



基于神经网络的新冠肺炎诊断算法

陈奕丞

张真睿

裴宇

蔡如欣

2020年6月8日



目录

01

Part1: 项目背景

02

Part2: 算法设计及结果

03

Part3: 结论与展望



目录

Part1

项目背景



项目背景 | 新冠肺炎

➤ 新冠肺炎

新型冠状病毒肺炎 (Corona Virus Disease 2019, COVID-19) , 简称“新冠肺炎”。患者的临床表现主要是发热、乏力和干咳, 而鼻塞、流涕等上呼吸道症状较少见, 会出现缺氧低氧状态。

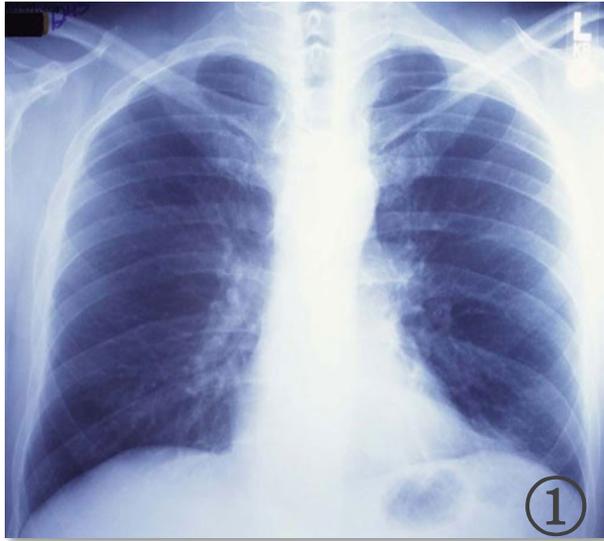
➤ 肺部影像在诊断中

帮助一线医生快速准确地获取结果, 提高筛查诊断能力。

➤ 肺部影像在解除隔离检查中的关键作用

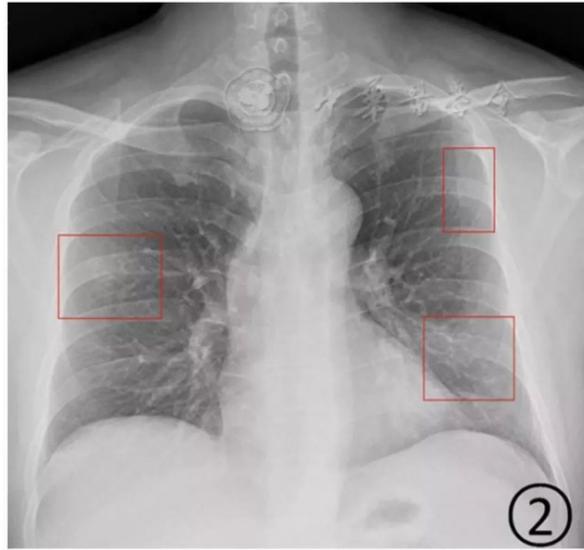
2020年2月19日国家卫生健康委员会发布了《新型冠状病毒肺炎诊疗方案(试行第六版)》, 提到解除隔离标准需满足4个条件, 其中包括: **肺部影像学**显示急性渗出性病变明显吸收好转。

项目背景 | 新冠肺炎胸部X光片的特征



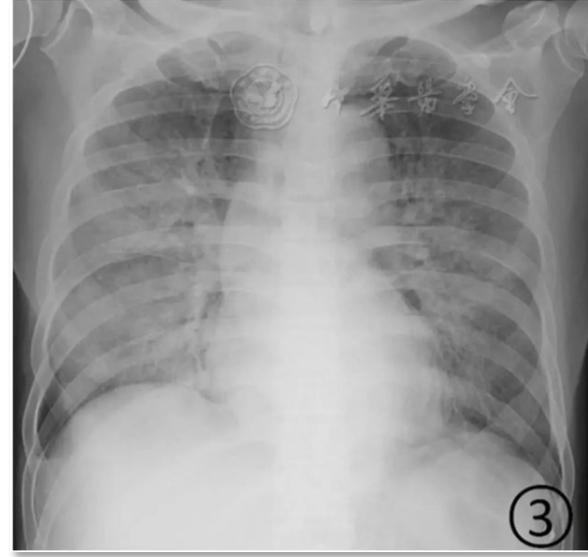
正常

肺野表现为充满气体、均匀一致的透明区域。



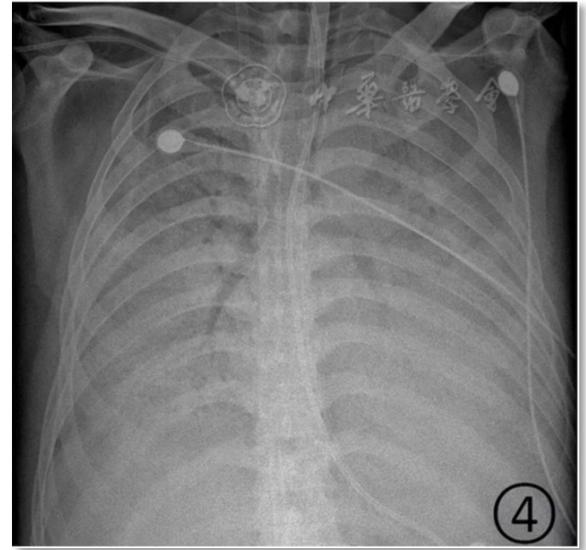
早期

两肺中外带和胸膜下的局限性斑片状或多发节段性片状阴影。



进展期

双肺多发实变影，部分融合成大片状实变，呈大片状磨玻璃阴影；胸膜部分增厚以及膈角变钝提示少量胸腔积液。



重症期

双肺弥漫性实变，肺门旁空气支气管征，呈“白肺”表现。



项目背景 | AI+医学影像

➤ 单靠阅片很难区分新冠肺炎和普通病毒性肺炎，如何鉴别？

- ✓ X光平片相比于CT的优点
 - 快捷、简便、经济，是疾病初筛的首选检查方式。
 - 空间分辨率较高，可以记录肺部的大体病变，如肺部炎症、肿块、结核等。



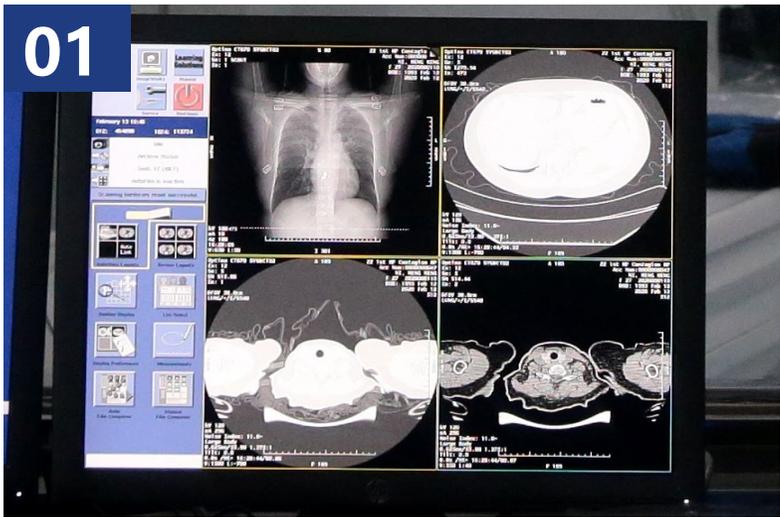
✓ 人工智能+医学影像（胸部X光片）



- ✓ 优势
 - 提高诊断、筛查效率，为医务人员减轻工作负担。
 - X光平片空间分辨率高，故与AI结合的优势明显，可充分利用空间中的所有信息。不依赖医生经验，即可鉴别普通病毒性肺炎和新冠肺炎。

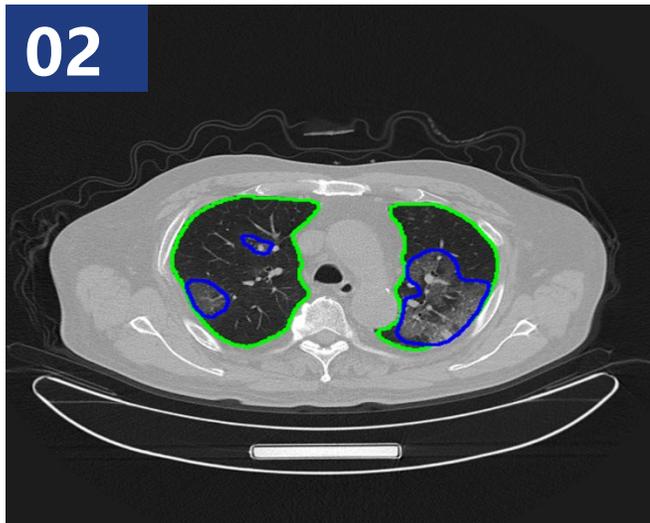
项目背景 | 研究现状

01



达摩院联合阿里云针对新冠肺炎临床诊断，突破了训练数据不足的局限，基于5000多个病例的CT影像样本数据，学习训练样本的病灶纹理，研发了全新的AI算法模型。通过NLP自然语言处理回顾性数据、使用CNN卷积神经网络训练CT影像的识别网络，AI可以在20秒内准确地对新冠疑似案例CT影像做出判读，分析结果准确率达到96%。

02



“腾讯觅影”AI辅助诊断新冠肺炎的解决方案，在患者CT检查后最快2秒就能完成AI模式识别，1分钟内即可为医生提供辅助诊断参考。同时，对新冠肺炎的影像识别模型做了针对性优化，对肺炎病灶区域进行精确图像分割，提供肺炎病灶定量分析，帮助医生准确评判患者肺炎的严重程度及其发展过程。

03



uAI新冠肺炎智能辅助分析系统由联影集团人工智能子公司联影智能提供，是业界首款综合肺炎整体与局部影像特征、根据肺炎影像精确分诊的AI全流程解决方案。该平台能检测到微小的、不明显的疑似病灶，助力医生对疑似病例进行有效筛查、甄别。针对确诊病患，系统能够进行分级评估，获得“新冠肺炎严重指数”，进而结合临床指征，按危重程度对病人进行分诊，制定科学有效的治疗方案。



我们的工作





目录

Part2

算法设计及结果



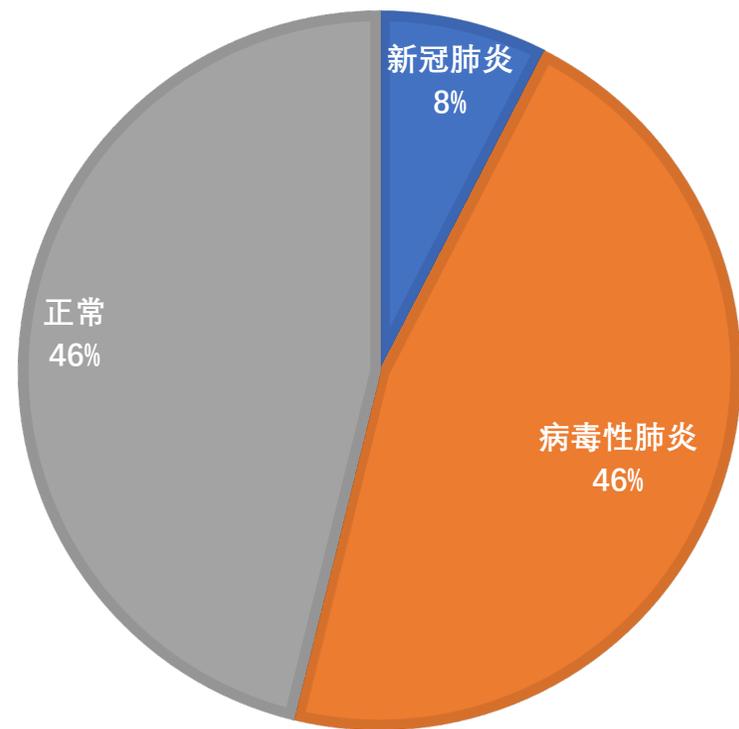
基准模型 | CNN



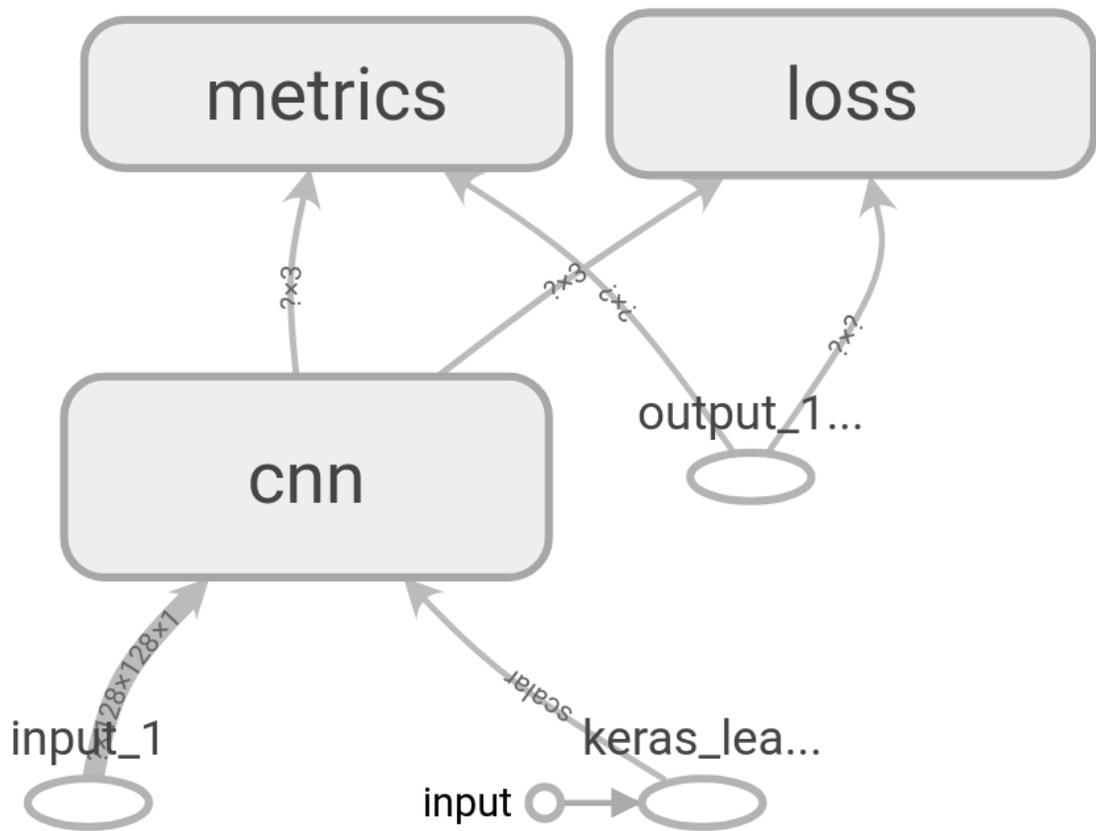
数据集*	
新冠肺炎病例	219
普通病毒性肺炎病例	1345
正常	1341

数据集中各类别占比

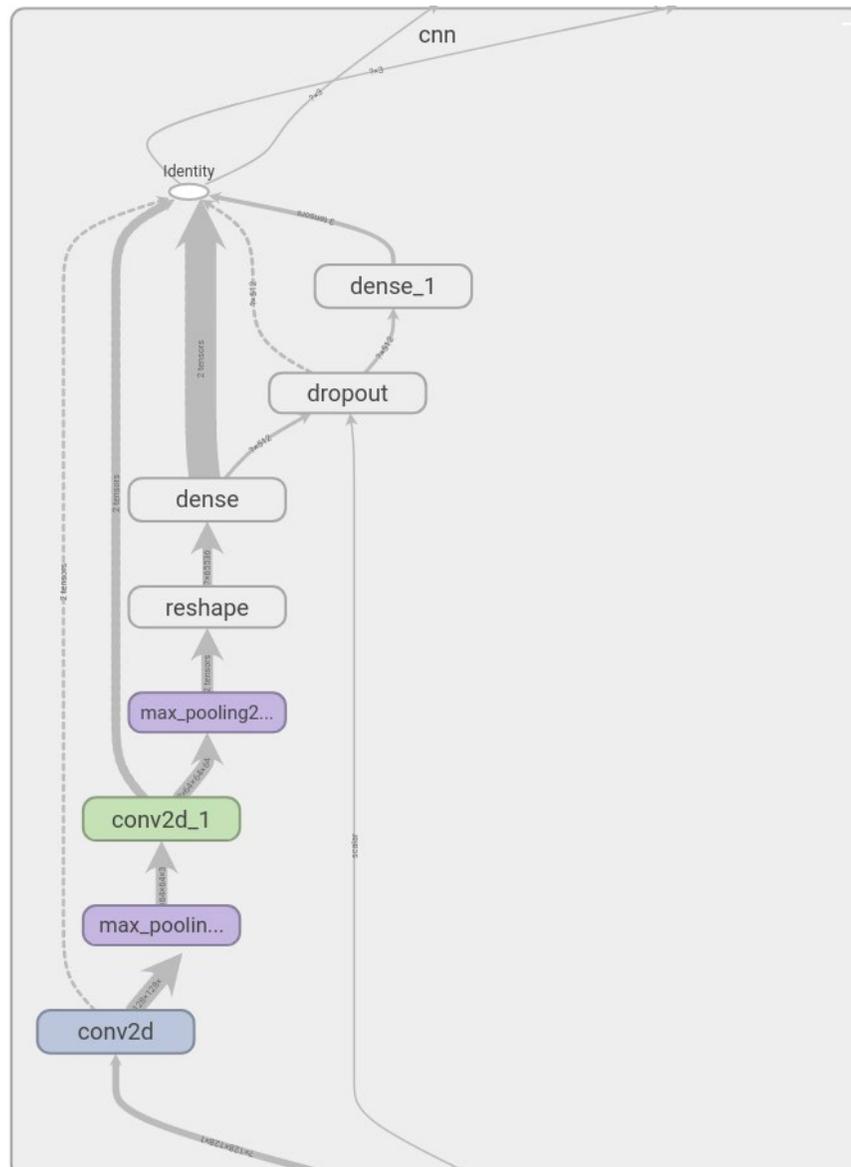
■ 新冠肺炎 ■ 病毒性肺炎 ■ 正常



基准模型 | CNN



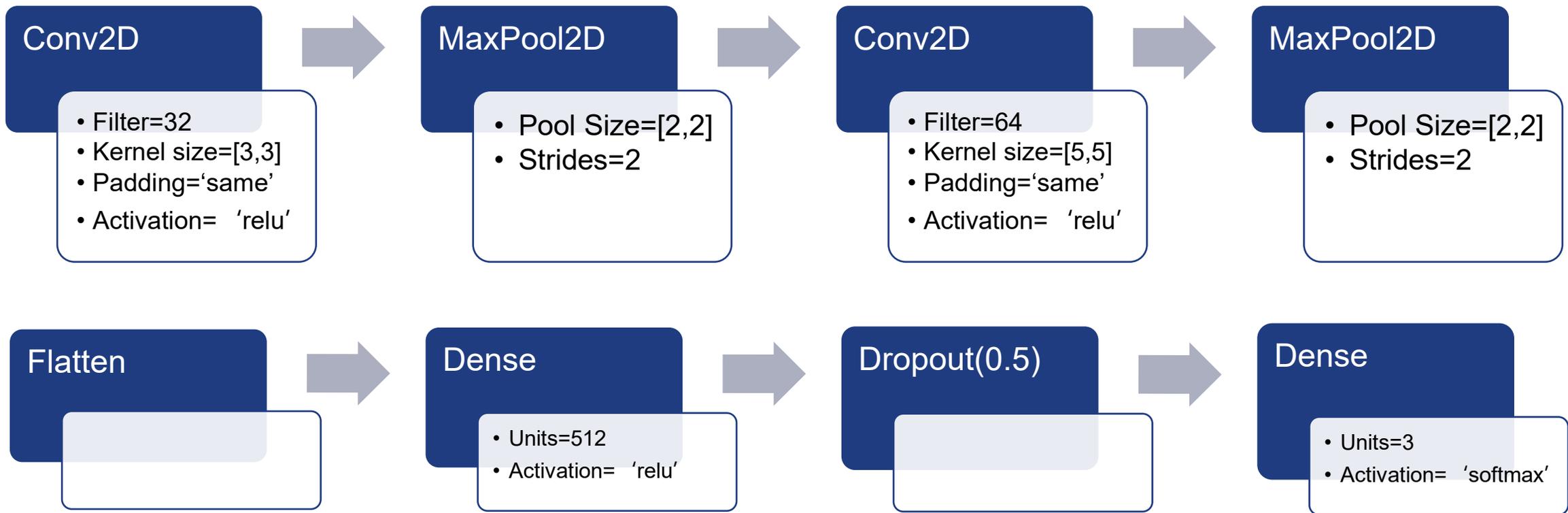
程序结构图



数据流图



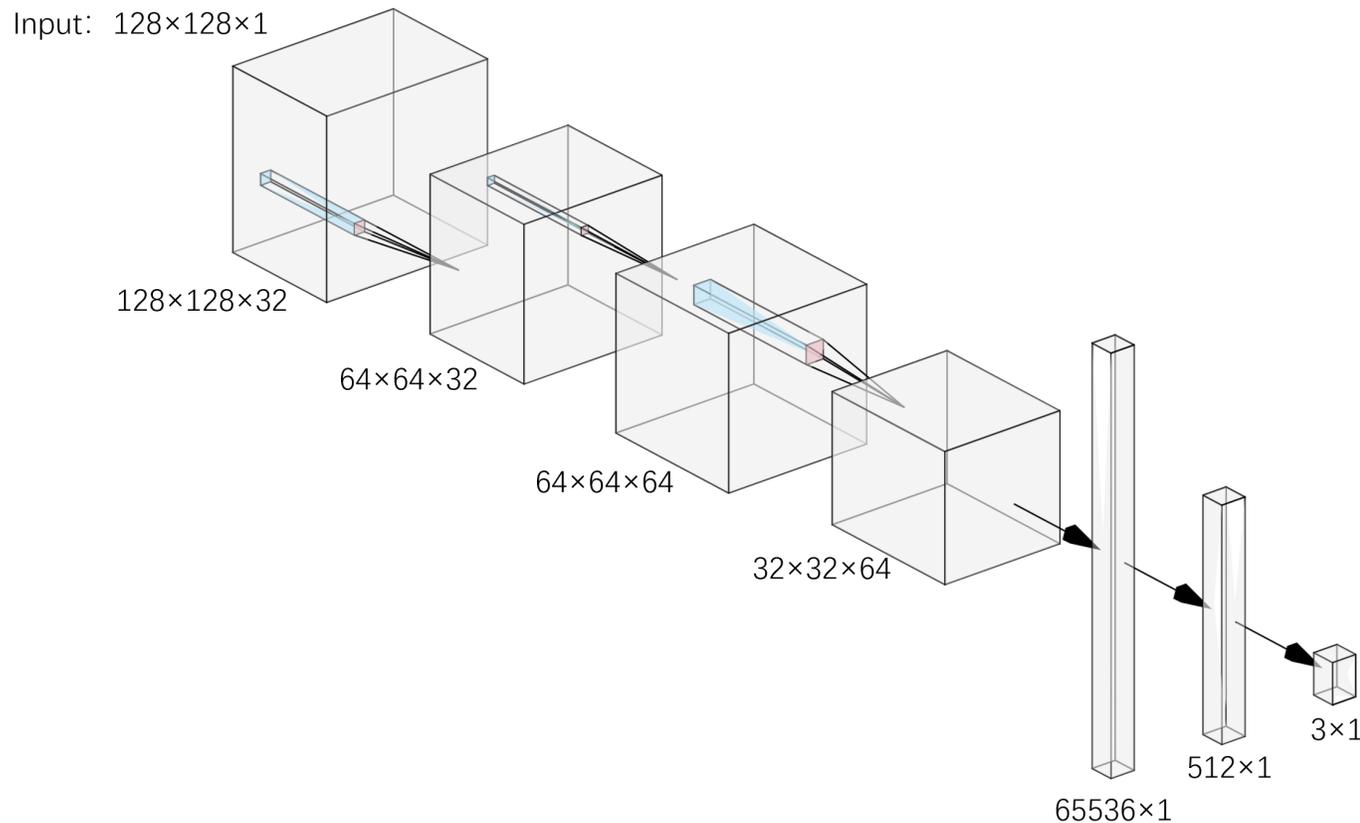
基准模型 | CNN



神经网络算法流程图



基准模型 | CNN



模型表现

测试集准确性	96.90%
参数数目	33,608,067
训练时间(s)	473s
硬件平台	i5-7300HQ, Geforce940MX

优势：轻量化(memory < 2G)

不足：准确率有待提升



改进方案

01

Transfer learning

采用ResNet、DenseNet等多种模型，利用学习率衰减，准确率达到 **98%**

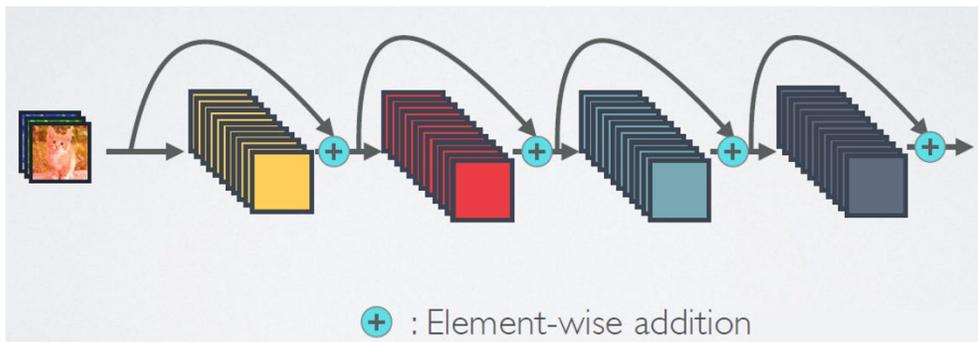
02

Ensemble learning

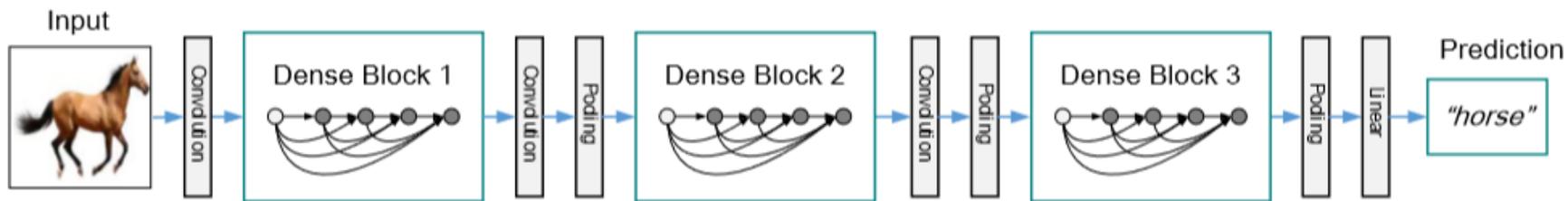
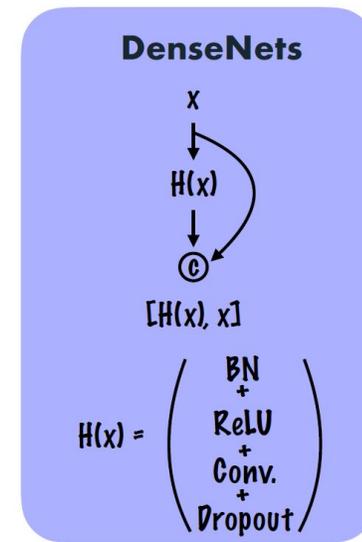
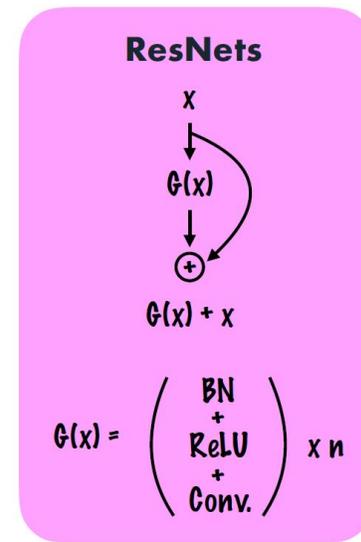
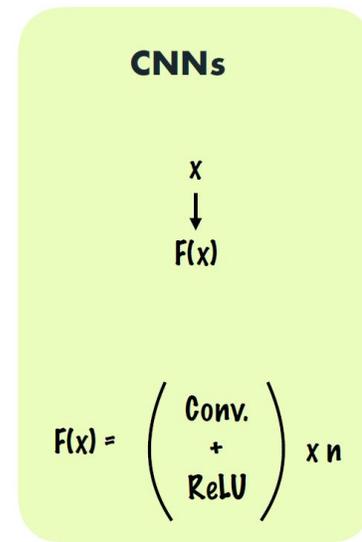
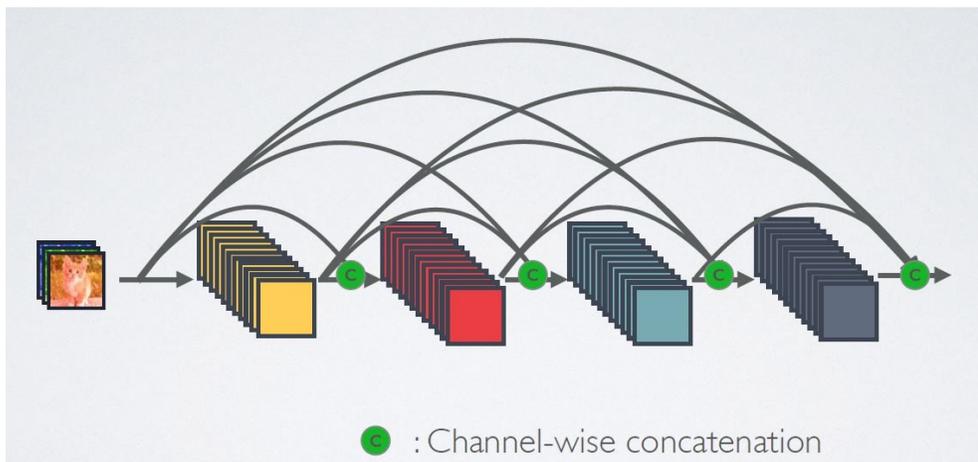
集成了ResNet50、InceptionResNetV2、DenseNet121三个模型，并加入了class weight，识别新冠肺炎类别精确率和召回率达到 **100%**

模型改进 | 模型框架

ResNet

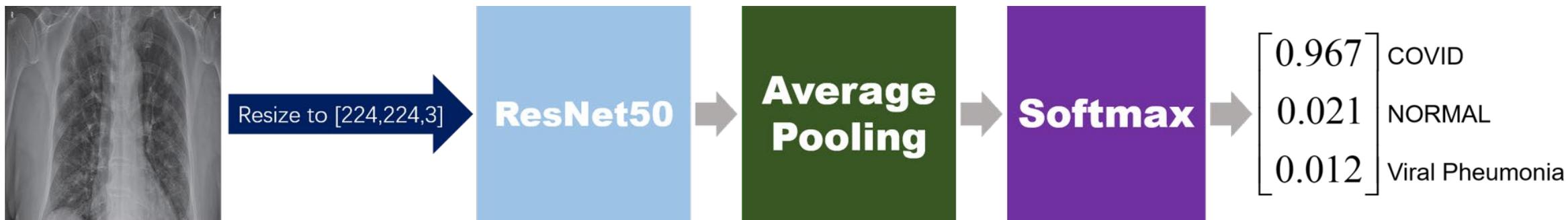


DenseNet





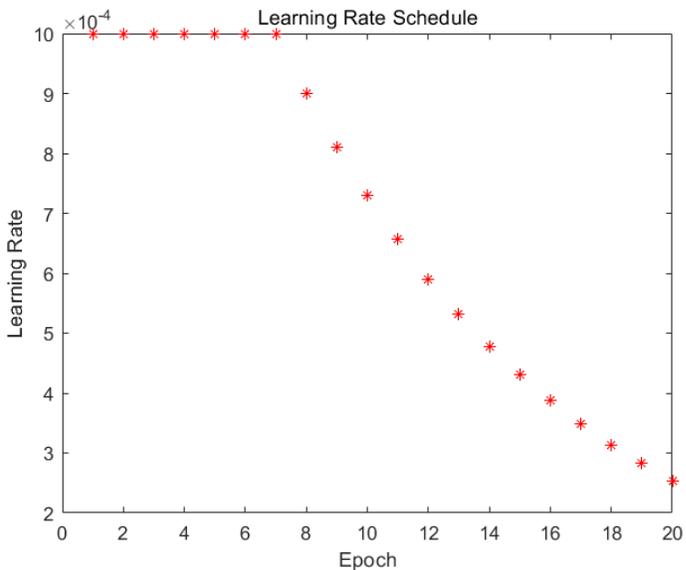
模型改进 | Transfer learning



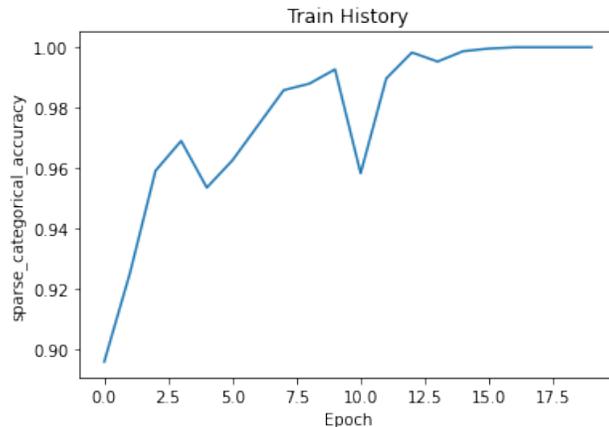
模型结构 (以ResNet50为例)



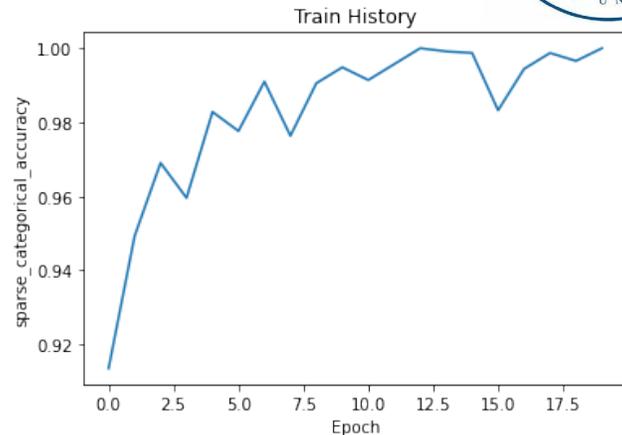
模型改进 | Transfer learning



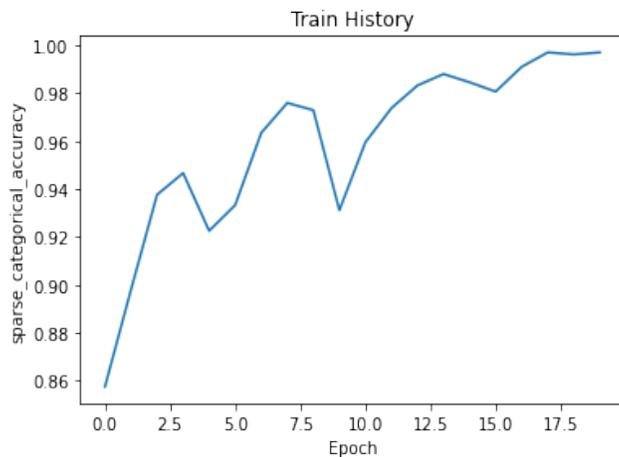
为了避免训练过程后期难以收敛，加入了**学习率衰减**



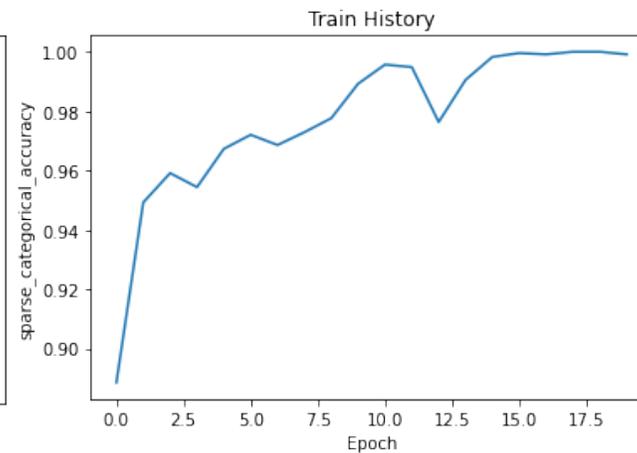
ResNet50



InceptionResNetV2



DenseNet121



Xception

训练过程



在测试集上模型的表现

Model	accuracy	weighted_precision	weighted_recall	weighted_f1	Total params
ResNet50	0.988	0.9879	0.988	0.9879	23.6M
InceptionResNetV2	0.9845	0.9846	0.9796	0.9796	54.3M
DenseNet121	0.9811	0.9811	0.9811	0.9811	7.0M
ResNet101V2	0.9742	0.9751	0.9742	0.9743	42.7M
Xception	0.9707	0.9708	0.9707	0.9707	20.9M



模型改进 | Ensemble learning

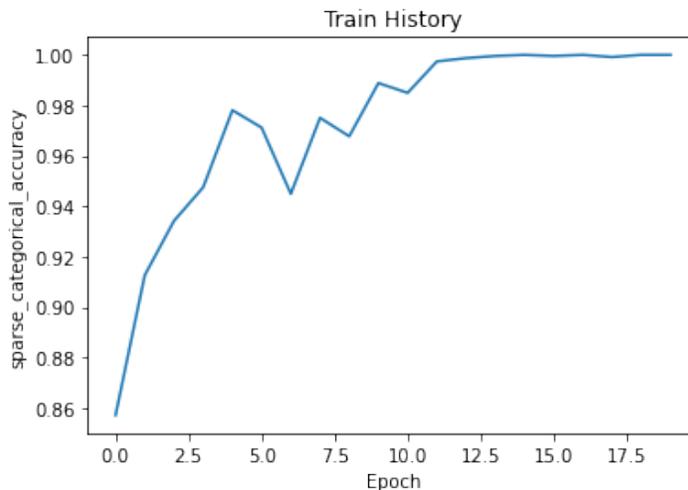
三种模型

ResNet50+ InceptionResNetV2+ DenseNet121

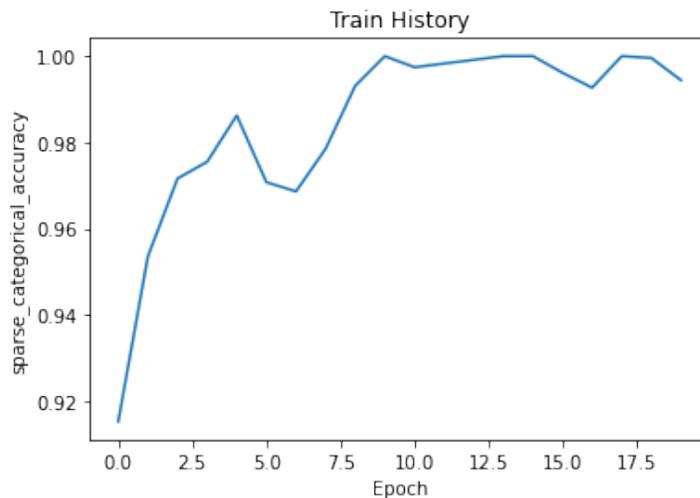
权重分配

根据数据集中类别的分布，权重分配为：

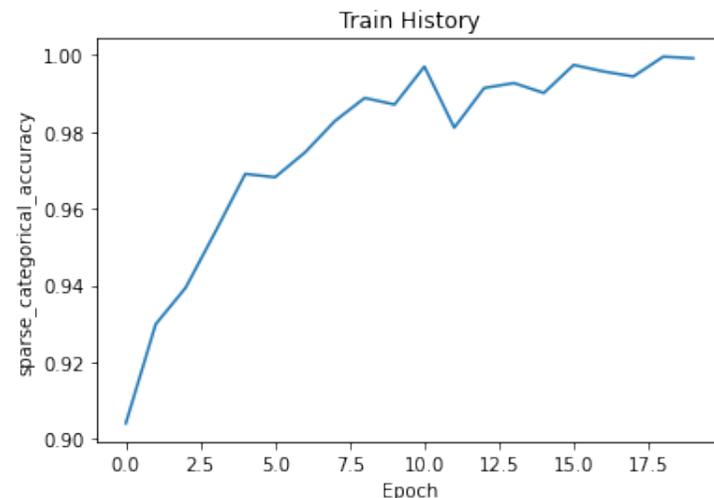
COVID: NORMAL:Viral Pneumonia=3:1:1



ResNet50



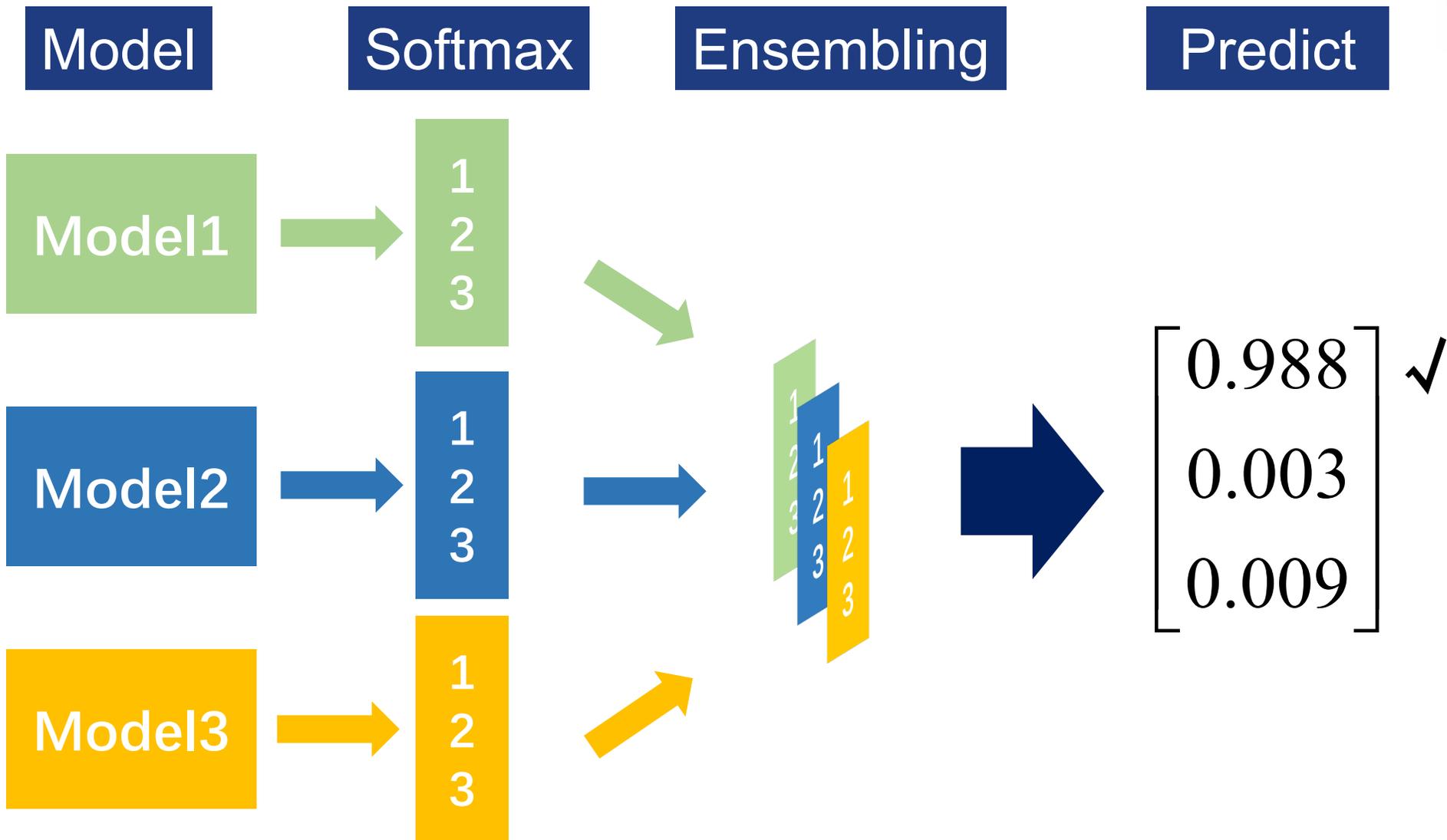
InceptionResNetV2



DenseNet121



模型改进 | Ensemble learning





模型改进 | Ensemble learning

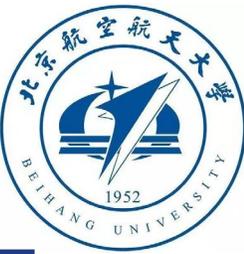
	precision	recall	F1-score	support
COVID-19	1.0000	1.0000	1.0000	38
NORMAL	0.97535	0.98929	0.98227	280
Viral Pneumonia	0.98842	0.97338	0.98084	263
accuracy			0.98279	581
macro avg	0.98792	0.98756	0.98770	581
Weighted avg	0.98288	0.98279	0.98278	581



目录

Part3

结论与展望



项目总结

基准模型

- CNN
- memory < 2G
- 准确率: 96.9%

Transfer learning

- 5种模型
- 学习率下降
- 准确率达到
98.8%

Ensemble learning

- 3种模型
- 加入class weight
- 精确率和召回率达到
100%



项目展望

扩展数据集



无监督学习



目标检测与分割



细粒度图像分类
——判断患病严重程度

谢 谢

基于神经网络的新冠肺炎诊断算法

陈奕丞

数据处理，模型训练与调参，
CNN模型设计，迁移学习，集成
学习，PPT制作

张真睿

代码调试，模型训练与调参，
迁移学习，PPT统筹与设计，
PPT制作

裴 宇

数据集搜集，数据处理，研究现
状调研，迁移学习、PPT制作

蔡如欣

数据集搜集，新冠肺炎病理特
征调研，PPT制作