**COVIDX-Net: A Framework of Deep Learning Classifiers to Diagnose COVID-19 in X-Ray Images**

<https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2003/2003.11055.pdf>

A rede busca a classificação de casos de convid19 por meio de vários modelos de CNNs, VGG19, InceptionV3, DenseNet121, ResNetV2, Inception-ResNet-V2, Xception e MobileNetV2.

A metodologia empregada, creio eu, é Transfer-Learning. Ou seja, a rede COVIDX-Net apenas organiza as diferentes CNN para trabalharem com a mesma entrada, mas de forma independente.

O melhor resultado foi o da VGG19/DenseNet201 com média de 0.915, 0.9 e 0.9 para precisão, recall e F1-score, respectivamente.

Achei um trabalho demasiado simples, com detalhes que sugerem que foi feito com pressa e sem esmero.

**Comparison of Deep Learning Approaches for Multi-Label Chest X-Ray Classification**

<https://arxiv.org/pdf/1803.02315.pdf>

O artigo busca a categorização de imanges de raio-X em quatorze tipos de doença e outra categoria ‘no finding’. O dataset utilizado foi o ChestX-ray14, contendo 112,120 imagens de 30,805 pacientes.

Os autores utilizam como estrutura base as redes ResNet-38/50/101. Com duas técnicas denominadas Off-the-Shelf e Fine-Tunning. A primeira, consiste no treino apenas das últimas duas camadas, Transfer-Learning, já a segunda, Fine Tunning, consiste no treino de todas as camadas da rede, mantendo a estrutura das camadas de convolução, maxpooling e Dense.

Outra modelagem é feita visando o aumento da resolução das imagens, assim, outra rede surge, ainda baseada na ResNet. Essa, admite a imagem de entrada duas vezes maior que a rede original. Os autores esperavam que com uma resolução maior, mais detalhes seriam passíveis de aprendizado pela rede.

A última variante desenvolvida pelos autores torna possível a inserção de informações ‘non-image’, como por exemplo, idade e genero. A inserção destas informações na rede ocorre logo depois da última camada de extração de características da imagem, apenas concatenando as características pessoais ao vetor ‘image feature’ produzido pelos métodos convolucionais e afins.

Os hiperparâmetros variam de acordo com a variante da rede. Não listarei.

Ainda sobre a rede contendo características ‘non-image’. O incremento de performance da rede sem tais características para a com foi pequeno, para tal avaliação os autores utilzaram uma variante de rede pré-treinada, sem os elementos ‘non-image’ para classificar as imagens de raio-X nas categorias genero e regressão idada. As redes desta tarefa alcançaram altos valores métricas de performance, evidenciando que a rede é capaz por si só de extrair essas informações das imagens, por isso, a adição de idade e genero, por exemplo, não geraram grande incremento, apesar de atingirem melhores resultados. **(Fato interessante para estudo no problema das estrelas**).

Uma ferramenta do state-of-the-art foi utilizada, Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM), que possibilita a fácil interpretação das caracteristicas da rede que mais influenciaram a classificação. A representação é feita por um plot heatmap.

Os autores ainda evidenciam que os melhores resultados em classificação no campo das imagens de raio-X na literatura são alcançados com redes treinadas apenas com essa categoria de imagens, diferentemente da ResNet original que é treinada no dataset ImageNet.

Não listarei todas as metricas para as variações da rede, pois cada categoria possui sua própria avaliação, mas em geral o ROC-AUC das categorias está contido no intervalo de 0.75 a 0.91.

Por fim, é relatado que a variante ResNet-38-large-meta atingiu o state-of-the-art em cinco categorias as quatorze. Também é discutido a problemática da utilização do dataset ChestX-ray14 no treino das redes que podem ser utilizadas no auxilio de diagnósticos.

O artigo é muito bem escrito, com um conteúdo excelente. Vale a pena a leitura. Se o nosso for 60% do que este é, ficarei muito contente.

**A Critic Evaluation of Methods for COVID-19 Automatic Detection from X-Ray Images**

Sem link, mas tenho o arquivo.

O artigo busca evidenciar o problema da utilização de diferentes datasets para o treino das redes, pois isso implica em diferentes contrastes, tons de cinza, ou seja, diferentes características de cada banco devido a metodologia e maquinário empregado em cada banco de imagens.

Os autores utilizaram quatro datasets diferentes, National Institute of Health, Chexpert, Kaggle e covid-19 por Cohen.

Todas as imagens de raio-X tiveram a inserção de um retângulo preto cobrindo os pulmões, para evitar que a rede tirasse qualquer informação sobre eles. Então a rede AlexNet foi treinada se utilizando o método Fine Tunning.

A performance da rede foi feita através da métrica ROC-AUC e obteve valores muito próximos da unidade, os valores ideais seriam próximos à 0.5, mostrando caráter randómico. Este fato comprova que as redes podem sofrer com bias gerados por diferentes bancos de imagens. Portanto, urge-se a necessidade de uma metodologia que possibilite a utilização de diferentes bancos, pois ainda não há dados suficientes em apenas um banco para o treino e avaliação de CNNs. E como mencionado no artigo anterior, os melhores resultados são atingidos se treinando as redes apenas com imagens de raio-X.