**Automatic Detection of Coronavirus Disease (COVID-19) Using X-ray Images and Deep Convolutional Neural Networks**

<https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2003/2003.10849.pdf>

Os autores propõem a técnica de Transfer-Learning nas redes ResNet50, InceptionV3 e InceptionResNetV2.

O banco de dados utilizado é muito limitado, contendo apenas 100 amostras, sendo metade casos confirmados de covid-19. Este fato leva à claros problemas com as analises de performance feitas pelos autores, por exemplo, todas as redes tiveram acurácia acima de 96%. Na análise de acurácia ao decorrer das épocas de treinamento é visível o overfitting da rede ResNet50, pois com 2/3 das épocas, a rede alcança valores muito próximos de 1 e segue sem alterações.

Outro problema com o banco de dados pequeno foi a divisão randómica para treino e teste, o que pode levar a poucas amostras positivas/negativas na fase de teste. Entretanto, os autores apresentam 10 amostras e positivas e 10 amostras negativas, contrariando a afirmação de que a divisão é randómica.

A métrica ROC-AUC das redes ResNet50 e InceptrionV3 é igual a unidade, o que sugere a perfeição da capacidade de classificação da rede, mas há evidencias contra isso, conhecidamente, mesmo na metodologia de Transfer-Learning, os modelos de Deep Learning precisam de muitas vezes a quantidade de dados do que foi utilizado pelos autores.

**COVID-19 Screening on Chest X-ray Images Using Deep Learning based Anomaly Detection**

<https://arxiv.org/pdf/2003.12338.pdf>

Os autores utilizam uma técnica diferente das convencionais das redes convolucionais. Há três agentes da rede:

‘Backbone Network’, é a parte de extração de características de imagem da rede ResNet18.  
‘Classification Head’, estruturalmente, consistem em uma camada de convolução, logo na saída do agente Backbone, seguido por uma rede MLP com uma camada escondida com 100 neurónios e a camada de saída com um único neurónio, ativado pela função sigmoide, gerando um score de classificação. Para otimização se utilizou binary cross-entropy  
‘Anomaly detection head’, segue o mesmo padrão estrutural que o agente de classificação, trabalhando em paralelo, mas com propósito diferente. Aqui, há o intuito de se gerar um score de anomalias, e, depois, realimentar a rede Backbone. O score é calculado com base em métodos estatísticos, infelizmente, ainda estão fora do meu conhecimento, portanto, não serei capaz de explicar.

A classificação final é feita com base nos scores de classificação e anomalia, que gera uma espécie de média. Está média é comparada com um valor limiar, se maior, classifica-se como positivo, se menor, como negativo para covid-19.

O valor limiar é bem experimentado pelos autores, ajustando-se este valor, se tem diferentes performances para positive e negative rate, sensitivity e specificity. O que é muito importante para um algoritmo que busca o auxílio no diagnóstico, pois gera diferentes taxas de falsos positivos e falsos negativos, tendo grande consequências.

Os autores escolheram um valor de limiar que reduzisse a taxa de falsos negativos, T = 0.15, pois este caso não seria retestado, já o falso positivo seria descartado posteriormente por algum outro tipo de diagnóstico.

A performance da rede ficou com a taxa de falsos positivos em 4%, sensitivity de 96.00% e specificity de 70.65%.

Os agentes com a MLP foram testados com a métrica ROC-AUC, e tiveram scores de 95,13% para classificação, contra uma rede somente de classificação de 91,72%. Já o outro agente, anomalia, obteve 95,13% contra uma rede somente de detecção de anomalias de 93,43%.

O modelo foi inspirado por este artigo: <https://arxiv.org/pdf/1911.08623.pdf>, mais detalhes sobre o agente de detecção de anomalias podem ser consultadas.

Há a utilização do Grad-CAM, para visualização de quais foram as características da imagem que mais influenciaram a classificação por meio de um heatmap.

**Covid-19: Automatic detection from X-Ray images utilizing Transfer Learning with Convolutional Neural Networks**

<https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2003/2003.11617.pdf>

Outro artigo que utiliza a técnica de transfer-learning.

O dataset consiste em casos de covid-19, pneumonia e pulmões saudáveis. Totalizando 1427 imagnes.

Os autores utilizam 5 redes, VGG19, Mobile Net, Inception, Xception e Inception ResNet v2. As três últimas foram descartadas devido ao baixo valor de Sensitivity causado, provavelmente, pela divisão treino-teste.

Os autores utilizam duas métricas de acurácia, uma para todas a classes, 2-class, e outra apenas para a covid, 3-class.

Network, Accuracy 2-class, Accuracy 3-class, Sensitivity, Specificity

VGG19 98.75 93.48 92.85 98.75

Mobile Net 97.40 92.85 99.10 97.09

**Correlation of Chest CT and RT-PCR Testing in Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) in China: A Report of 1014 Cases**

<https://pubs.rsna.org/doi/pdf/10.1148/radiol.2020200642>

Não se trata de um artigo de redes neurais. É um estudo relacionando a eficácia de dois métodos de diagnóstico do covid19, RT-PCR, reverse-transcription polymerase chain reaction, e chest CT.

O estudo mostra a eficiência de cada método em decorrência do tempo de infecção do paciente e relacionando, ainda, a eficácia de cada método, sensitivity. Com isso, traça uma metodologia de como utilizar as ferramentas para alcançar o diagnóstico mais acertado.

**COVID-19 Image Data Collection**

<https://arxiv.org/pdf/2003.11597.pdf>

Artigo original do banco de imagens utilizado por vários artigos, COVID-19 por Cohen. Todas as imagens têm informações extras como idade, tempo de contaminação, sexo, localização, etc.

O banco pode ser baixado em: <https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset>