

# 基于MATLAB的医学影像数据迁移学习的实现



黄夏璇<sup>1, 2</sup>, 黄 韬<sup>2</sup>, 袁师其<sup>1, 2</sup>, 何宁霞<sup>2</sup>, 武文韬<sup>3</sup>, 吕 军<sup>2</sup>

1. 暨南大学附属第一医院神经内科 (广州 510630)
2. 暨南大学附属第一医院临床研究部 (广州 510630)
3. 西安交通大学公共卫生学院 (西安 710061)

**【摘要】目的** 探讨基于 MATLAB 实现医学影像数据的迁移学习。**方法** 以 MIMIC 公共数据库中的 MIMIC-CXR 数据库为例, 随机选取胸腔积液阳性和阴性的 X 线图像各 500 张作为总数据集, 采用 MATLAB 软件基于 ResNet 网络模型利用迁移学习方法进行多次训练, 计算 AUC 值评估模型训练对胸腔积液影像分类的准确率。**结果** 本研究使用的胸腔积液影像测试集和训练集呈均匀分布, 部分训练模型准确率达到 80%, 损失率则基本下降至 20% 以下, 在迭代次数为 250 次的训练中最高准确率可达 100%, 耗时约 2min 38s。基于本次模型训练获得对影像数据迁移学习的预测结果, AUC 值最高为 93.53%。**结论** ResNet 网络模型的迁移学习方法可实现模型构建和医学影像数据训练的有效结合和增强, 且模型预测效能较好, 为临床医生早期诊断胸腔积液提供了一定的依据。

**【关键词】** MATLAB; 迁移学习; 图像分类; 胸腔积液

## Realization of medical image data transfer learning based on MATLAB

Xia-Xuan HUANG<sup>1,2</sup>, Tao HUANG<sup>2</sup>, Shi-Qi YUAN<sup>1,2</sup>, Ning-Xia HE<sup>2</sup>, Wen-Tao WU<sup>3</sup>, Jun LYU<sup>2</sup>

1. Department of Neurology, The First Affiliated Hospital of Jinan University, Guangzhou 510630, China
  2. Department of Clinical Research, The First Affiliated Hospital of Jinan University, Guangzhou 510630, China
  3. School of Public Health, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710061, China
- Corresponding author: Jun LYU, Email: lyujun2020@jnu.edu.cn

**【Abstract】Objective** To discuss how to implement the application of medical image data on transfer learning based on MATLAB. **Methods** Taking MIMIC-CXR for example, 500 X-ray images of positive and the same number negative pleural effusion were randomly selected as the total data set, and the MATLAB software transfer learning method based on the ResNet network model was used for multiple training, calculating the AUC value to evaluate the accuracy of the model training for pleural effusion image classification. **Results** The pleural effusion imaging test set and training set used in this study were evenly distributed. Some training models had an accuracy rate of 80%, and the loss rate dropped to below 20%. The

DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202109018

基金项目: 国家社会科学基金项目 (16BGL183)

通信作者: 吕军, 博士, 研究员, 博士研究生导师, Email: lyujun2020@jnu.edu.cn

highest accuracy rate in training with 250 iterations was up to 100%, which took about 2 minutes and 38 seconds. Based on the prediction results of image data transfer learning obtained in this model training, the highest AUC value was 93.53%. **Conclusion** The transfer learning method of the ResNet network model can realize the effective combination and enhancement of model construction and medical imaging data training, and the model has good predictive performance, which provides a certain basis for clinicians in the early diagnosis of pleural effusion.

**【Keywords】** MATLAB; Transfer learning; Image classification; Pleural effusion

近年来, 基于深度学习的计算机视觉技术越来越多地应用于临床影像数据的分类和识别。在深度学习和机器学习领域, 不论是数据还是模型都可进行一定的迁移, 尤其是在某些应用场景下, 如目标数据量较大但标注的数据样本较少时, 机器可依靠模型的迁移捕捉到其他数据集中与目标数据集共享的参数信息, 并将其迁移至目标数据集中, 进而加强深度学习训练模型识别图像的能力<sup>[1]</sup>。迁移学习 (transfer learning) 作为一种机器学习方法, 可将模型学习到的知识从源领域迁移至另一个目标领域, 使得模型可以更好地获取目标领域的知识。迁移学习的方式包括基于样本的迁移、基于特征的迁移、基于模型的迁移以及基于关系的迁移四类。目前应用相对广泛的是通过源领域的数据和目标领域的数据空间模型对共同参数实现知识的迁移, 即在已有的数据集中把训练好的数据集进行初始化, 把结果迁移到需要学习的数据集中, 并通过卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 提取图像特征 (包括颜色或边缘等) 进行训练, 以达到提高识别图像准确率的目的<sup>[2]</sup>。MATLAB 作为一款科学计算软件, 拥有丰富的数据类型和结构、精良的图形可视化界面以及针对图像数据进行分析等的应用工具。相对于难以实现图像数据准确分析的传统计算机辅助诊断 (computer-aided diagnosis, CAD)<sup>[3]</sup>, 基于传统机器学习方法的 MATLAB 迁移学习, 更易对图像进行特征提取和自动化分类, 从而为医学图像共性提取提供更好的平台。本研究以具体的图像数据为例, 介绍如何使用 MATLAB 软件实现迁移学习。

## 1 资料与方法

### 1.1 研究对象

本研究以 MIMIC 公共数据库中的 MIMIC-CXR

数据库为例, 该数据库是由 Johnson 等于 2019 年 1 月发布的一个包含放射学报告的大型胸部 X 射线影像公开数据集, 其不仅将 DICOM 的影像格式转换为 JPEG 格式, 还提取了文本报告中的重要信息并转换成结构化的标签形式, 通过 NLP 算法从影像报告中提取了 14 个类别标签<sup>[4-6]</sup>。本研究选取胸腔积液资料组 8 522 名患者, 其中男性 4 477 例 (52.53%), 女性 4 045 例 (47.47%), 每例患者均进行了至少一次的 X 线检查, 共计获得不同检查时间的 15 620 张 X 线图像数据。为减小数据类别预测的偏差, 以 NegBio 和 CheXpert 两个开源工具从报告文本中得到的标签为依据, 从中选取提示胸腔积液阳性 (Pleural Effusion) 和阴性 (Normal) 的 X 线图像数据各 500 张作为本研究的数据样本。

### 1.2 实验环境

本研究所有实验均基于 Ubuntu20.04 位操作系统, 针对 CNN 模型的训练过程, 采用以 MATLAB 语言为主的编程环境, 具体软件及硬件配置见表 1。

表1 软硬件环境配置

Table 1. Configuration of hardware and software environment

实验环境	配置说明	
硬件环境	CPU	Intel (R) Xeon 5218 16C 2.3GHz
	GPU	NVIDIA TESLA V100, 32GB
	内存	32GB
软件环境	操作系统	Ubuntu 20.04位
	编程环境	MATLAB 2021a编程语言

### 1.3 选择卷积神经网络模型

作为深度学习应用的主要算法, CNN 是一种融合了卷积计算和深度结构的前馈神经网络<sup>[7]</sup>。相较于传统的机器学习方法, CNN 可更好地提取图像特征, 减少人工手动提取分类准确率低的

足<sup>[8]</sup>。目前使用较多的网络结构主要有 AlexNet<sup>[9]</sup>（8 层）、VGGNet<sup>[10]</sup>（16 层）、GooleNet<sup>[11]</sup>（22 层）、ResNet<sup>[12]</sup>（152~1000 层），多数模型都是基于它们改进而来。随着 CNN 层数逐渐加深，模型性能和层数不断改进和完善，但也出现了训练误差增大的退化以及梯度随着连乘变得不稳定的梯度消失现象<sup>[13]</sup>。为此，ResNet 模型利用残差网络引入恒等跳跃链接，提高前后两个残差块之间的信息流通，避免网络过深引起的退化及梯度消失问题，使训练网络随着深度的增加达到先减后增的趋势。因此，本研究以 ResNet 模型进行演示。表 2 展示了不同 CNN 典型模型的主要特点和优缺点对比<sup>[14]</sup>。

### 1.4 加载图像并读取数据集

本研究使用 MATLAB 2021a (MathWorks, Natick, MA) 软件对图像进行预处理，操作流程为：①将所有数据集中的灰度图像转换为 RGB 图像；②将图片尺寸统一转换为 224 × 224 × 3（ResNet 适用的通道数）；③读取全部数据集，得到标签胸腔积液阳性和阴性标签的数据各 500 张。

### 1.5 分割数据集与建立网络

该阶段关键步骤在于改进网络结构：①读取原始 ResNet 网络模型，通过 K 折验证，将数据

集拆分为 10 倍进行分析，即将数据集均分成 10 部分，将第一部分作为测试集，其余子集作为训练集，每次用不同的部分作为测试集重复训练模型，并计算模型的平均测试准确率作为验证结果，用于模型评估；②确定训练数据中需要分类的种类，创建新的网络层数，将新的网络层中的参数 'Weight Learn Rate Factor'和 'Bias Learn Rate Factor' 分别设置为 10；③为防止过拟合，创建 softmax 网络层更好地调整网络结构；④将批量训练和测试图像的大小调整为与输入层大小一致，将构建的网络在深度网络设计器显示可得到相对应的网络结构及其分析结果。

### 1.6 训练网络

在 ResNet 50 网络模型构建完成后，对网络进行模型训练和参数设置，并用训练集对网络进行训练。根据训练结果进行微调，得到如下参数：学习率为 1.00e-04，最小批次为 25，最大训练回合数为 64。并对数据进行增强，具体措施包括批量处理图像，以 50% 的机率随机对图像从水平和垂直方向上进行缩放、翻转、裁剪和平移，增加训练数据的多样性以及训练模型的识别和泛化能力。此次训练迭代次数为 250 次，训练完成时间为 2min 38s，训练的准确和损失过程如图 1 所示。

表2 CNN典型模型比较

Table 2. Comparison of CNN typical models

模型	主要特点	优缺点
AlexNet	激活函数为Relu，采用doopout技术、数据增强技术、多GPU平行训练技术，引入inception结构代替单纯的卷积，LRN局部归一化的使用以及softmax分类器等	引入inception结构，使用3×3重叠池化核，解决计算最大的问题，中间层使用LOSS单元作为辅助更新网路全连接层，并且使用数据增强扩充数据层
VGGNet	激活函数为Relu，采用doopout技术、数据增强技术、多GPU平行训练技术，引入inception结构代替单纯的卷积，激活的传统操作技术以及softmax分类器等，成功构筑了深的16~19层神经网络	使用2个3×3卷积核代替5×5卷积核，不但具有相同的感受野，且参数更少，增强了模型的表达，通道较多，可以提取更多的信息，具有小池化核2×2，性能比AlexNet更强
GooleNet	激活函数为Relu，采用doopout技术、数据增强技术、多GPU平行训练技术，引入inception结构代替单纯的卷积，激活的传统操作技术以及softmax分类器等	引入inception结构，使用1×1卷积核，解决计算最大的问题中间层，采用average pooling代替简单的全局平均pooling，参数比AlexNet少且网络更深，性能更好
ResNet	激活函数为Relu，多GPU平行训练技术，引入残差块，平均池化，以及softmax分类器等	引入残差单元，通过旁路的直线可以将信息输入连到后面的层并直接学习残差，不仅保护信息的完整性，简化学习目标，在一定程度上解决了信息传递存在的信息丢失和损耗，以及梯度消失和梯度爆炸等问题，残差单元降低参数数目，使得模型错误率不降反升

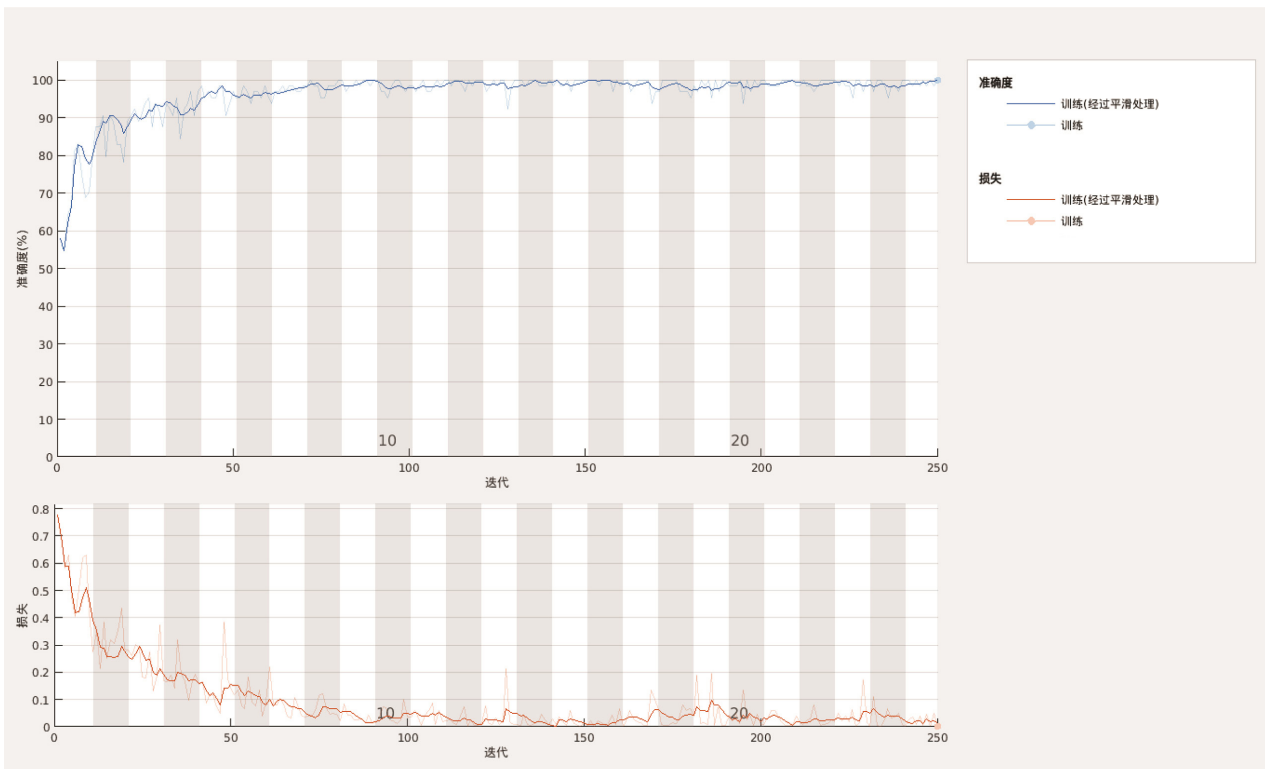


图1 迭代次数250次的训练过程

Figure 1. Training progress with 250 iterations

## 2 结果

### 2.1 数据集

本研究使用的胸腔积液影像测试集和训练集呈均匀分布，阳性和阴性各 500 张，利用 K 折交叉验证的方法获得训练集和测试集。如图 1 所示，部分准确率曲线图在训练完成时达到 80%，损失率则明显下降至 20% 以下。在迭代次数为 250 次的训练中最高准确率可达 100%，耗时约 2min 38s，训练时间与计算机性能密切相关。表 3 对比了不同迭代次数训练的结果，迭代次数较少的训练相对效果更理想，准确率高且耗时少。本研究还使用 Grad-CAM 代码生成热图，使模型提取的胸腔积液阳性标签 X 线图像中的重要特征区域可视化，以评估胸腔积液的阴性和阳性，并随机抽取部分预测结果进行验证，如图 2 和图 3 所示。

### 2.2 混淆矩阵分析

混淆矩阵可以更好地衡量算法的性能，并且提供了精度和召回性能的角度，适用于本研究均匀分布的测试数据集，由迭代 250 次最佳训练结果绘制形成的混淆矩阵如图 4 所示。纵坐标以真实标签的角度预测分类结果，横坐标以分类器的角度预测分类结果。以纵坐标为例，在真实标签为阴性 (Normal) 的所有图像中，有 457 个图像被正确预测为阴性 (Normal)，43 个图像被错误预测为阳性 (Pleural Effusion)，因此真实标签为阴性的图像中被正确预测的比例为 91.4%，即该诊断性实验的特异度为 91.4%。同理，在真实标签为阳性的图像中被正确预测的比例是 84.8%，即本次实验的敏感度为 84.8%。通过计算，绿色对角线下获得的全部真阳性和真阴性标签预测结果占有所有图像样本的比例为 88.1%，即本实验分类准确率 (ACC) 为 88.1%。

表3 不同迭代次数结果

Table 3. Results of different iterations

迭代次数	分类准确率 (%)	敏感度 (%)	特异度 (%)	AUC (%)	耗时
250	88.1	84.8	91.4	93.53	2min 38s
500	87.6	84.6	90.6	93.26	3min 50s
1000	87.5	83.2	91.8	93.17	7min 26s

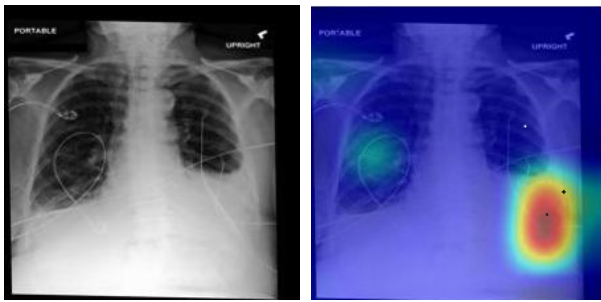


图2 胸腔积液的Grad-CAM和原X线胸片  
Figure2. Grad-CAM heatmaps source and X-ray chest radiograph of pleural effusion

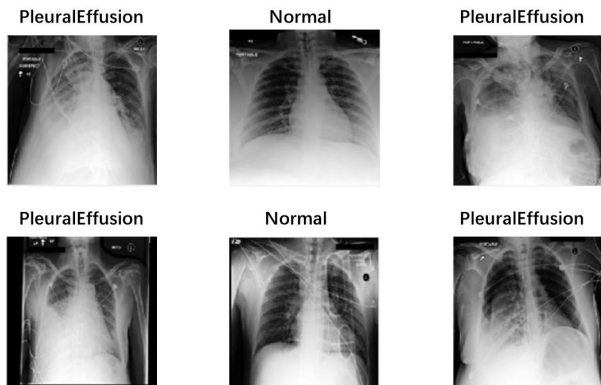


图3 胸腔积液部分预测结果  
Figure 3. Some predicted results of pleural effusion

**Confusion : ResNet50**

	Normal	PleuralEffusion	
Normal	457 45.7%	76 7.6%	85.7% 14.3%
PleuralEffusion	43 4.3%	424 42.4%	90.8% 9.2%
	91.4% 8.6%	84.8% 15.2%	88.1% 11.9%
	Normal	PleuralEffusion	
		<b>Target Class</b>	

图4 混淆矩阵  
Figure 4. The confusion matrix

### 2.3 AUC计算

本研究采用 10 折交叉验证评价分类模型的性能，使用曲线下面积 (the area under the ROC curve, AUC) 为评价指标<sup>[15]</sup>，以假正类率 (false positive rate, FPR) 为横轴，真正类率 (true positive rate, TPR) 为纵轴，绘制得出 ROC 曲线。AUC 值越大，代表模型的预测结果和真实情况越接近，模型性能越好。本次模型训练获得的影像数据迁移学习预测结果的 AUC 值为 93.53% (图 5)。

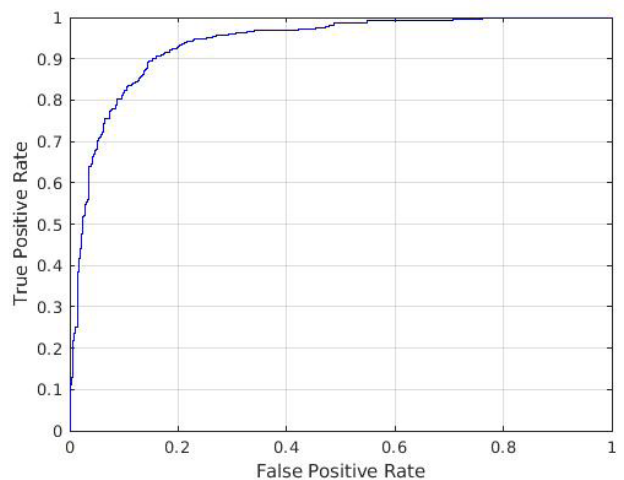


图5 训练结果AUC图  
Figure 5. The AUC diagram of training results

### 3 讨论

胸腔积液作为临床上常见的胸膜病变，最常见的病因是结核和肿瘤。近年，随着肺癌发病率的逐年上升，恶性胸腔积液病例也日趋增多。由于胸腔积液发展迅速且持续存在，患者常因大量积液的压迫出现严重呼吸困难，甚至死亡，故早期诊断胸腔积液对患者的治疗和预后十分重要。本研究随机抽取 MIMIC-CXR 数据库中阳性、阴性胸腔积液影像数据各 500 例作为数据集，使用迁移学习方法，以 ResNet 模型为基础实现胸腔积液分类的早期识别。

数据集包含的大量胸腔积液影像具有肺叶与胸壁间的积液程度、密度增高影、纵隔移位和肋间隙增宽等特征，有助于在临床上快速诊断胸腔积液。本研究基于 ResNet 模型提取了上述特征，对胸腔积液原始图像进行重复多次的训练，并经过数据增强后得到了 AUC 为 93.53% 的结果，表

明 ResNet 网络模型具有良好的性能。有研究也发现,利用 ResNet 网络模型与迁移学习的混合模式,可改善图像分类的准确性和鲁棒性<sup>[16]</sup>。

综上所述,基于模型的迁移学习方法实现了模型构建和数据训练的有效结合和增强,不仅优化了模型,避免了因标记样本过少可能导致的过拟合问题,且能得到较好的预测效果。因此,基于神经网络模型的医学影像训练迁移学习方法可为临床医生早期诊断胸腔积液提供一定的依据。

本研究存在一定局限,如实验训练时仅对胸腔积液进行了二分类,在图像处理上对同一病灶多个图像之间的相关性处理尚有不足,下一步可将二分类延伸至多分类多特征,实现对迁移学习的拓展和深入。

#### 参考文献

- 1 陈莹. 迁移学习: 教 AI 提取抽象知识 [N]. 科技日报, 2018-1-8(8).
- 2 刘靖雯, 黄理灿. 基于 Inception-ResNet-V2 的乳腺癌病理图像识别研究 [J]. 软件导刊, 2020, 19(5): 225-229. [Liu JW, Huang LC. Pathological image recognition of breast cancer based on Inception-ResNet-V2[J]. Software Guide, 2020, 19(5): 225-229.] DOI: 10.11907/rjdk.192019.
- 3 何雪英, 韩忠义, 魏本征. 基于深度学习的乳腺癌病理图像自动分类 [J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(12): 121-125. [He XY, Han ZY, Wei BZ. Breast cancer histopathological image auto-classification using deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(12): 121-125.] DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.1701-0392.
- 4 李莉, 黄韬, 王新宇, 等. 胸腔 X 射线影像数据库——MIMIC-CXR 数据探索 [J]. 中国循证心血管医学杂志, 2021, 13(6): 653-656, 660. [Li L, Huang T, Wang XY, et al. Thoracic X-ray image database-MIMIC-CXR data exploration[J]. Chinese Journal of Evidence-Based Cardiovascular Medicine, 2021, 13(6): 653-656, 660.] DOI: 10.3969/j.issn.1674-4055.2021.06.04.
- 5 Wu WT, Li YJ, Feng AZ, et al. Data mining in clinical big data: the frequently used databases, steps, and methodological models[J]. Mil Med Res, 2021, 8(1): 44. DOI: 10.1186/s40779-021-00338-z.
- 6 Yang J, Li Y, Liu Q, et al. Brief introduction of medical database and data mining technology in big data era[J]. J Evid Based Med, 2020, 13(1): 57-69. DOI: 10.1111/jebm.12373.
- 7 刘栋, 李素, 曹志冬. 深度学习及其在图像物体分类与检测中的应用综述 [J]. 计算机科学, 2016, 43(12): 13-23. [Liu D, Li S, Cao ZD. State-of-the-art on deep learning and its application in image object classification and detection[J]. Computer Science, 2016, 43(12): 13-23.] DOI: CNKI:SUN:JSJA.0.2016-12-004.
- 8 李炳臻, 刘克, 顾佼佼, 等. 卷积神经网络研究综述 [J]. 计算机时代, 2021, (4): 8-12, 17. [Li BZ, Liu K, Gu JJ, et al. Review of the researches on convolutional neural networks[J]. Computer Era, 2021, (4): 8-12, 17.] DOI: 10.16644/j.cnki.cn33-1094/tp.2021.04.003.
- 9 Alom MZ, Taha TM, Yakopcic C, et al. The history began from AlexNet: a comprehensive survey on deep learning approaches[J/OL]. (2018-09-12) [2021-09-17]. <https://arxiv.org/abs/1803.01164>.
- 10 Simonyan KZ. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J/OL]. (2015-04-10) [2021-09-17]. DOI: 10.1109/CVPR.2016.182.
- 11 Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al. Going deeper with convolutions[J/OL]. (2015-10-15) [2021-09-17]. DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298594.
- 12 He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[J/OL]. (2016-12-12) [2021-09-17]. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90.
- 13 增思涛, 曹永春, 林强, 等. 基于 ResNet 深度模型的 SPECT 肺灌注图像分类 [J]. 西北民族大学学报(自然科学版), 2020, 42(2): 27-35. [Zeng ST, Cao YC, Lin Q, et al. Classifying SPECT lung perfusion images based on ResNet models[J]. Journal of Northwest University for Nationalities (Natural Science), 2020, 42(2): 27-35.] DOI: 10.3969/j.issn.1009-2102.2021.02.006.
- 14 韩晓臻, 金冉, 李家辉, 等. 一种基于 ResNet 与迁移学习的小样本图像识别方法 [J]. 浙江万里学院学报, 2020, 33(6): 82-90. [Han XZ, Jin R, Li JH, et al. A small sample image recognition method based on ResNet and transfer learning[J]. Journal of Zhejiang Wanli University, 2020, 33(6): 82-90.] DOI: 10.13777/j.cnki.issn1671-2250.2020.06.014.
- 15 Becker AS, Mueller M, Stoffel E, et al. Classification of breast cancer in ultrasound imaging using a generic deep

- learning analysis software: a pilot study[J]. Br J Radiol, 2018, 91(1083): 20170576. DOI: [10.1259/bjr.20170576](https://doi.org/10.1259/bjr.20170576).
- 16 常冬霞, 王舒伟. 基于鲁棒回归度量学习的图像分类算法 [J]. 北京交通大学学报, 2021, 45(2): 119–126. [Chang DX, Wang SW. Robust regression metric learning algorithm for image classification[J]. Journal of

Beijing Jiaotong University, 2021, 45(2): 119–126.] DOI: [10.11860/j.issn.1673-0291.20200134](https://doi.org/10.11860/j.issn.1673-0291.20200134).

收稿日期: 2021 年 09 月 17 日 修回日期: 2021 年 10 月 27 日  
本文编辑: 李 阳 曹 越

引用本文: 黄夏璇, 黄韬, 袁师其, 等. 基于 MATLAB 的医学影像数据迁移学习的实现 [J]. 医学新知, 2022, 32(1): 33–39. DOI: [10.12173/j.issn.1004-5511.202109018](https://doi.org/10.12173/j.issn.1004-5511.202109018)  
Huang XX, Huang T, Yuan SQ, et al. Realization of medical image data transfer learning based on MATLAB[J]. Yixue Xinzhi Zazhi, 2022, 32(1): 33–39. DOI: [10.12173/j.issn.1004-5511.202109018](https://doi.org/10.12173/j.issn.1004-5511.202109018)