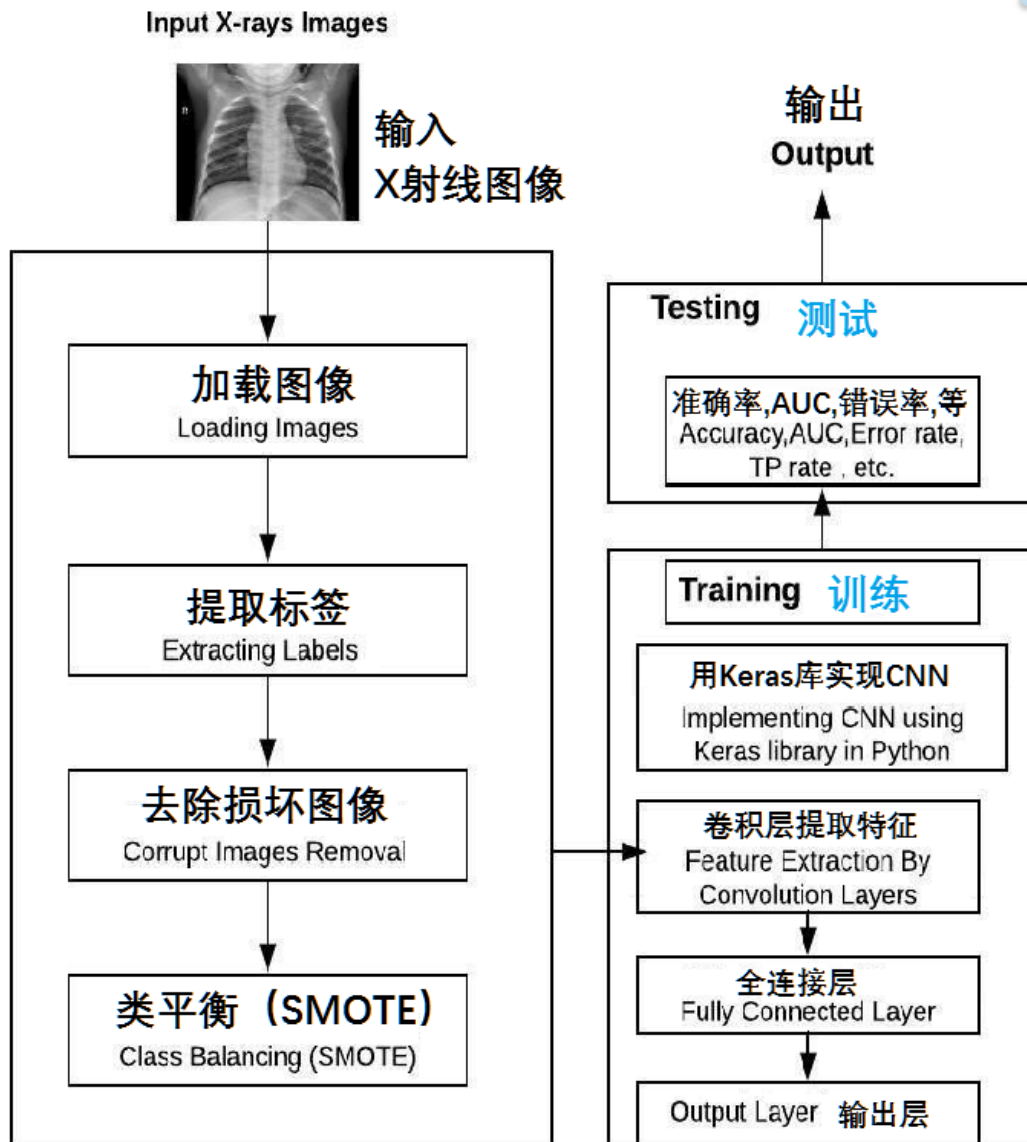


图4 基于 Keras 库的 DCNN 架构

Python 的 sklearn 库用于执行各种任务，如图像的预处理和模型构建技术。Keras 库用于实现卷积神经网络。

在提取高质量 X 射线图像数据特征后，将 DCNN 框架的结果与支持向量机 (SVM)、随机森林、adaboost 等常规分类器的结果进行比较。性能比较使用了 7 个参数，即：准确率 (accuracy)、MCC (马修斯相关系数)、F-值 (F-Measure, F-Score)、错误率 (Error rate)、TP 率 (真阳性率)、FP 率 (假阳性率) 和曲线下面积 (AUC) 等，比较结果列于表 1。其中，DCNN 框架的预测准确率为 84%，优于其它机器学习算法，其次是随机森林，准确率为 82%。

Classifier	Accuracy (%)	Error rate (%)	TP Rate	FP Rate	F Score	MCC
Decision tree	77	23	0.83	0.24	0.62	0.50
Adaboost	78	22	0.92	0.25	0.60	0.53
Random forest	82	18	0.88	0.20	0.70	0.65
SVM	76	23	0.91	0.26	0.56	0.50
Logistic	77	23	0.90	0.26	0.57	0.50
DCNN	84	16	0.92	0.11	0.77	0.66
Neural Netwok	81	18	0.72	0.15	0.76	0.62
Naive Bayes	72	27	0.63	0.22	0.62	0.40

8 深度学习模型用于检测肺炎的可变泛化性能（2018）

该项研究[10]考虑用某一肺炎发生地数据训练的模型，是否实用于其它的肺炎发生地，同时还考虑识别放射照片来自的医院和医院的科室。

该项研究基于如下考虑：

(1) 已有研究表明利用卷积神经网络（CNN）对 X 光片进行疾病诊断是有希望的，但还没有表明，用一家医院或一组医院的 X 光片训练的模型是否在其它医院也同样有效。

(2) 在用于实际临床环境辅助诊断之前，必须验证它们在各种医院系统中的通用性。

从三个独立的医院获取数据，并评估在一个医院系统中训练的深度学习模型如何推广到其它外部医院系统。

数据集

美国国立卫生研究院临床中心（NIH），112,120 张射线照片，来自 30,805 名患者，时间跨度为 1992 年至 2015 年。

西奈山医院（MSH），42,396 张放射照片，来自 12,904 名患者，时间跨度为 2009 年至 2016 年。

印第安纳大学患者护理网络（IU），3,807 张照片，来自 3,683 名患者，时间跨度不详。

这些患者的年龄平均（SD）为 46.9 岁（16.6），63.2 岁（16.5）和 49.6 岁（17），女性分别为 43.5%，44.8% 和 57.3%。

CNN

使用的 CNN 包括 ResNet-5 和 DenseNet-121。CNN 同时用于预处理和诊断。

模型训练

PyTorch 0.2.0 和 torchvision 用于模型训练。使用 DenseNet-121 结构，在原始瓶颈层上附加一个致密层（n=15）。

在对肺炎诊断模型进行了训练并对不同肺炎发生地进行肺炎诊断性能评估后，还训练了 CNN 从 X 光片上预测医院系统，以评估仅从 X 光片上是否可以检测到位置信息。利用来自所有三个医院系统的射线照片来学习一个模型，该模型可以识别从中获得给定射线照片的医院系统。为了更精细地发展这一概念，对于 MSH（西奈山医院）射线照片，进一步识别从医院的哪个单位（住院病房，急诊科）获得了各个射线照片。

结论

在五分之三的自然比较中，肺炎筛选 CNN 的内部效果优于外部效果。当用不同肺炎发生地的数据对模型进行训练，模型对于这些发生地的新数据表现出的性能，要好于对外部数据的性能。CNN 会稳健地识别出疾病负担差异大且可能使预测混淆的医院和同一医院的科室。

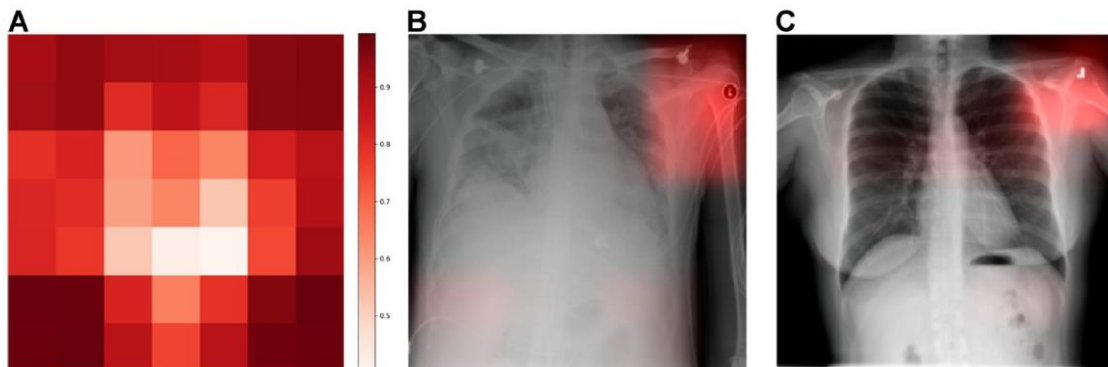


Fig 2. CNN to predict hospital system detects both general and specific image features. (A) We obtained activation heatmaps from our trained model and averaged over a sample of images to reveal which subregions tended to contribute to a hospital system classification decision. Many different subregions strongly predicted the correct hospital system, with especially strong contributions from image corners. (B-C) On individual images, which have been normalized to highlight only the most influential regions and not all those that contributed to a positive classification, we note that the CNN has learned to detect a metal token that radiology technicians place on the patient in the corner of the image field of view at the time they capture the image. When these strong features are correlated with disease prevalence, models can leverage them to indirectly predict disease. CNN, convolutional neural network.

<https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1002683.g002>

图 2。CNN 预测医院系统，同时检测一般和特定的图像特征。(A) 从训练模型中获得激活热图，并对图像样本进行平均，以揭示哪些子区域有助于对医院系统进行分类决策。有许多不同的分区能强烈预测出正确的医院，尤其是来自图像角上的贡献。(B-C) 在已归一化以仅

突出显示最有影响力的区域而不是所有那些有助于阳性分类的区域的归一化图像上，CNN 学会了检测出放射线技术人员在获取图像时放置在患者角落处的金属标记。当这些强特征与疾病流行相关时，模型可以利用它们间接预测疾病。

参考文献

- [1] Koichiro Yasaka and Osamu Abe, Deep learning and artificial intelligence in radiology: Current applications and future directions, PLOS Medicine, <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1002707>, November 30, 2018
- [2] Pete Bridge, and Robert Bridge, Artificial Intelligence in Radiotherapy: A Philosophical Perspective, Journal of Medical Imaging and Radiation Sciences 50 (2019) S27-S31
- [3] Rafael T. Sousa, et al., Comparative performance analysis of machine learning classifiers in detection of childhood pneumonia using chest radiographs, International Conference on Computational Science, ICCS 2013
- [4] Keegan Kosasih, et al., Wavelet Augmented Cough Analysis for Rapid Childhood Pneumonia Diagnosis, IEEE Transactions On Biomedical Engineering, Vol. 62, No. 4, April 2015
- [5] Pranav Rajpurkar, et al., CheXNet: Radiologist-Level Pneumonia Detection on Chest X-Rays with Deep Learning, arXiv:1711.05225v3 [cs.CV] 25 Dec 2017
- [6] Gilberto de Melo, Classification of images and enhancement of performance using parallel algorithm to detection of pneumonia, ICA-ACCA 2018, October 17-19, 2018, Greater Concepci on, Chile
- [7] Vinicius Pavanelli Vianna, Study and development of a Computer-Aided Diagnosis system for classification of chest x-ray images using convolutional neural networks pre-trained for ImageNet and data augmentation, arXiv:1806.00839v1 [cs.CV] 3 Jun 2018
- [8] Daniel S. Kermany, et al., Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning, Cell 172, 1122–1131, February 22, 2018
- [9] Karan Jakhar, Big Data Deep Learning Framework using Keras: A Case Study of Pneumonia Prediction, 4th International Conference on Computing Communication and Automation (ICCCA), 2018
- [10] John R. Zech, Variable generalization performance of a deep learning model to detect pneumonia in chest radiographs: A cross-sectional study, PLOS Medicine, <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1002683>, November 6, 2018



临菲信息技术港



临菲信息技术港公众号



临菲学堂