Análise qualitativa utilizando Redes Neurais Convolucionais para a identificação da Covid-19

Phelipe Gonçalves Martins

Universidade Federal do Rio de Janeiro

Curso de Pós Graduação em Engenharia de Software

Orientador: Sergio Palma da Justa Medeiros, Dsc.

Rio de Janeiro

2020

|  |
| --- |
| Martins, Phelipe Gonçalves  Análise qualitativa utilizando Redes Neurais Convolucionais para a identificação da Covid-19/ Phelipe Gonçalves Martins – Rio de Janeiro, 2020.  *xi*, 26 f.: *il*.  Monografia (Engenharia de Software) – Universidade  Federal do Rio de Janeiro - UFRJ, Escola Politécnica, 2020.  Orientador: Sergio Palma da Justa Medeiros  1. Deep Learning. 2. Covid-19 3. Tecnologia  - Teses. I. Medeiros, Sergio Palma da Justa (Orient.). II. Universidade  Federal do Rio de Janeiro. Escola Politécnica. III. Título. |

Dedico este trabalho a meus pais, irmão, namorada, amigos e a todos aqueles que buscam conhecimento

**RESUMO**

INCOMPLETO

Ao final do ano de 2019 e ao longo de 2020, o mundo tem enfrentado uma pandemia de grande proporção, o que não era visto há tempos. A COVID-19, doença causada pelo vírus Sars-Cov-2 foi identificada pela primeira vez em dezembro de 2019 em Wuhan, na província de Hubei, localizada na República Popular da China. Até o momento no qual esta monografia foi escrita, os números são de 4.048.000 casos confirmados e 304 mil mortes.

Diante deste cenário, existe a necessidade dos países afetados de realizar testes em massa para a identificação da COVID-19 e de promover o isolamento social, a fim de proteger sua população. Contudo, devido a alta taxa de contágio, se torna muito difícil obter testes para todos, aumentando cada vez mais o número de subnotificações

Com o avanço da tecnologia, e em especial do Aprendizado de Máquina, cada vez mais tem se tornado possível desenvolver estratégias alternativas para solucionar diversos problemas, inclusive aqueles relacionados a área da saúde. Dessa forma, este trabalho segue uma abordagem experimental e exploratória, com o objetivo de analisar a performance do modelo de Deep Learning denominado Redes Neurais Convolucionais, na tarefa de identificar a presença da COVID-19 através da análise de imagens de raios X.

ÍNDICE

[1 INTRODUÇÃO 7](#_Toc61037419)

[1.1 Relevância do Estudo 8](#_Toc61037420)

[1.2 Objetivo do Trabalho 9](#_Toc61037421)

[2 FUNDAMENTOS TEÓRICOS 10](#_Toc61037422)

[2.1 APRENDIZADO DE MÁQUINA 10](#_Toc61037423)

[2.2 DEEP LEARNING 11](#_Toc61037424)

[2.3 CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK 13](#_Toc61037425)

**RELAÇÃO DE FIGURAS**

[Figura 1 - Casos reportados nos últimos 7 dias no mundo 8](#_Toc42017512)

[Figura 2 - Relação entre Deep Learning, Aprendizado de Máquina e Inteligência Artificial 12](#_Toc42017513)

[Figura 3 - Exemplo de uma rede neural 13](#_Toc42017514)

[Figura 4 - Arquitetura de uma CNN 14](#_Toc42017515)

[Figura 5 - Processo de convolução 15](#_Toc42017516)

# INTRODUÇÃO

A COVID-19 (Coronavirus Disease 2019) é uma doença que mudou drasticamente a vida de muitas pessoas ao redor do mundo, bem como a economia mundial, além de colocar em prova a eficiência da área da saúde. “A vida cotidiana mudou profundamente, as economias entraram em recessão e muitas das tradições sociais, econômicas, e medidas de segurança da saúde pública nas quais muitas pessoas confiam em tempos difíceis foram submetidos a esforços sem precedentes.” (OMS, 2020, tradução nossa). Sendo assim, mudanças inesperadas ocorreram em diversas áreas, diante de uma doença inesperada.

Tal enfermidade, causada pelo chamado novo coronavírus, teve seu início ao final do ano de 2019 na China, espalhando-se rapidamente para diversos países, instaurando-se assim uma nova pandemia no mundo. Dessa forma, afirma-se detalhadamente:

Em dezembro de 2019, o Centro de Controle e Prevenção de Doenças (CDC) da China identificou um surto de doença respiratória em trabalhadores de um mercado de alimentos de Wuhan, capital da província de Hubei. Posteriormente, identificou-se como causador da doença um novo coronavírus, denominado SARS-CoV-2. O vírus pertence à família Coronaviridae e provoca uma doença respiratória, chamada de Covid-19. A doença disseminou-se rapidamente na província de Hubei e, desde então, atingiu mais de 100 países dos cinco continentes. A Organização Mundial da Saúde (OMS) declarou a Covid-19 uma pandemia em 11 de março de 2020. (FIOCRUZ, 2020).

Logo, devido a sua rápida disseminação, para uma doença com tais características se torna necessário que as nações tomem medidas para prevenção e tratamento rapidamente, a fim de desacelerar sua rápida taxa de contágio.

A figura a seguir mostra a situação mundial da Covid-19 em maio de 2020, época na qual esta monografia foi escrita. Nela, está explicitado o número de casos reportados da doença nos últimos 7 dias por país, território ou área.

Mapa colorido com texto preto sobre fundo branco

Descrição gerada automaticamente

Figura - Casos reportados nos últimos 7 dias no mundo

Fonte: (WHO, 2020)

Dessa forma, passados apenas 5 meses desde o início do surto da Covid-19 na China, fica evidente que a velocidade de contaminação da doença é alta, com destaque para os Estados Unidos com mais de 1.000.000 de casos reportados.

## Relevância do Estudo

Apesar dos números preocupantes, em muitos casos eles não representam o número real de infectados, devido à alta taxa de subnotificação ocorrida em uma determinada região. A implantação de medidas de contenção pode ser prejudicada em um local onde exista um número elevado de subnotificações, dando a falsa impressão de controle da doença (PRADO, et al., 2020). Logo, é importante que se tenham formas de testar a população a fim de obter o diagnóstico o quanto antes para que assim se tenha noção do estágio da doença em uma região e para que medidas sejam adequadamente tomadas.

Um dos motivos para a subnotificação se dá pela falta da disponibilidade de testes suficientes para testar toda a população, resultando em números não condizentes com a situação real e prejudicando a preparação para combater a doença. Testagem em massa é um passo crucial no controle de uma pandemia, pois contribuem para a redução no número de mortes e de infectados, permitindo o isolamento inclusive de assintomáticos (BARGIERI; ALVES; NAKAYA, 2020). Dessa forma, em lugares onde o número de testes é insuficiente, é interessante adotar outras formas adicionais para testar a população.

Uma opção interessante e moderna é o uso de deep learning na tarefa de análise de imagens médicas, a fim de obter um diagnóstico para uma determinada doença. A respeito disso, é importante frisar:

“Os avanços no aprendizado de máquina (ML) representam uma excelente oportunidade para criar novas ferramentas para ajudar os especialistas a interpretar imagens médicas. [...] Em particular para imagens de raios-X do tórax, grandes conjuntos públicos de imagens não identificados estão disponíveis para pesquisadores em todas as disciplinas e facilitaram vários esforços valiosos para desenvolver modelos de Deep Learning para a interpretação de raios-X.” (STEINER; SHETTY, 2020, tradução nossa).

Conforme a citação acima, medicina e tecnologia podem ser grandes aliadas no combate ao rápido diagnóstico de doenças. Com o auxílio do Deep Learning, existe a possibilidade de identificar a Covid-19, para que assim o número de subnotificações ao redor do mundo diminua, permitindo o melhor planejamento por parte dos governos.

## Objetivo do Trabalho

Seguindo a motivação na seção acima, este trabalho consiste em realizar uma avaliação do modelo de Deep Learning chamado Convolutional Neural Network na tarefa da identificação da Covid-19, através da utilização de imagens de raios-X, utilizando as arquiteturas LeNet-5 (1989) e AlexNet (2012). Para isso, será utilizada uma base de dados contendo um conjunto de imagens, com algumas sendo de indivíduos com a presença da doença em questão e outras sem a presença da mesma e por fim com a presença de pneumonia viral. Com os resultados obtidos, será feita uma análise dos mesmos para cada arquitetura e dos diferentes valores utilizados nos principais parâmetros, a fim de avaliar a acurácia do modelo.

# FUNDAMENTOS TEÓRICOS

## APRENDIZADO DE MÁQUINA

Basicamente, a ideia por trás do Aprendizado de Máquina é dado um modelo computacional, fornecer como entrada um conjunto de dados no qual ocorrerá um processo de aprendizagem e resultará em predições sobre este mesmo conjunto. Sendo um campo que evoluiu de subáreas da inteligência artificial, o Aprendizado de Máquina trata-se do processo de aprendizado e construção de algoritmos, no qual é possível aprender e fazer predições sobre conjuntos de dados (SIMON, DEO, VENKATESAN, & BABU, 2015). Logo, através desse feito, é possível extrair informações de diversas bases para auxiliar na tomada de decisões.

A parte principal desse processo é o desenvolvimento de um modelo matemático que vai auxiliar na obtenção da melhor predição possível. “Fundamentalmente, Aprendizado de Máquina envolve construir modelos matemáticos para auxiliar no entendimento dos dados. [...] Uma vez que estes modelos tenham sido treinados para dados previamente vistos, eles podem ser usados para predizer e entender aspectos de dados recém-observados.” (VANDERPLAS, 2017, tradução nossa). Ou seja, a obtenção de resultados consistentes passa pelo fato de haver ou não um bom modelo matemático.

Em relação as categorias do Aprendizado de Máquina, uma delas na qual é chamada de aprendizado supervisionado, tem como característica receber como entrada em seu modelo dados já classificados. “A aprendizagem supervisionada envolve, de alguma forma, modelar a relação entre medidas características dos dados e algum rótulo associado aos mesmos; uma vez que este modelo é determinado, ele pode ser usado para aplicar rótulos a dados novos e desconhecidos.” (VANDERPLAS, 2017, tradução nossa). Portanto, o modelo consegue achar a relação entre o dado e sua classificação, e posteriormente ao receber dados não classificados, o classifica de acordo com o seu aprendizado. Esta categoria pode ser dividida em duas tarefas, chamadas de classificação e regressão, onde na primeira é usada para predizer variáveis dependentes em um conjunto de variáveis independentes, e a segunda para uma aproximação de uma função de mapeamento de variáveis de entrada para variáveis de saída discretas. Em resumo, a tarefa de classificação trata os rótulos que são categorias discretas, enquanto na tarefa de regressão, são quantidades contínuas que podem ser utilizados para previsão do tempo através da equiparação das suas variáveis, por exemplo (HURWITZ; KIRSCH, 2018).

Já em sua segunda categoria, aprendizado não-supervisionado, os dados de entrada não possuem classificações. “O aprendizado não-supervisionado envolve a modelagem dos recursos de um conjunto de dados sem referência a qualquer rótulo e é frequentemente descrito como "deixar o conjunto de dados falar por si".” (VANDERPLAS, 2017, tradução nossa). Ou seja, é necessário definir um padrão sem a ajuda de dados previamente classificados.

Por último, existem casos ondem nem todos os registros de uma determinada base de dados estão classificados, ou seja, a base está incompleta. Nesse caso o mais indicado é a utilização do aprendizado semi-supervisionado. “Além disso, existem os chamados métodos de aprendizagem semi-supervisionados, que caem entre a aprendizagem supervisionada e a não supervisionada. Os métodos de aprendizado semi-supervisionado geralmente são úteis quando apenas rótulos incompletos estão disponíveis.” (VANDERPLAS, 2017, tradução nossa). Conclui-se então que as categorias estão preparadas para qualquer tipo de base de dados.

## DEEP LEARNING

Nos últimos anos, o ser humano tem desenvolvido computadores cada vez mais rápidos e mais inteligentes, com o objetivo que este possa “pensar” e resolver problemas de forma similar ou melhor que nossos cérebros. Dessa forma, é importante ressaltar que:

Por décadas, sonhamos em construir máquinas inteligentes com cérebros como o nosso - assistentes robóticos para limpar nossas casas, carros autônomos, microscópios que detectam doenças automaticamente. Mas construir essas máquinas artificialmente inteligentes exige que resolvamos alguns dos problemas computacionais mais complexos que já enfrentamos; problemas que nossos cérebros já podem resolver em microssegundos. Para resolver esses problemas, teremos que desenvolver uma maneira radicalmente diferente de programar um computador usando técnicas amplamente desenvolvidas na última década. Este é um campo extremamente ativo de inteligência artificial, muitas vezes referido como Deep Learning. (BUDUMA; LACASCIO, 2017, tradução nossa).

Conforme a citação acima, Deep Learning é um campo da área de Inteligência Artificial que visa o desenvolvimento de máquinas que não só apenas resolvam problemas rapidamente, mas também possam pensar por si só, tendo o cérebro humano como inspiração.

É importante ressaltar que computadores tradicionais não foram desenvolvidos para a resolução de problemas complexos, como o reconhecimento de padrões. Existem diversos problemas nos quais não é possível programar para resolvê-los, pois são resolvidos automaticamente pelo cérebro, e ainda que houvesse um jeito, seria extremamente trabalhoso (BUDUMA; LACASCIO, 2017, tradução nossa). Fica então ressaltada a importância do Deep Learning, como sendo o próximo passo na evolução das máquinas.

Abaixo, temos uma figura onde é possível observar a relação entre Deep Learning, Aprendizado de Máquina e Inteligência Artifical. Sendo uma das bases de Inteligência Artificial, Deep Learning é um tipo de Aprendizado de Máquina.

Uma imagem contendo eletrônico, cd

Descrição gerada automaticamente

Figura - Relação entre Deep Learning, Aprendizado de Máquina e Inteligência Artificial

(PATTERSON; GIBSON, Deep Learning, 2017)

Logo, fica claro como as diferentes áreas conversam entre si, possuindo suas próprias características e seus pontos em comum.

O funcionamento de modelos de Deep Learning se dá por meio de camadas, onde a informação é recebida, transformada e passada adiante para a próxima camada, até chegar em seu resultado final. A seguir, está explicitada uma rede neural, estrutura que possuem estas características, com duas camadas ocultas:

Uma imagem contendo atletismo, basquete, alfinete

Descrição gerada automaticamente

Figura - Exemplo de uma rede neural

(GOLDBERG, 2017)

Neste tipo de aprendizado, os dados são recebidos na camada de entrada, passam pelas camadas intermediárias (camadas ocultas), onde a saída da camada anterior serve como entrada para a próxima e cada uma possuindo seu algoritmo e função de ativação, e finalmente os resultados finais são recebidos na camada de saída (CHAGAS, 2019).

## CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Ideal para imagens, Convolutional Neural Network ou CNN, é amplamente utilizada para tarefas que envolvem visão computacional, através de convoluções. A respeito disso, vale ressaltar:

O objetivo de uma CNN é aprender características de ordem superior nos dados por meio de convoluções. Eles são adequados para reconhecimento de objetos com imagens e consistentemente competições de classificação de imagens. Eles podem identificar rostos, indivíduos, sinais de trânsito, ornitorrincos e muitos outros aspectos dos dados visuais. [...] A eficácia das CNNs no reconhecimento de imagens é uma das principais razões pelas quais o mundo reconhece o poder do Deep Learning. (PATTERSON & GIBSON, Deep Learning, 2017, tradução nossa).

Conforme a citação acima, Deep Learning demonstra todo o seu potencial através do modelo CNN, permitindo com que a tarefa de reconhecimento de imagens se torne possível.

O motivo pelo qual é melhor trabalhar com CNN quando se trata da utilização de imagens, se dá pelo fato de que numa rede neural multicamada tradicional a quantidade de conexões que um neurônio receberia, seria consideravelmente grande. “Uma imagem normal pode facilmente ter 300 pixels de largura por 300 pixels de altura com 3 canais de informação RGB. Isso criaria 270.000 pesos de conexão por neurônio oculto.” (PATTERSON; GIBSON, 2017, tradução nossa). Torna-se então pouco eficiente trabalhar com modelos mais tradicionais de deep learning, sendo a estrutura na qual o modelo CNN é construído, a mais adequada. “Com CNNs, podemos organizar os neurônios em uma estrutura tridimensional [...]: largura, altura, profundidade. Esses atributos da entrada correspondem a uma estrutura de imagem para a qual temos: largura da imagem em pixels, altura da imagem em pixels, canais RGB como profundidade.” (PATTERSON; GIBSON, 2017, tradução nossa).

A figura a seguir mostra como é a arquitetura da CNN, podendo ser dividida em três camadas padrões (entrada, extração de características, classificação):

Tela de computador com texto preto sobre fundo branco

Descrição gerada automaticamente

Figura - Arquitetura de uma CNN

(PATTERSON & GIBSON, Deep Learning, 2017)

Temos então que a camada de extração de características é a parte da estrutura responsável por descobrir uma determinada quantidade de características em uma imagem, através de suas camadas de convoluções, funções de ativação ReLU (Rectified Linear Unit) e camadas de pooling. “Essas camadas encontram um número de características nas imagens e constroem progressivamente características de ordem superior.” (PATTERSON; GIBSON, 2017, tradução nossa). Logo, tais camadas possuem grande atuação no modelo CNN, sendo grande responsável pela descoberta das características e construção de características superiores.

Na camada de extração de características, encontra-se a camada de convolução, parte central do modelo CNN onde ocorre o produto escalar das entradas e pesos. Diante deste fato, destaca-se:

“As camadas convolucionais são consideradas os principais blocos de construção da arquitetura CNN. [...] camadas convolucionais transformam a entrada de dados usando um patch de neurônios de conexão local da camada anterior. A camada calculará o produto escalar entre a região dos neurônios na camada de entrada e os pesos aos quais eles estão conectados localmente na camada de saída.” (PATTERSON; GIBSON, 2017, tradução nossa).

Dito isto, fica claro a importância da camada. Não à toa seu nome é dado para a rede neural. Importante ressaltar que nessa camada ocorre o processo de filtragem espacial chamado de convolução, processo onde uma entrada sofre a aplicação de um ou mais filtros que resultam em um mapa de ativações. “Uma convolução é definida como uma operação matemática que descreve uma regra de como mesclar dois conjuntos de informações. [...] Pega a entrada, aplica um kernel de convolução e nos fornece um mapa de características como saída.” (PATTERSON; GIBSON, 2017).

Tal operação pode ser visualizada com mais detalhes na imagem a seguir, onde se encontrar os dados de entrada e o kernel de convolução, que juntos formam o mapa de características.

Uma imagem contendo texto, mapa

Descrição gerada automaticamente

Figura - Processo de convolução

(PATTERSON; GIBSON, 2017)

O kernel de convolução multiplica seus valores pelos valores correspondentes na porção atual dos dados de entrada, produzindo uma entrada única no mapa de características, fazendo com que o kernel se movimente para a próxima porção dos dados, repetindo o processo até ter contemplado todos os valores.

## LeNet-5

Sendo uma arquitetura do modelo CNN, a LeNet-5 possui sete camadas, onde duas delas são camadas convolucionais e três delas são camadas totalmente conectadas. Este fato está explicitado na figura a seguir

Diagrama

Descrição gerada automaticamente

Figura 6 - Arquitetura da LeNet-5

(LECUN et al., 1998)

A figura mostra como entrada uma imagem de tamanho 32 x 32, que passa pelo processo de convolução três vezes ao longo da arquitetura, até chegar nas camadas totalmente conectadas, onde por fim é feita a classificação. A respeito da arquitetura LeNet-5, é dito:

“Esta rede usa uma imagem de 32 x 32 como entrada, que vai para as camadas de convolução (C1) e depois para a camada de subamostragem (S2). Hoje, a camada de subamostragem é substituída por uma camada de agrupamento. Então, há outra sequência de camadas de convolução (C3) seguidas por uma camada de agrupamento (isto é, subamostragem) (S4). Finalmente, há três camadas totalmente conectadas, incluindo a camada OUTPUT no final. Esta rede foi usada para o reconhecimento do código postal nas agências dos correios.” (SEWAK, KARIM, & PUJARI, 2018, tradução nossa).

Fica evidente então como se dá a estrutura desta arquitetura, onde sua aplicação fora efetiva no reconhecimento de código postal das agências dos correios.

## AlexNet

A premiada arquitetura AlexNet, criada em 2012, utiliza a função de ativação ReLU, no lugar da função tanh e dropout para evitar que o modelo seja ineficaz de prever novos resultados. Dito isto, vale ressaltar:

“O primeiro avanço na arquitetura da CNN veio no ano de 2012. Essa arquitetura premiada da CNN é chamada de AlexNet. Foi desenvolvido na Universidade de Toronto por Alex Krizhevsky e seu professor, Jeffry Hinton. Na primeira execução, uma função de ativação ReLU e um dropout de 0,5 foram usados ​​nesta rede

para lutar contra o overfitting.” (SEWAK, KARIM, & PUJARI, 2018, tradução nossa).

Logo, nota-se que essa arquitetura é mais sofisticada que a LeNet-5. A AlexNet é composta por 8 camadas, sendo cinco camadas convolucionais e três camadas totalmente conectadas. Tal estrutura pode ser vista na imagem a seguir.

Diagrama, Desenho técnico

Descrição gerada automaticamente

Figura 7 - Estrutura da Arquitetura AlexNet

(SEWAK, KARIM, & PUJARI, 2018)

Apesar de sua estrutura um tanto quanto simples, e do fato de terem surgido arquiteturas mais modernas com o passar dos anos, a AlexNet ainda é bastante utilizada. “AlexNet ainda é usado hoje, embora existam redes mais precisas disponível, devido à sua estrutura relativamente simples e pequena profundidade. É amplamente utilizado em visão computacional.” (SEWAK, KARIM, & PUJARI, 2018, tradução nossa).

# METODOLOGIA

Este trabalho seguiu uma abordagem experimental e exploratória com o objetivo de avaliar o modelo de Deep Learning chamado Convolutional Neural Network (CNN) na tarefa de identificar COVID-19 em imagens de raios-x do tórax de diversas pessoas, utilizando-se da comparação dos resultados de acurácia entre as arquiteturas LeNet-5 e AlexNet e da análise dos resultados obtidos através dos principais parâmetros que influenciam na acurácia do modelo, tais como a taxa de aprendizado e o número de épocas.

## BASE DE DADOS

Na tabela a seguir, pode-se verificar a estrutura da base de dados contendo imagens de raios-x utilizada para alimentar os modelos CNN

Tabela

Descrição gerada automaticamente

Tabela - Números da Base de Dados

Fonte: Própria (2021)

É possível ter acesso a três tipos de diagnósticos através das imagens: COVID-19, Pneumonia Viral ou Normal (sem a presença de doenças). Tal base de dados foi criada por M.E.H. Chowdhury, T. Rahman, A. Khandakar, R. Mazhar, M.A. Kadir, Z.B. Mahbub, K.R. Islam, M.S. Khan, A. Iqbal, N. Al-Emadi, M.B.I. Reaz e M. T. Islam, um time de pesquisadores da *Qatar University* e *University of Bangladesh.* É importante destacar que para cada diagnóstico, 33% da quantidade total de imagens foram destinadas às amostras de teste.

## EXECUÇÃO

O código[[1]](#footnote-1) desenvolvido possui partes feitas por Renu Khandelwal, Richmond Alake e Dr. Vaibhav Kumar. Primeiramente, é feita uma parte de visualização de dados, de cinco imagens de raio-x para cada diagnóstico (COVID-19, pneumonia e normal) escolhidas de forma aleatória, como ilustrado na figura a seguir aonde fica evidenciado cinco imagens torácicas de raio-x de indivíduos infectados pela COVID-19.

Uma imagem contendo Gráfico

Descrição gerada automaticamente

Figura 8 - Imagens de raio-x contendo COVID-19

Fonte: Própria (2021)

A seguir, são criados os conjuntos de treinamento e de teste para alimentar os modelos CNN. A fim de estudar a acurácia produzida pela LeNet-5 e AlexNet, o parâmetro *learning rate* (taxa de aprendizado)é utilizado variando de 0,00001 a 1, e o parâmetro *epochs* (épocas) é utilizado no valor de 1000, utilizando o conceito de Early Stopping. Vale lembrar que *learning rate* trata-se de um importante hiperparâmetro na para o treinamento de um modelo e a escolha de seu valor influencia diretamente no resultado final. Dito isto, é importante ressaltar:

“A taxa de aprendizado é um dos hiperparâmetros mais importantes nos modelos DL [...]. Ele determina o tamanho do passo em cada iteração, o que permite que a função objetivo convirja. Uma grande taxa de aprendizado acelera o processo de aprendizado, mas o gradiente pode oscilar em torno de um valor mínimo local ou até mesmo não convergir. Por outro lado, uma pequena taxa de aprendizado converge suavemente, mas aumentará amplamente o tempo de treinamento do modelo ao exigir mais períodos de treinamento. Uma taxa de aprendizado apropriada deve permitir que a função objetivo convirja para um mínimo global em um período de tempo razoável.” (YANG & SHAMI, 2020, tradução nossa).

Logo, evidencia-se o fato de que o hiperparâmetro *learning rate* foi uma escolha ideal para a investigação da melhor acurácia de acordo com as arquiteturas escolhidas. O segundo hiperparâmetro escolhido, *epochs*, também influencia fortemente no resultado final do treinamento, sendo que a escolha do seu valor ideal está relacionada ao fato de evitar o fenômeno chamado *overfitting*. “O número de épocas depende do tamanho do conjunto de treinamento e deve ser ajustado aumentando lentamente seu valor até que a acurácia da validação comece a diminuir, o que indica *overfitting*.” (YANG & SHAMI, 2020, tradução nossa).

Como não sabemos um número ideal de *epochs* para utilizar, tal hiperparâmetro foi setado para 1000 e foi utilizado o conceito *Early Stopping*, ou seja, o modelo vai sendo treinado até que em uma determinada *epoch* percebe-se que a acurácia de validação não está mais de fato aumentando. “*Early Stopping* é uma forma de regularização em que o treinamento do modelo para com antecedência quando a precisão da validação não aumenta após um certo número de épocas consecutivas.” (YANG & SHAMI, 2020, tradução nossa). No código desenvolvido para este trabalho a condição de parada possui uma pequena alteração, onde ocorre a mesma quando houver a ocorrência de erro cinco vezes maior que o menor erro encontrado.

Com o modelo treinado, são gerados dois gráficos: um contendo as acurácias do conjunto de treinamento e validação (*training accuracy* e *validation accuracy*) ao longo das *epochs* e outro contendo a perda do conjunto de treinamento e validação (*training loss* e *validation loss*) também ao longo do número de *epochs*, o que pode ser visto como exemplo na figura a seguir.

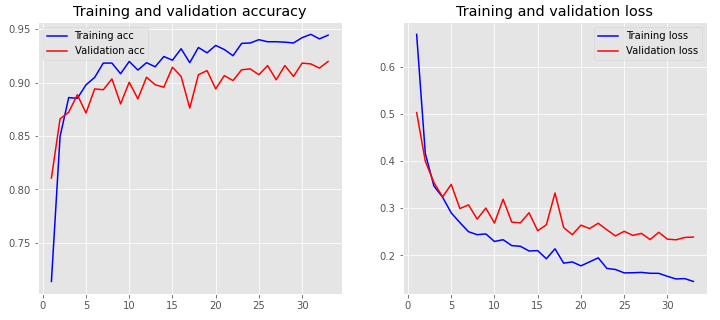


Figura 9 - Exemplo de Training e Validation accuracy e loss

Fonte: Própria (2021)

Como pode ser visto, é possível ver o desempenho do modelo no processo de treinamento e analisar onde ocorre *overfitting* e em que *epoch* o modelo performou melhor, por exemplo.

Por fim, é gerada uma matriz de confusão, que nos permite verificar o desempenho do algoritmo e nos diz em relação ao conjunto de validação, quantos resultados de verdadeiro positivo, falso positivo, falso verdadeiro e falso negativo ocorreram. Tal fato pode ser melhor visualizado abaixo.

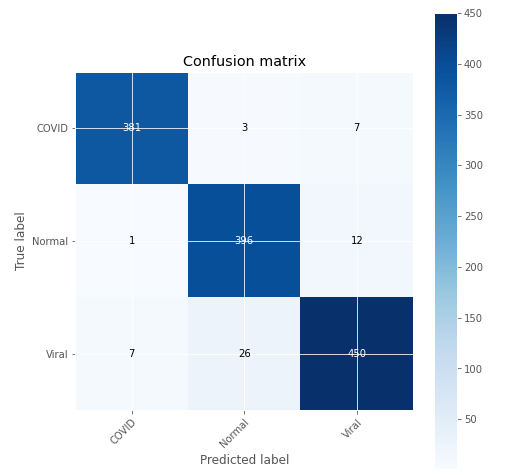


Figura - Matriz de Confusão

Fonte: Própria (2021)

A matriz de confusão acima mostra que das imagens de raio-x contendo diagnóstico de COVID-19, 381 foram classificadas corretamente, 3 foram classificadas de maneira errada como Normal, ou seja, sem presença de doença e 7 foram classificadas também de forma errada com o diagnóstico de Pneumonia Viral. A mesma lógica se aplica para as imagens com classificação Normal e Pneumonia.

Logo, a partir da metodologia utilizada para este trabalho, é possível verificar dentre as arquiteturas, LeNet-5 e AlexNet, de Redes Neurais Convolucionais, qual performa melhor na tarefa de classificação de COVID-19, permitindo analisar os valores ideais dos hiperparâmetros (*learning rate* e *epochs*).

# RESULTADOS

# CONCLUSÃO

**REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

BARGIERI, D., ALVES , D., & NAKAYA, H. (2020). *Brasil Covid-19*. Fonte: Testes em massa permitem acompanhar melhor a evolução da epidemia, orientando tomadas de decisão: https://ciis.fmrp.usp.br/covid19/testes-em-massa/

BLOCK, P., HOFFMAN, M., RAHAL, C., RAABE, I., DOWD, J. B., KASHYAP, R., & MILLS, M. (Abril de 2020). *Social network-based distancing strategies to flatten the COVID 19 curve in a post-lockdown world*. Fonte: ResearchGate: https://www.researchgate.net/publication/340662667\_Social\_network-based\_distancing\_strategies\_to\_flatten\_the\_COVID\_19\_curve\_in\_a\_post-lockdown\_world

BUDUMA, N., & LACASCIO, N. (2017). *Fundamentals of Deep Learning.* O'Reilly Media Inc.

CHAGAS, E. D. (2019). *Núcleo do Conhecimento*. Fonte: DEEP LEARNING E SUAS APLICAÇÕES NA ATUALIDADE: https://www.nucleodoconhecimento.com.br/administracao/deep-learning#DEEP-LEARNING

FIOCRUZ. (Março de 2020). *Plano de Contigência da Fiocruz diante da pandemia da doença pelo SARS-CoV-2 (Covid-19)*. Fonte: Portal Fiocruz: https://portal.fiocruz.br/sites/portal.fiocruz.br/files/documentos/plano\_de\_contigencia\_covid19\_fiocruzv1.4.pdf

GOLDBERG, Y. (2017). *Neural Network Methods for Natural Language Processing.* Graeme Hirst, University of Toronto.

HURWITZ, J., & KIRSCH, D. (2018). *Machine Learning For Dummies.* John Wiley & Sons, Inc.

Mais Médicos. (Março de 2020). *Boletim Epidemiológico*. Fonte: Mais Médicos: http://maismedicos.gov.br/images/PDF/2020\_03\_13\_Boletim-Epidemiologico-05.pdf

PATTERSON, J., & GIBSON, A. (2017). *Deep Learning.* O’Reilly Media, Inc.

PRADO, M., BASTOS, L., BATISTA, A., ANTUNES, B., BAIÃO, F., MAÇAIRA, P., . . . BOZZA, F. (11 de Abril de 2020). *Núcleo de Operações e Inteligência em Saúde*. Fonte: Análise de subnotificação do número de casos confirmados da COVID-19 no Brasil: https://drive.google.com/file/d/1\_whlqZnGgvqHuWCG4-JyiL2X9WXpZAe3/view

SIMON, A., DEO, M., VENKATESAN, S., & BABU, D. R. (2015). *ResearchGate*. Fonte: An Overview of Machine Learning and its Applications: https://www.researchgate.net/publication/289980169\_An\_Overview\_of\_Machine\_Learning\_and\_its\_Applications

STEINER, D., & SHETTY, S. (2 de Abril de 2020). *Google AI Blog*. Fonte: Developing Deep Learning Models for Chest X-rays with Adjudicated Image Labels: https://ai.googleblog.com/search/label/Health

VANDERPLAS, J. (2017). *Python Data Science Handbook.* O'Reilly Media, Inc.

WHO. (Abril de 2020). *COVID‑19 STRATEGY UPDATE*. Fonte: World Health Organization: https://www.who.int/docs/default-source/coronaviruse/covid-strategy-update-14april2020.pdf?sfvrsn=29da3ba0\_19

1. https://github.com/phelipegm/MBA-engsoft-thesis [↑](#footnote-ref-1)