

Detectando casos de COVID a partir de imagens de Tomografia

Eric Sticchi Zambom

Juliana Félix Carvalho

Resumo

O SARS-CoV-2 é um novo coronavírus, responsável pela pandemia de COVID-19, o qual já infectou e causou a morte de milhares de pessoas em todo o mundo. Neste artigo exploramos um método de CNN (Convolutional Neural Network), onde analisamos as tomografias computadorizadas de pacientes reais em hospitais do estado de São Paulo para a identificação de infectados pelo SARS-CoV-2.

Palavras-chave: COVID-19, CNN, Tomografias.

Abstract

SARS-CoV-2 is a novel coronavirus responsible for the COVID-19 pandemic, which has already infected and caused the death of thousands of people worldwide. In this article, we explore a CNN (Convolutional Neural Network) method, where we analyze computed tomography scans of real patients in hospitals in the state of São Paulo to identify those infected with SARS-CoV-2.

Keywords: COVID-19, CNN, Tomography scans.

COVID-19

De acordo Nogueira (2020) o coronavírus SARS-CoV-2 é o agente etiológico da COVID-19, uma doença altamente infecciosa que afeta principalmente o trato respiratório inferior, cujos primeiros casos foram relatados na China em 2019. Desde então, o vírus se espalhou por todo o mundo, causando uma pandemia que resulta em consequências catastróficas para a saúde e a economia globais, além dos milhões de mortes e sequelas permanentes em muitos sobreviventes, especialmente em países em desenvolvimento como o Brasil.

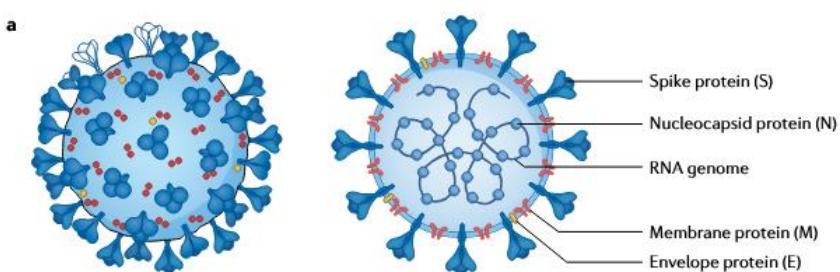


Figura 1 - Estrutura Sars-CoV-2
Fonte: Adaptado de LAMERS, Mart M (2022)

Dados Utilizados

De acordo com Soares...(2020) este conjunto de dados (dataset) de tomografia computadorizada (TC) de acesso público para SARS-CoV-2, contém 1252 exames de TC positivos para infecção por SARS-CoV-2 (COVID-19) e 1230 exames de TC de pacientes não infectados por SARS-CoV-2, totalizando 2482 exames de TC. Esses dados foram coletados de pacientes reais em hospitais de São Paulo, Brasil.

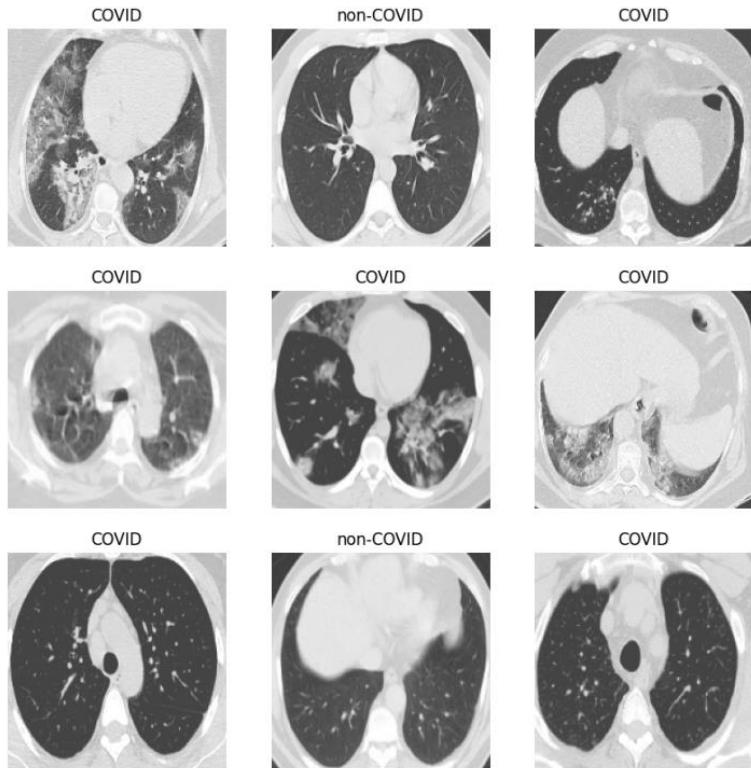


Figura 2 - Amostra das Imagens do Dataset

Fonte: Soares...(2020)

Pré-Processamento de Imagens e Data Augmentation

Segundo WANG, Jason...(2017) as transformações tradicionais consistem em usar uma combinação de transformações afins para manipular os dados de treinamento. Portanto, para cada imagem de entrada iniciamos o processo de “*Data Augmentation*”, que consiste em aumentar artificialmente os dados do dataset. Geramos outras imagens “duplicadas” que são deslocadas, ampliadas/reduzidas, rotacionadas ou invertidas. Tanto a imagem quanto suas duplicatas são inseridas na rede neural, como resultado para um conjunto de dados de tamanho N, geramos um conjunto de dados de tamanho 10N.

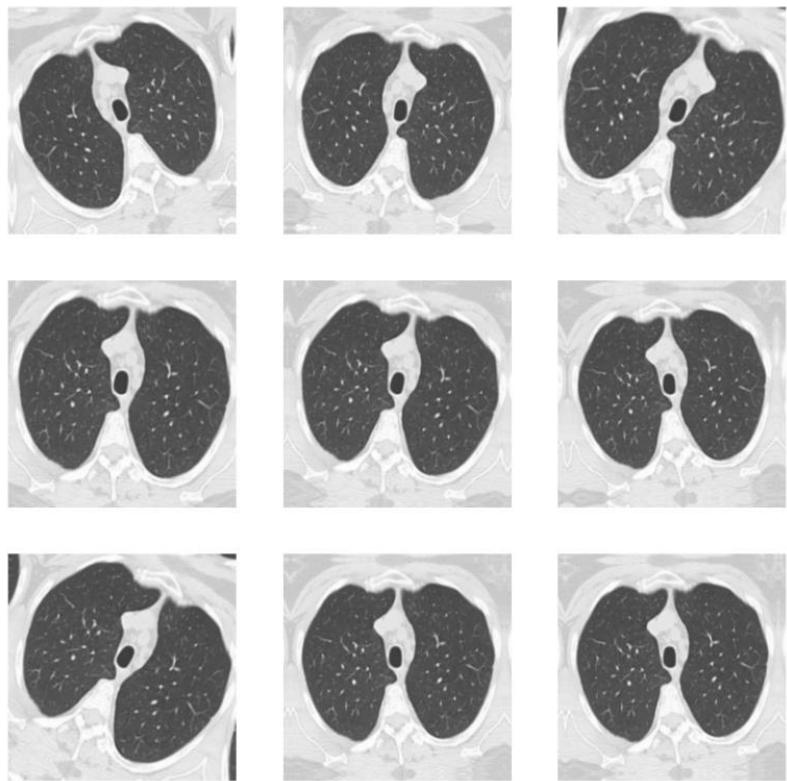


Figura 3 – Data augmentation (transformações simples)
Fonte: Própria/Soares...(2020)

CNN (Convolutional Neural Network)

Em concordância com LEE, Hagyeong...(2019) utilizamos uma separação de treinamento para o modelo de 0.2 (20%) para validação e 0.8 (80%) para o treinamento.

Dada a natureza simples de um classificador de imagens com apenas 2 parâmetros, as limitações propostas pelo ambiente de execução (Google Colab) e a falta de orçamento para a utilização de uma GPU (Graphics Processing Unit) dedicada, montamos uma rede neural estruturada como demonstrada na figura 4.

Model: "sequential_3"

Layer (type)	Output Shape	Param #
rescaling_4 (Rescaling)	(None, 250, 250, 3)	0
conv2d_6 (Conv2D)	(None, 250, 250, 16)	448
max_pooling2d_6 (MaxPooling2D)	(None, 125, 125, 16)	0
conv2d_7 (Conv2D)	(None, 125, 125, 32)	4,640
max_pooling2d_7 (MaxPooling2D)	(None, 62, 62, 32)	0
conv2d_8 (Conv2D)	(None, 62, 62, 64)	18,496
max_pooling2d_8 (MaxPooling2D)	(None, 31, 31, 64)	0
flatten_2 (Flatten)	(None, 61504)	0
dense_4 (Dense)	(None, 128)	7,872,640
dense_5 (Dense)	(None, 2)	258

Total params: 7,896,482 (30.12 MB)

Trainable params: 7,896,482 (30.12 MB)

Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Figura 4 – Estrutura inicial da CNN

Fonte: Própria

Foi observado, através de uma análise dos resultados dessa estrutura da CNN inicial que o modelo apresentava sinais clássicos de overfitting, e para evitar esse problema foram tomadas algumas medidas:

- Utilização do “data augmentation”;
- Adição de uma camada de Dropout (Figura 5), que é uma técnica de regularização em redes neurais que desativa aleatoriamente uma porcentagem de neurônios durante o treinamento, forçando a rede a não depender de conexões específicas, prevenindo o overfitting e melhorando a generalização.

Model: "sequential_5"

Layer (type)	Output Shape	Param #
sequential_4 (Sequential)	(None, 250, 250, 3)	0
rescaling_5 (Rescaling)	(None, 250, 250, 3)	0
conv2d_9 (Conv2D)	(None, 250, 250, 16)	448
max_pooling2d_9 (MaxPooling2D)	(None, 125, 125, 16)	0
conv2d_10 (Conv2D)	(None, 125, 125, 32)	4,640
max_pooling2d_10 (MaxPooling2D)	(None, 62, 62, 32)	0
conv2d_11 (Conv2D)	(None, 62, 62, 64)	18,496
max_pooling2d_11 (MaxPooling2D)	(None, 31, 31, 64)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 31, 31, 64)	0
flatten_3 (Flatten)	(None, 61504)	0
dense_6 (Dense)	(None, 128)	7,872,640
dense_7 (Dense)	(None, 2)	258

Total params: 7,896,482 (30.12 MB)

Trainable params: 7,896,482 (30.12 MB)

Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Figura 5 - Estrutura final da CNN

Fonte própria

O modelo final foi treinado por 50 épocas (como mostrado na figura 6), com as imagens fixadas em um tamanho de 250 x 250 pixels.

```

Epoch 31/50
63/63 214s 3s/step - accuracy: 0.8910 - loss: 0.2508 - val_accuracy: 0.9093 - val_loss: 0.2134
Epoch 32/50
63/63 202s 3s/step - accuracy: 0.8868 - loss: 0.2454 - val_accuracy: 0.8730 - val_loss: 0.2449
Epoch 33/50
63/63 171s 3s/step - accuracy: 0.8844 - loss: 0.2551 - val_accuracy: 0.8548 - val_loss: 0.3329
Epoch 34/50
63/63 162s 3s/step - accuracy: 0.7578 - loss: 0.5598 - val_accuracy: 0.7117 - val_loss: 0.5304
Epoch 35/50
63/63 210s 3s/step - accuracy: 0.7369 - loss: 0.5394 - val_accuracy: 0.8831 - val_loss: 0.2882
Epoch 36/50
63/63 201s 3s/step - accuracy: 0.8792 - loss: 0.2934 - val_accuracy: 0.8810 - val_loss: 0.2604
Epoch 37/50
63/63 169s 3s/step - accuracy: 0.8767 - loss: 0.2861 - val_accuracy: 0.8891 - val_loss: 0.2514
Epoch 38/50
63/63 162s 3s/step - accuracy: 0.8917 - loss: 0.2492 - val_accuracy: 0.7177 - val_loss: 0.7730
Epoch 39/50
63/63 171s 3s/step - accuracy: 0.8705 - loss: 0.3167 - val_accuracy: 0.9073 - val_loss: 0.2355
Epoch 40/50
63/63 195s 3s/step - accuracy: 0.9003 - loss: 0.2473 - val_accuracy: 0.8750 - val_loss: 0.2946
Epoch 41/50
63/63 173s 3s/step - accuracy: 0.8751 - loss: 0.2908 - val_accuracy: 0.9012 - val_loss: 0.2282
Epoch 42/50
63/63 170s 3s/step - accuracy: 0.9108 - loss: 0.2390 - val_accuracy: 0.9173 - val_loss: 0.2131
Epoch 43/50
63/63 161s 3s/step - accuracy: 0.9020 - loss: 0.2275 - val_accuracy: 0.9093 - val_loss: 0.2207
Epoch 44/50
63/63 213s 3s/step - accuracy: 0.9040 - loss: 0.2328 - val_accuracy: 0.9012 - val_loss: 0.2419
Epoch 45/50
63/63 172s 3s/step - accuracy: 0.9033 - loss: 0.2187 - val_accuracy: 0.9234 - val_loss: 0.2018
Epoch 46/50
63/63 162s 3s/step - accuracy: 0.8991 - loss: 0.2272 - val_accuracy: 0.9274 - val_loss: 0.1907
Epoch 47/50
63/63 202s 3s/step - accuracy: 0.9043 - loss: 0.2324 - val_accuracy: 0.8891 - val_loss: 0.2402
Epoch 48/50
63/63 203s 3s/step - accuracy: 0.9004 - loss: 0.2267 - val_accuracy: 0.9254 - val_loss: 0.1989
Epoch 49/50
63/63 162s 3s/step - accuracy: 0.9114 - loss: 0.2146 - val_accuracy: 0.8952 - val_loss: 0.2508
Epoch 50/50
63/63 170s 3s/step - accuracy: 0.9117 - loss: 0.2133 - val_accuracy: 0.9173 - val_loss: 0.1972

```

Figura 6 - Treinamento da CNN

Fonte: Própria

Resultados

Foi observado que o modelo inicial apresentou sinais claros de overfitting (Figura 7):

- **Baixo Erro de Treinamento, Alto Erro de Teste/Validação:** O modelo apresenta um desempenho quase perfeito ou um erro muito baixo no conjunto de dados de treinamento (pois memorizou os dados, incluindo o ruído), mas tem um desempenho significativamente pior em dados novos e não vistos (dados de teste ou validação).
- **Curvas de Aprendizado Divergentes:** Ao plotar as curvas de perda (ou erro) de treinamento e validação, o modelo com overfitting mostrou a perda de treinamento diminuindo continuamente, enquanto a perda de validação atinge um ponto mínimo e, em seguida, começa a aumentar.

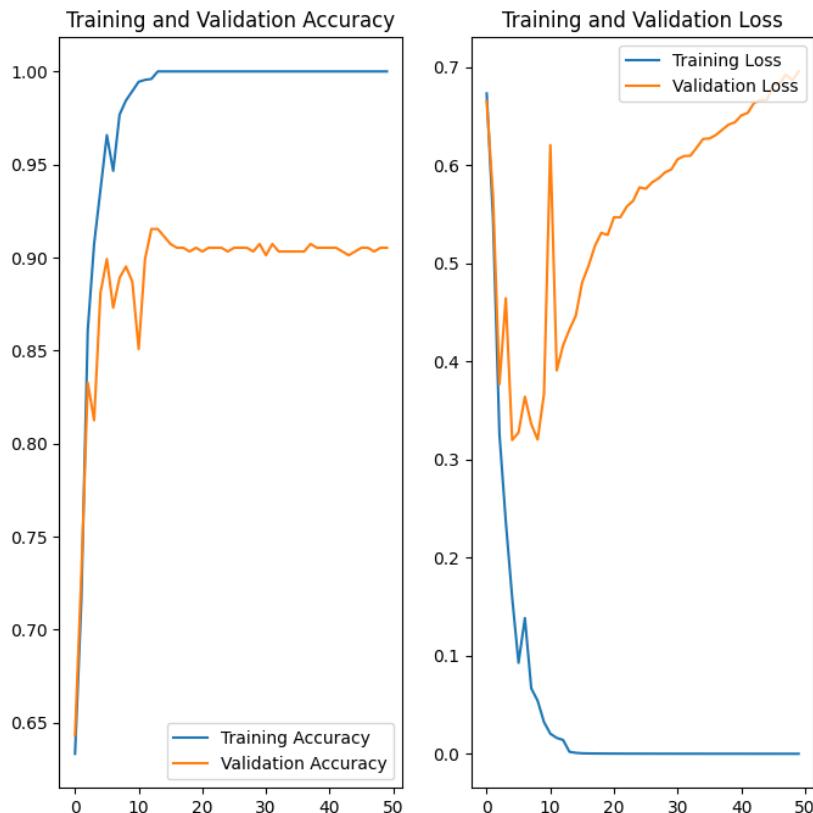
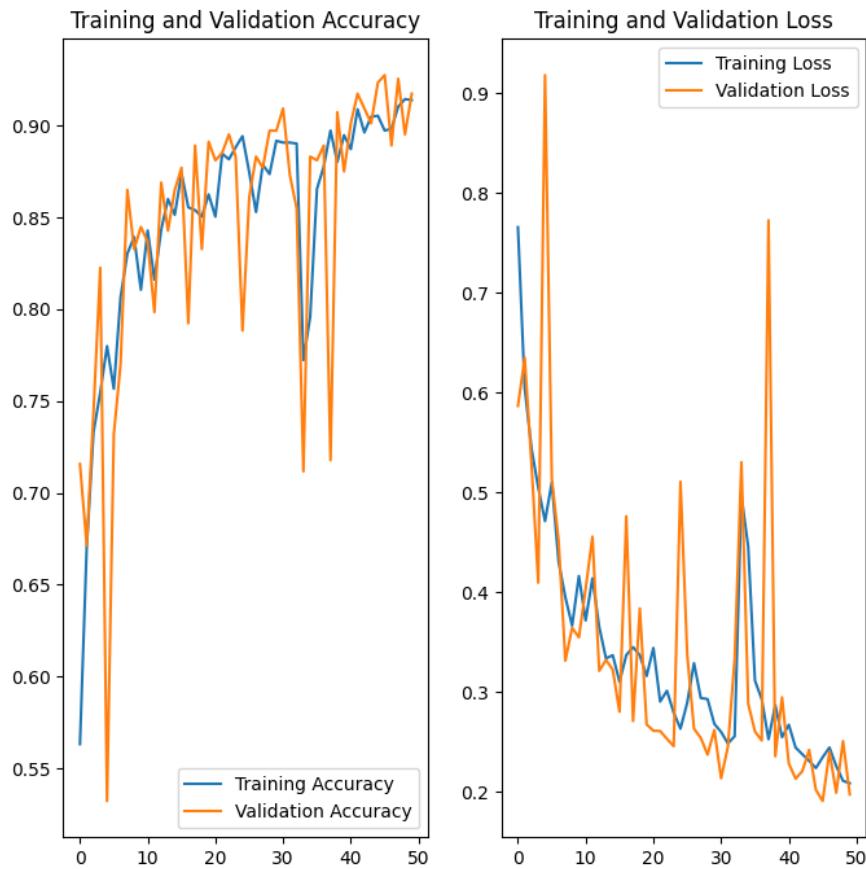


Figura 7 – Resultados do Modelo inicial da CNN

Fonte: Própria

Após a fase de pré-processamento dos dados, aumento da base de dados através do “*Data augmentation*” e alteração da estrutura da CNN, o modelo apresentou uma melhora considerável. Como demonstrado na figura 8 o modelo apresenta melhores padrões de acurácia e perda.



*Figura 8 – Resultados do Modelo final da CNN
Fonte: Própria*

Dadas as limitações técnicas previstas o modelo teve de ser limitado a 50 épocas e o dataset utilizado não puderam ser expandidos para uma escala de consideração comercial. No entanto os resultados obtidos indicam que o modelo de classificação de imagens apresentou um desempenho satisfatório. A acurácia de 0,9117 no conjunto de treinamento e de 0,9173 no conjunto de validação, aliadas aos baixos valores de perda (21% no treinamento e 20% na validação), sugerem uma boa capacidade de generalização, sem indícios significativos de overfitting.

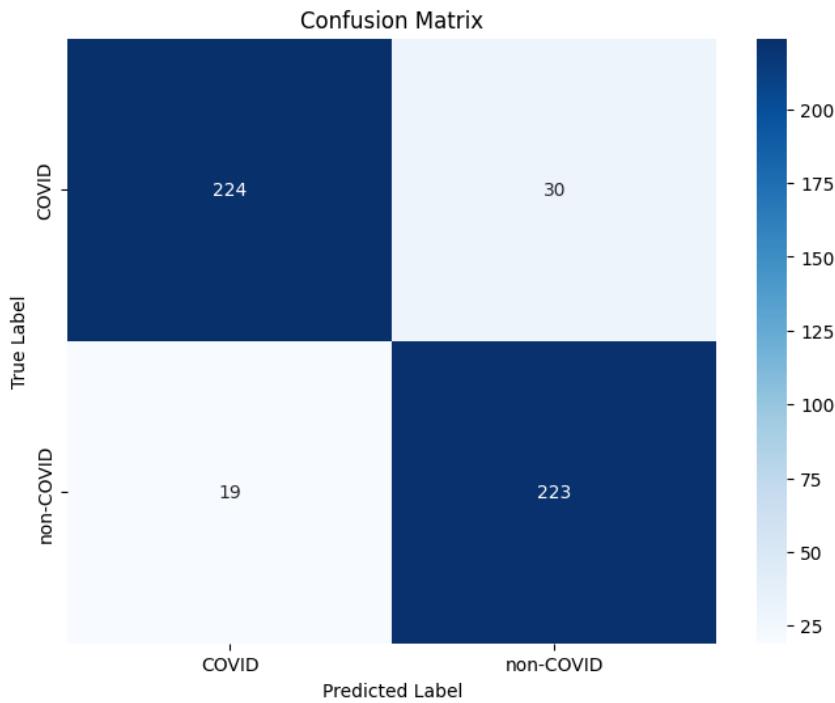


Figura 9 - Matriz de Confusão

Fonte: Própria

Esses resultados demonstram que a arquitetura e os hiperparâmetros adotados foram adequados para o problema proposto. Ainda assim, estudos futuros podem explorar ajustes adicionais no modelo ou novas técnicas de regularização e aumento de dados, visando aprimorar ainda mais o desempenho e a robustez da classificação.

Referências

- KIM, Changhyun; LEE, Sangjin. CONAN: Markov Image-Based Preprocessing for Robust Screenshot Detection Using Deep Learning. *Digital Object Identifier* 10.1109/ACCESS.2025.3630498, recebido em 9 de outubro de 2025, aceito em 3 de novembro de 2025.
- LEE, Hagyeong; SONG, Jongwoo. Introduction to convolutional neural network using Keras; an understanding from a statistician. *Communications for Statistical Applications and Methods*, 2019, Vol. 26, No. 6, p. 591–610. DOI: 10.29220/CSAM.2019.26.6.591.
- MUMUNI, Alhassan; MUMUNI, Fuseini. CNN Architectures for Geometric Transformation-Invariant Feature Representation in Computer Vision: A Review. *SN Computer Science*, 2021, 2(340). DOI: 10.1007/s42979-021-00735-0.
- WANG, Jason; PEREZ, Luis. The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning. Stanford University, 2017.
- MIKOŁAJCZYK, Agnieszka; GROCHOWSKI, Michał. Data augmentation for improving deep learning in image classification problem. *Department of Control Systems Engineering, Faculty of Electrical and Control Engineering, Gdańsk University of Technology*.
- NOGUEIRA, José Vagner Delmiro. CONHECENDO A ORIGEM DO SARS-COV-2 (COVID 19). **Revista Saúde e Meio Ambiente**, v. 11, n. 2, p. 115-124, 2020.
- Soares, Eduardo, Angelov, Plamen, Biaso, Sarah, Higa Froes, Michele, and Kanda Abe, Daniel. "SARS-CoV-2 CT-scan dataset: A large dataset of real patients CT scans for SARS-CoV-2 identification." medRxiv (2020). doi: <https://doi.org/10.1101/2020.04.24.20078584>. Angelov, P., & Soares, E. (2020). Towards explainable deep neural networks (xDNN). *Neural Networks*, 130, 185-194.
- LAMERS, Mart M.; HAAGMANS, Bart L. SARS-CoV-2 pathogenesis. **Nature reviews microbiology**, v. 20, n. 5, p. 270-284, 2022.