

LILIAN COELHO DE FREITAS
(ORGANIZADORA)

Collection:

APPLIED COMPUTER ENGINEERING

2

Atena
Editora
Ano 2022

LILIAN COELHO DE FREITAS
(ORGANIZADORA)

Collection:

APPLIED COMPUTER ENGINEERING 2

Editora chefe

Profª Drª Antonella Carvalho de Oliveira

Editora executiva

Natalia Oliveira

Assistente editorial

Flávia Roberta Barão

Bibliotecária

Janaina Ramos

Projeto gráfico

Camila Alves de Cremo

Daphynny Pamplona

Gabriel Motomu Teshima

Luiza Alves Batista

Natália Sandrini de Azevedo

Imagens da capa

iStock

Edição de arte

Luiza Alves Batista

2022 by Atena Editora

Copyright © Atena Editora

Copyright do texto © 2022 Os autores

Copyright da edição © 2022 Atena Editora

Direitos para esta edição cedidos à Atena Editora pelos autores.

Open access publication by Atena Editora



Todo o conteúdo deste livro está licenciado sob uma Licença de Atribuição *Creative Commons*. Atribuição-Não-Comercial-Não-Derivativos 4.0 Internacional (CC BY-NC-ND 4.0).

O conteúdo dos artigos e seus dados em sua forma, correção e confiabilidade são de responsabilidade exclusiva dos autores, inclusive não representam necessariamente a posição oficial da Atena Editora. Permitido o *download* da obra e o compartilhamento desde que sejam atribuídos créditos aos autores, mas sem a possibilidade de alterá-la de nenhuma forma ou utilizá-la para fins comerciais.

Todos os manuscritos foram previamente submetidos à avaliação cega pelos pares, membros do Conselho Editorial desta Editora, tendo sido aprovados para a publicação com base em critérios de neutralidade e imparcialidade acadêmica.

A Atena Editora é comprometida em garantir a integridade editorial em todas as etapas do processo de publicação, evitando plágio, dados ou resultados fraudulentos e impedindo que interesses financeiros comprometam os padrões éticos da publicação. Situações suspeitas de má conduta científica serão investigadas sob o mais alto padrão de rigor acadêmico e ético.

Conselho Editorial**Ciências Exatas e da Terra e Engenharias**

Prof. Dr. Adélio Alcino Sampaio Castro Machado – Universidade do Porto

Profª Drª Alana Maria Cerqueira de Oliveira – Instituto Federal do Acre

Profª Drª Ana Grasielle Dionísio Corrêa – Universidade Presbiteriana Mackenzie

Profª Drª Ana Paula Florêncio Aires – Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro

Prof. Dr. Carlos Eduardo Sanches de Andrade – Universidade Federal de Goiás

Profª Drª Carmen Lúcia Voigt – Universidade Norte do Paraná



Prof. Dr. Cleiseano Emanuel da Silva Paniagua – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás
Prof. Dr. Douglas Gonçalves da Silva – Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia
Prof. Dr. Eloi Rufato Junior – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Profª Drª Érica de Melo Azevedo – Instituto Federal do Rio de Janeiro
Prof. Dr. Fabrício Menezes Ramos – Instituto Federal do Pará
Profª Dra. Jéssica Verger Nardeli – Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho
Prof. Dr. Juliano Bitencourt Campos – Universidade do Extremo Sul Catarinense
Prof. Dr. Juliano Carlo Rufino de Freitas – Universidade Federal de Campina Grande
Profª Drª Luciana do Nascimento Mendes – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte
Prof. Dr. Marcelo Marques – Universidade Estadual de Maringá
Prof. Dr. Marco Aurélio Kistemann Junior – Universidade Federal de Juiz de Fora
Prof. Dr. Miguel Adriano Inácio – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
Profª Drª Neiva Maria de Almeida – Universidade Federal da Paraíba
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Profª Drª Priscila Tessmer Scaglioni – Universidade Federal de Pelotas
Prof. Dr. Sidney Gonçalo de Lima – Universidade Federal do Piauí
Prof. Dr. Takeshy Tachizawa – Faculdade de Campo Limpo Paulista



Diagramação: Daphynny Pamplona
Correção: Bruno Oliveira
Indexação: Amanda Kelly da Costa Veiga
Revisão: Os autores
Organizadora: Lilian Coelho de Freitas

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

C697 Collection: applied computer engineering 2 / Organizadora Lilian Coelho de Freitas. – Ponta Grossa - PR: Atena, 2022.

Formato: PDF

Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader

Modo de acesso: World Wide Web

Inclui bibliografia

ISBN 978-65-258-0044-8

DOI: <https://doi.org/10.22533/at.ed.448221603>

1. Computer engineering. I. Freitas, Lilian Coelho de (Organizadora). II. Título.

CDD 621.39

Elaborado por Bibliotecária Janaina Ramos – CRB-8/9166

Atena Editora

Ponta Grossa – Paraná – Brasil

Telefone: +55 (42) 3323-5493

www.atenaeditora.com.br

contato@atenaeditora.com.br



DECLARAÇÃO DOS AUTORES

Os autores desta obra: 1. Atestam não possuir qualquer interesse comercial que constitua um conflito de interesses em relação ao artigo científico publicado; 2. Declaram que participaram ativamente da construção dos respectivos manuscritos, preferencialmente na: a) Concepção do estudo, e/ou aquisição de dados, e/ou análise e interpretação de dados; b) Elaboração do artigo ou revisão com vistas a tornar o material intelectualmente relevante; c) Aprovação final do manuscrito para submissão.; 3. Certificam que os artigos científicos publicados estão completamente isentos de dados e/ou resultados fraudulentos; 4. Confirmam a citação e a referência correta de todos os dados e de interpretações de dados de outras pesquisas; 5. Reconhecem terem informado todas as fontes de financiamento recebidas para a consecução da pesquisa; 6. Autorizam a edição da obra, que incluem os registros de ficha catalográfica, ISBN, DOI e demais indexadores, projeto visual e criação de capa, diagramação de miolo, assim como lançamento e divulgação da mesma conforme critérios da Atena Editora.



DECLARAÇÃO DA EDITORA

A Atena Editora declara, para os devidos fins de direito, que: 1. A presente publicação constitui apenas transferência temporária dos direitos autorais, direito sobre a publicação, inclusive não constitui responsabilidade solidária na criação dos manuscritos publicados, nos termos previstos na Lei sobre direitos autorais (Lei 9610/98), no art. 184 do Código Penal e no art. 927 do Código Civil; 2. Autoriza e incentiva os autores a assinarem contratos com repositórios institucionais, com fins exclusivos de divulgação da obra, desde que com o devido reconhecimento de autoria e edição e sem qualquer finalidade comercial; 3. Todos os e-book são *open access*, *desta forma* não os comercializa em seu site, sites parceiros, plataformas de *e-commerce*, ou qualquer outro meio virtual ou físico, portanto, está isenta de repasses de direitos autorais aos autores; 4. Todos os membros do conselho editorial são doutores e vinculados a instituições de ensino superior públicas, conforme recomendação da CAPES para obtenção do Qualis livro; 5. Não cede, comercializa ou autoriza a utilização dos nomes e e-mails dos autores, bem como nenhum outro dado dos mesmos, para qualquer finalidade que não o escopo da divulgação desta obra.



APRESENTAÇÃO

A série de *e-books* intitulada “*Collection: Applied computer engineering 2*” está organizada em 10 capítulos e apresenta diversas aplicações da engenharia de computação, com foco especial à aplicação de inteligência computacional em várias áreas do conhecimento, como mercado financeiro, transporte, saúde, jogos digitais, entre outros.

Dessa forma, esta coleção permitirá aos leitores uma ampla visão das potencialidades da engenharia da computação e dos avanços da pesquisa nesta área.

Os organizadores da Atena Editora agradecem aos autores, por viabilizaram a construção deste trabalho, e desejam a todos, uma leitura proveitosa.

Lilian Coelho de Freitas

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1..... 1

AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS DE APRENDIZADO DE MÁQUINA APLICADAS À ANÁLISE DE RISCO DE CRÉDITO

Jane Thais Soares de Oliveira

Rogério Alves Santana

Honovan Paz Rocha

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.4482216031>

CAPÍTULO 2..... 21

FLUXO DE CARGA LINEARIZADO – UM ESTUDO COMPARATIVO USANDO A LINGUAGEM AMPL


Hugo Andrés Ruiz Flórez

Gloria Patricia Lopez Sepulveda

Jose Airton Azevedo dos Santos

Cristiane Lionço de Oliveira

Leandro Antonio Pasa

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.4482216032>

CAPÍTULO 3..... 33

IMPLEMENTAÇÃO DE REDE NEURAL CONVOLUCIONAL PARA PREDIÇÃO DE COVID-19 ATRAVÉS DE IMAGENS DE RAIOS X

Erik Gabriel Cruz Sena

Honovan Paz Rocha


 <https://doi.org/10.22533/at.ed.4482216033>

CAPÍTULO 4..... 51

JOGOS DIGITAIS DE ENTRETENIMENTO E O ESTÍMULO DA INTELIGÊNCIA LÓGICO-MATEMÁTICA DE GARDNER

Carlos Alberto Paiva

Regina Melo Silveira

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.4482216034>

CAPÍTULO 5..... 74

RASTREAMENTO DE MOUSE PARA AVALIAÇÃO DE EXPERIÊNCIA DO USUÁRIO EM PORTAIS DE NOTÍCIAS: UM ESTUDO DE CASO


Danilo Teixeira Lima

Flavio Rafael Trindade Moura

Kennedy Edson Silva de Souza

Rita de Cássia Romeiro Paulino

Marcos Cesar da Rocha Seruffo

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.4482216035>

CAPÍTULO 6..... 87

ROTEAMENTO DE VEÍCULO GUIADO AUTONOMAMENTE PARA ARMAZÉNS

INTELIGENTES

Wesley Marques Lima

Honovan Paz Rocha

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.4482216036>

CAPÍTULO 7..... 105

UTILIZANDO GAN E REDES NEURAIS ARTIFICIAIS MLP PARA SUPORTE AO DIAGNÓSTICO PRECOCE DA DOENÇA DE ALZHEIMER: UM ESTUDO ACERCA DO POTENCIAL DA EXPANSÃO ARTIFICIAL DOS DADOS

Jonathan da Silva Bandeira

Renan Costa Alencar


Mêuser Jorge Silva Valença

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.4482216037>

CAPÍTULO 8..... 121

UTILIZAÇÃO DE UM PERCEPTRON MÚLTIPLAS CAMADAS NA APROXIMAÇÃO DE FUNÇÕES CONTÍNUAS

Dhiego Loiola de Araújo

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.4482216038>

CAPÍTULO 9..... 133

COMPUTAÇÃO EVOLUTIVA APLICADA AO MERCADO FINANCEIRO: UM SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO ESTRATÉGICO PARA OS USUÁRIOS INICIANTE

Benjamin Luiz Franklin


 <https://doi.org/10.22533/at.ed.4482216039>

CAPÍTULO 10..... 147

ESTUDO DA REPROVAÇÃO NO CURSO DE SISTEMAS DE INFORMAÇÃO DA UNIMONTES NO PERÍODO DE 2014-1 A 2019-2

Marilée Patta

Reginaldo Moraes de Macedo

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.44822160310>

SOBRE A ORGANIZADORA..... 161

ÍNDICE REMISSIVO..... 162

IMPLEMENTAÇÃO DE REDE NEURAL CONVOLUCIONAL PARA PREDIÇÃO DE COVID-19 ATRAVÉS DE IMAGENS DE RAIOS X

Data de aceite: 01/03/2022

Erik Gabriel Cruz Sena

Graduando em Engenharia Mecânica Instituto de Ciência e Tecnologia Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri Diamantina Minas Gerais

Honovan Paz Rocha

Instituto de Engenharia, Ciência e Tecnologia Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri Janáuba Minas Gerais

RESUMO: A COVID-19 é uma das grandes ameaças do século, desta forma, tornou-se uma necessidade prevenir a propagação do vírus para diminuir a carga nos leitos de UTI. Desta maneira, torna-se relevante o desenvolvimento de ferramentas para auxílio ao diagnóstico de casos positivos da doença. Neste contexto, este trabalho tem como objetivo o estudo, implementação e ajuste de uma Rede Neural Convolutiva para classificação de pacientes com a doença. O modelo implementado foi inicialmente aplicado ao banco de dados MNIST com o propósito de ajustar e validar a arquitetura da rede, em seguida, foi ajustado e aplicado a uma base de dados composta por imagens de radiografia da região torácica de pacientes saudáveis e com COVID-19. Os experimentos realizados mostraram que a abordagem proposta obteve desempenho superior a alguns métodos do estado da arte, classificando corretamente

mais de 97% dos pacientes com COVID-19. Os resultados demonstram que a abordagem proposta gera boa separabilidade entre classes, podendo ser usado como ferramenta de auxílio ao diagnóstico.

PALAVRAS-CHAVE: Redes Neurais Convolutivas, Reconhecimento de Padrões, COVID-19, Imagens de raios X.

1 | INTRODUÇÃO

Segundo [1], as espécies de coronavírus são um grupo de vírus de RNA altamente diversos, envelopados, de sentido positivo e de fita simples. Eles causam várias doenças envolvendo os sistemas respiratório, entérico, hepático e neurológico. Considerando-se os sintomas físicos, envolvem frequentemente tosse, febre e dificuldades respiratórias [2].

Com a rápida escalada da doença a nível global, a COVID-19 logo se tornou uma pandemia. Alguns países têm adotado medidas, tais como isolamento de casos suspeitos, fechamento de escolas e universidades, distanciamento social e lockdown a fim de reduzir os impactos da pandemia, diminuindo o pico de incidência e o número de mortes [3].

Dessa forma, considerando a grande disponibilidade de X da região torácica de pacientes com suspeita de COVID-19, alavancou pesquisas na área de aprendizado de máquina aplicada, destacando-se algumas técnicas com casos recentes de sucesso no

campo de reconhecimento/classificação de padrões em imagens. Dentre estas técnicas estão as conhecidas como Redes Neurais Profundas (em inglês, *Deep Neural Networks* DNN), Transferência de Aprendizado (em inglês, *Transfer Learning*) e Redes Neurais Convolucionais (em inglês, *Convolutional Neural Networks* CNN).

As CNN's, com origens no final da década de 1970 através do trabalho pioneiro de Kunihiko Fukushima [4] e consolidadas pelo trabalho de *Yann Lecun* [5] em 1998, é um tipo de modelo de aprendizado profundo que se tornou dominante em tarefas de visão computacional. O que torna as CNN's eficientes são os filtros convolucionais capazes de extrair características importantes para classificação, além de levarem em consideração a estrutura espacial das imagens [6].

Nesse contexto, este trabalho tem o objetivo o estudo, implementação e ajuste de uma CNN para classificação de pacientes com COVID-19. A arquitetura da CNN foi ajustada e validada utilizando-se uma base de dados de benchmark, em seguida o modelo foi aplicado a uma base de dados contendo imagens de raio X da região torácica de pacientes, com o objetivo de classificá-los indicando se existem ou não lesões pulmonares, e por conseguinte apontando se provavelmente estão infectados pela COVID-19.

Os resultados obtidos através dos experimentos realizados, demonstraram eficácia do modelo proposto de 97,58%, considerando-se a detecção de pacientes com a doença.

Este trabalho está organizado da seguinte maneira: A Seção II apresenta alguns trabalhos recentes relacionados à detecção de COVID-19 utilizando-se Redes Neurais. A Seção III, dados relativos à pacientes suspeitos de COVID-19, vários apresenta estudos relacionados à classificadores e aprendizado trabalhos nas áreas de Ciência dos Dados e Inteligência de máquinas. A Seção V, descreve a metodologia utilizada Artificial começaram a ser desenvolvidos com o objetivo de auxiliar no entendimento e contenção desta doença. A disponibilidade de bases de dados contendo imagens de raio para ajuste e validação da arquitetura da CNN, bem como a adequação e aplicação do modelo final para a base de dados de raios X. Ademais, a Seção VI apresenta o experimento proposto, como também os resultados e discussões relativos à aplicação da CNN à base de dados, objeto de estudo. Por fim, a Seção VII demonstra as conclusões que obtivemos com este trabalho, além de listarmos possíveis trabalhos futuros.

2 | TRABALHOS RELACIONADOS

Considerando-se que a detecção de COVID-19 é um assunto extremamente recente, é possível perceber uma grande quantidade de trabalhos aplicados ao tema, em parte isso é devido à emergência para estudo desta doença que demonstra letalidade e alta taxa de espalhamento global. Desta forma, elencamos alguns dos trabalhos mais recentes relacionados à aplicação de técnicas de *machine learning* à detecção de COVID-19 com base em imagens de raio X.

No trabalho de [7] propõe usar *Transfer Learning* para detecção de casos positivos de COVID-19. O aprendizado por transferência é um método de aprendizado que reutiliza uma rede pré-treinada como ponto de partida. Dito isso, o modelo foi treinado com 224 imagens positivas da doença, junto com 714 imagens de pneumonia bacteriana e viral e 504 imagens em condições normais. As imagens, por sua vez, foram redimensionadas para um tamanho de 200 x 266 pixels e treinadas em diferentes modelos de Aprendizagem por Transferência. Conclui que o melhor modelo é usando MobileNet v2, obtendo uma sensibilidade de 98,66%.

Em sua pesquisa, [8] utilizou imagens de radiografias de tórax prontamente disponíveis com achados clínicos de casos positivos de COVID-19 (154 imagens). O modelo de rede convolucional selecionado foi a ResNet-101, entretanto, esse modelo já foi pré-treinado para reconhecer objetos de outras várias imagens. Dessa forma, para completar o conjunto de testes, foi simulado um cenário cuja taxa de prevalência, calculada como o número de casos de uma doença em população durante um período de tempo, é de 2,57%. Assim, extraiu-se 5.828 imagens não rotuladas do conjunto de imagens ChestXray14. Os autores concluíram que usando a CNN pré-treinada obteve uma sensibilidade de 77,3%.

Em [9] aborda um estudo utilizando 3 modelos de CNN, Inception V3, Xception e ResNeXt a fim de selecionar a melhor dentre elas. Para análise do desempenho, foram coletadas 6.432 amostras do repositório *Kaggle*, todas elas reduzidas para um tamanho de 128 x 128 pixels. Por fim, a conclusão deste trabalho é que dos 3 modelos, a Xception tem o melhor desempenho, podendo ser usada para classificar pacientes.

Para [10], foram usados cinco técnicas de aprimoramento de imagem para detecção de COVID-19 utilizando *dataset* com 3 classes diferentes. Essas técnicas como correção gamma e complemento, tem por objetivo melhorar a percepção da patologia. Foram usadas 6 redes convolucionais para o treinamento, testando para imagens segmentadas e não segmentadas do pulmão. Finalmente, conclui que o melhor modelo é aquele que emprega a correção gamma como aprimoramento juntamente com imagem não segmentada.

3 | CLASSIFICADORES

Nesta seção, abordaremos os principais algoritmos para classificação implementados neste trabalho, incluindo-se algoritmos clássicos utilizados apenas para efeitos de comparação durante o processo de validação da CNN proposta.

A. *Multilayer Perceptron*

Segundo [11], as redes neurais artificiais (RNAs) são muito úteis quando utilizadas para a resolução de problemas, tais como, reconhecimento de padrões, classificação e previsão. Nesse contexto, a Perceptron de Múltiplas Camadas (em inglês, *Multilayer Perceptron* MLP) destaca-se pela sua popularidade e aplicabilidade. Uma rede MLP é constituída por uma camada de entrada (*input layer*), uma ou mais camadas escondidas

(hidden layer) e uma camada de saída (*output layer*).

O funcionamento de um neurônio é dado pelo ponderamento dos pesos sinápticos com um sinal recebido e o resultado dessa operação, é processado por uma função matemática chamada de função de ativação. Essas funções de ativação são essenciais, pois elas fazem transformações não-linear nos dados de entrada, tornando a rede neural capaz de aprender e executar tarefas mais complexas [12]. Dentre as funções de ativação que são usadas, destacam-se a Sigmóide, a Tangente Hiperbólica, a ReLU e a Softmax.

A função Sigmóide é amplamente utilizada, já que simula uma saída binária, mas com geração de uma não linearidade obtida através da geração de valores reais que tem limites definidos na faixa entre 0 e 1. A função sigmóide ou logística e a sua respectiva derivada estão representadas em (1).

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad \sigma'(x) = \sigma(x)(1 - \sigma(x)) \quad (1)$$

Outra importante função de ativação é a Tangente Hiperbólica. Sendo definida a partir do seno e cosseno hiperbólicos, funciona como uma versão escalada da função logística, atuando no intervalo $[-1, 1]$. A função e a sua respectiva derivada podem ser vistas em (2).

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad \tanh'(x) = \frac{1}{\cosh^2(x)} \quad (2)$$

A função Unidade Linear Retificada (em inglês, Rectified Linear Unit ReLU) é uma função fácil de otimizar, pelo fato de ser similar a função linear. Além disso, ela tende a ter mais efetividade comparada com as funções sigmoidais, principalmente na questão de execução. Entretanto, a sua eficácia varia com o problema. A função ReLU e a sua derivada estão representadas em (3).

$$\begin{aligned} ReLU(x) &= \max(0, x) \\ ReLU'(x) &= \begin{cases} 1, & \text{se } x \geq 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

Por fim, a função Softmax força a saída de uma rede neural a representar a probabilidade dos dados serem de uma das classes definidas. Ela não costuma ser aplicada nas camadas escondidas da rede, mas sim na camada de saída, onde realmente há interesse em gerar probabilidade para definir a classe. A função Softmax pode ser representada em (4).

$$\sigma(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}} \text{ para } j = 1, \dots, K. \quad (4)$$

B. Redes Neurais Convolucionais

No contexto de redes MLP, quando passamos a utilizar duas ou mais camadas ocultas para construção de sua arquitetura, temos o surgimento do termo aprendizado profundo (em inglês, *Deep Learning* DP). Dentre os diversos tipos de DP, considerando-se os mais conhecidos e utilizados estão as chamadas Redes Neurais Convolucionais, que trouxeram avanços em processamento de imagens, voz e vídeo. Esses avanços são obtidos através de modelos computacionais compostos por várias camadas de processamento, e isso faz com que aprendam representações de dados com múltiplos níveis de abstrações [13].

De forma geral, pode-se tentar compreender como uma rede neural convolucional funciona, através da Fig. 1. Nela podemos observar uma imagem passando por um processo de convolução, *pooling* e *fully connected*.

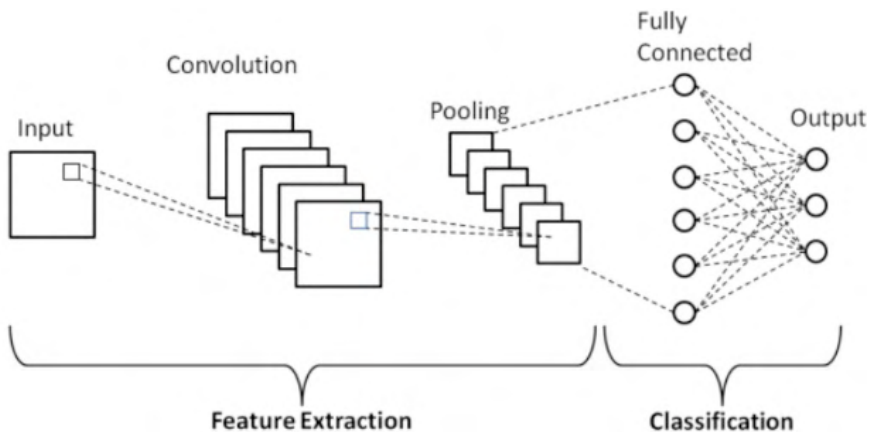


Figura 1. Exemplo de rede neural convolucional [14].

1) *Convolução*: A convolução é um processo em que utilizam-se filtros, também chamado de *kernels*, para captar características importantes para a rede. Esses filtros são formados por pesos inicializados aleatoriamente e atualizando-os através do processo de retropropagação do erro.

Além disso, segundo [15] os filtros são usados em locais diferentes da imagem. Isto acaba fazendo com que os padrões que ocorrem com frequência, situado em qualquer ponto da matriz, possam ser aprendidos. Essa característica, é denominada compartilhamento de parâmetros.

A operação de convolução, representada pelo símbolo $*$, é descrita a partir de (5)

$$g(i, j) = (x*k)[i, j] = \sum_m \sum_n x[m, n]k[i - m, j - n], \quad (5)$$

em que, $g(i, j)$ é a saída ativada para a próxima camada, x é a entrada da imagem e k é a matriz de filtros.

O passo seguinte após a convolução, é a aplicação de uma função de ativação para geração de uma não linearidade na saída desta camada. Ela pode ser usada para ajustar ou cortar o resultado, sem ela o modelo se torna apenas um modelo de regressão linear.

2) *Pooling*: A camada de *pooling* nada mais é que uma camada para simplificar a informação da camada anterior, a fim de reduzir a complexidade para outras camadas. O *maxpooling* é o método mais utilizado, ele divide a imagem em uma sub-região determinada, por exemplo 2×2 , e retorna o valor máximo dentro dessa sub-região [12]. Esse tipo de método serve para diminuir a quantidade de pesos a serem aprendidos e também para evitar *overfitting*, quando o algoritmo se ajusta bem ao conjunto de dados, mas é ruim para generalização, e alto custo operacional.

3) *Fully Connected*: Nesta etapa, a camada totalmente conectada (em inglês, *fully connected*) é semelhante como os neurônios são organizados em uma rede *Multilayer Perceptron*. Dessa forma, cada nó em uma camada totalmente conectada está diretamente conectado a todos os nós na camada anterior e na próxima.

C. Support Vector Machines

Máquina de Suporte Vetorial (em inglês, *Support Vector Machines SVM*) é um algoritmo cujo objetivo é classificar um determinado conjunto de pontos de dados que são mapeados para um espaço de características usando uma função denominada de *kernel* [16]. Nesse sentido, essas funções realizam transformações de dados complexas fazendo com que os atributos passem a ser linearmente separáveis.

De forma mais simplificada, o SVM encontra uma reta de separação, chamada de hiperplano, em que se busca maximizar a distância entre os atributos mais próximos de cada classe.

Outro importante parâmetro a definir é o parâmetro de custo C . Para [17], a margem é maior para $C = 0,01$ do que $C = 10.000$. Portanto, valores maiores de C focam em pontos, classificados corretamente, próximos ao limite de decisão, enquanto que valores menores envolvem dados mais distantes.

D. Random Forest

Criado em 1995 por Tim Kan Ho [18], as florestas aleatórias (em inglês, *Random Forest RF*) são classificadores de conjuntos de árvores de decisão, com cada árvore

cultivada usando algum tipo de randomização. As RFs têm a capacidade de processar grandes quantidades de dados com altas velocidades de treinamento, com base em uma árvore de decisão.

De acordo com [17], as *Random Forests* são uma forma de calcular a média de várias árvores de decisão, treinadas em diferentes partes do mesmo conjunto de treinamento, com o objetivo de reduzir a variância e o viés.

Uma vantagem desse algoritmo é a sua aplicação, podendo ser utilizado tanto para tarefas de classificação quanto para regressão.

E. Gradient Boosting

O Gradient Boosting (GBM) é um algoritmo de Boosting bastante popular devido a sua grande adaptabilidade e é usado principalmente em competições de machine learning. Essa técnica usada no GBM, constrói um conjunto de árvores, com cada árvore aprendendo e melhorando a anterior, diferentemente das Random Forests que constroem um conjunto de árvores independentes [19]. Além disso, o GBM treina iterativamente novos modelos com um enfoque nos erros dos modelos anteriores, tornando a predição mais resistente ao viés.

Segundo [20] uma das maiores motivações de usar o GBM é que ele permite otimizar uma função de custo especificada pelo usuário, em vez de uma função de perda que geralmente oferece menos controle e não corresponde a algumas aplicações do mundo real.

4 | MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO

Dentre as principais formas de avaliação de modelos preditivos, temos a matriz de confusão, que permite avaliação consistente do modelo. A matriz de confusão é uma matriz que contém informações relacionadas à classificações reais e previstas. Utilizada em problemas de classificação binária, ela busca entender a relação entre acertos e erros que o modelo apresenta [21]. Uma matriz de confusão é representada pela Fig. 2.

		Real	
		Sim	Não
Predito	Sim	Verdadeiro Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
	Não	Falso Negativo (FN)	Verdadeiro Negativo (VN)

Figura 2. Matriz de confusão para problema de classificação binária. Adaptado de [22]

Em que, VP significa que a classe prevista e real originalmente fazem parte da classe positiva, FP significa que a classe predita retornou positiva, porém a classe original observada era negativa, VN expressa que tanto os valores preditos e reais fazem parte da classe negativa e FN representa que o valor predito resultou na classe negativa, mas a classe original era positiva.

Após encontrar esses valores e obter a matriz de confusão, é possível calcular métricas de avaliação para estabelecer o quão preciso é o modelo [22]. Existem várias métricas, e cada uma delas tem peculiaridades que se encaixa melhor em um determinado estudo.

A Acurácia, por exemplo, indica o desempenho em geral do modelo, ou seja, representa a taxa de acerto de todo o classificador. A Precisão, indica quantas classes positivas o modelo acertou dentre todas as classificações de classe positiva. Em outras palavras, quanto maior a precisão, menor o erro de falsos positivos. Outra métrica é a Sensibilidade ou Recall, no qual representa a taxa de valores classificadas como positivo, comparada com quantos deveriam ser. Um recall alto indica que o classificador produziu poucos falso negativos. Por fim, o F1-Score tem como objetivo unir precisão e sensibilidade a fim de ter um único valor que determine a qualidade geral do modelo. Dessa forma, quando essa métrica tiver um valor alto, o modelo terá uma boa precisão quanto uma boa sensibilidade. O cálculo dessas métricas de avaliação podem ser encontrados na Tabela I.

Acurácia	Precisão	Sensibilidade	F1-Score
$\frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN}$	$\frac{VP}{VP+FP}$	$\frac{VP}{VP+FN}$	$\frac{2 \cdot VP}{2 \cdot VP + FP + FN}$

Tabela I: métricas de avaliação.

A curva AUC-ROC como [23] descreve, é uma métrica de avaliação no qual é medida o desempenho de um modelo através de gráfico. ROC (em inglês, Receiver Operating Characteristics) é uma curva de probabilidade, que mede o número de vezes que o classificador errou a predição. Já o AUC (em inglês, Area Under the Curve), representa quanto o modelo é capaz de distinguir entre as classes.

Um bom algoritmo de classificação tem um AUC próximo de 1, o que simboliza que o algoritmo separa bem as classes. AUC próximo de 0, tem a pior medida de separabilidade. E quando o valor é 0,5 significa que o modelo não tem capacidade de separação.

5 I METODOLOGIA

A fim de se realizar um estudo sobre o ajuste de parâmetros em Redes Neurais, foi utilizado o banco de dados da MNIST de dígitos manuscritos, que é comumente usado por pesquisadores que desejam obter técnicas de aprendizado em reconhecimento de padrões.

Os modelos de redes neurais e operações de convolução utilizados neste trabalho

foram implementados em linguagem Python versão 3.7, com o auxílio apenas de bibliotecas básicas de operações matemáticas como a Numpy. Considerando-se os outros métodos implementados (SVM, RF e GBM) o pacote scikit-learn [24] na versão 0.24.1 foi utilizado como framework base. As configurações gerais da máquina utilizada para os experimentos são: CPU i5-9300H 2.4GHz, RAM 8GB e sistema operacional Windows 10 64-bit.

Dessa forma, para essa base de dados precisou-se primeiramente ajustar a estrutura da MLP. Sendo assim, o algoritmo implementado foi configurado da seguinte forma: gradiente descendente como método de otimização, um tamanho de lote de 50, escolhido empiricamente através de uma busca linear e um número máximo de 100 épocas. Além disso, foi definido uma taxa de aprendizagem adaptativa, cujo o objetivo é fazer grandes mudanças no início do treinamento e ir diminuindo no decorrer do procedimento, para que pequenas mudanças fossem feitas a fim de otimizar o treinamento. O algoritmo foi executado 10 vezes para cada quantidade de neurônios na camada escondida a fim de colher métricas de estatística descritiva para a acurácia obtida, como o desvio padrão, a média e também o melhor e pior caso possível.

Variando a quantidade de neurônios na camada escondida, um resultado com bom tradeoff entre acurácia e tempo de treinamento foi obtido utilizando 300 neurônios. Com esse parâmetro encontrado, foram feitos vários outros testes variando as funções de ativação. Os resultados desse experimento podem ser vistos na Tabela II.

Funções		Acurácia (%)	Melhor caso (%)	Pior caso (%)	Tempo de treinamento médio (s)
Camada escondida	Camada de saída				
ReLU	Softmax	97,78 ± 0,12	97,94	97,54	610,46
ReLU	Sigmóide	96,71 ± 0,14	97,00	96,53	567,89
ReLU	Tanh	96,18 ± 0,08	96,28	96,01	613,60
Sigmóide	Sigmóide	94,77 ± 0,17	95,15	94,50	692,39
Sigmóide	Tanh	95,63 ± 0,20	96,01	95,19	658,95
Tanh	Sigmóide	94,16 ± 0,16	94,49	93,96	641,77
Tanh	Tanh	95,18 ± 0,10	95,40	95,08	695,67

Tabela II : dados obtidos utilizando 300 neurônios junto com a taxa de aprendizagem adaptativa.

Pode-se perceber que a combinação das funções ReLU (x) e Softmax(x) geraram o melhor resultado quanto a acurácia, além disso, o tempo de treinamento médio sofreu pouca variação neste comparativo.

Após a implementação e ajuste da rede neural, os parâmetros da MLP foram incluídos na CNN que por sua vez, foi configurada para ter 2 camadas de convolução, sendo que cada uma dessas camadas passa por um processo de maxpooling e esta foi aplicada para um conjunto de dados de COVID-19.

A base de dados COVID-19 é formada de diferentes conjuntos de dados disponíveis publicamente e disponibilizado no repositório Kaggle [25]. Esse conjunto possui imagens de raios X de tórax para casos positivos de COVID-19, pneumonia viral e casos saudáveis.

Foi utilizado essa de base de dados na sua ultima versão, contendo 3.616 imagens de COVID-19 no qual a maioria das imagens (2.743) são coletadas do conjunto de dados BIMCVCOVID19 [26], 10.192 imagens de casos normais e 1.345 de pneumonia viral. Porém, para esse estudo foi utilizado somente imagens de COVID-19 e saudáveis, mostrado na Fig. 3.

O número de imagens aproveitadas de casos COVID-19 e saudáveis foram ambas de 3.520, visto que, o conjunto de dados possuía alguns ruídos que poderiam afetar o resultado final, como mostra a Fig. 4. Sendo assim, foi empregado undersampling como procedimento para diminuição dos dados, que consiste em reduzir de forma aleatória os exemplos da classe majoritária.

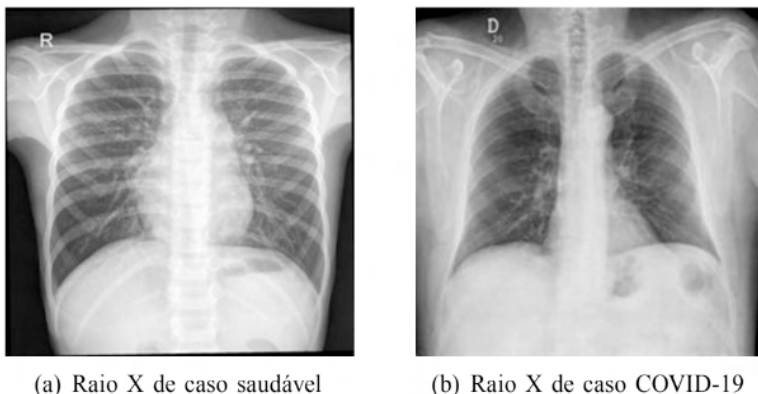


Figura 3. Imagens de caso positivo de COVID-19 e saudáveis retiradas da base de dados [25].

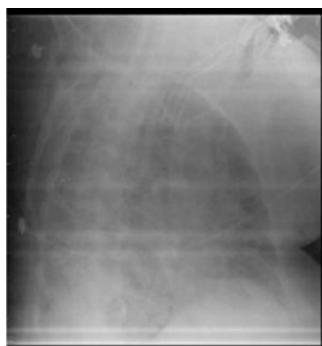


Figura 4. Radiografia indefinida [25].

As imagens de radiografias foram redimensionadas para serem aplicadas na rede

com intuito de reduzir parâmetros. Elas foram redimensionadas para 150x150 pixels, além de serem normalizadas através de (6)

$$X = \frac{X - \text{mean}(X)}{\text{std}(X)}, \quad (6)$$

onde, X representa o vetor de dados da imagem, $\text{mean}()$ é média aritmética e $\text{std}()$ é o desvio padrão.

Dito isso, o treinamento foi feito utilizando ADAM como método de otimização com intuito de melhorar a performance do algoritmo e um tamanho de lote, escolhido empiricamente, de 32. Ainda foi empregado 15 filtros convolucionais de tamanho 3x3 em cada camada de convolução e um número máximo de 4 épocas.

Para aplicação dos outros métodos utilizados (SVM, RF e GBM) a base de dados também foi redimensionada para 150x150 pixels além de ser normalizada e vetorizada. Os hiperparâmetros selecionados para esses algoritmos foram obtidos a partir de trabalhos presentes na literatura sobre classificação de imagens, uma vez que esses métodos servirão apenas de comparação com a CNN implementada.

Por fim, foi usado o método estatístico validação cruzada com k partições (em inglês, *k-fold cross validation*) para todos os outros métodos utilizados. Esse método é comumente usado na literatura para estimar a capacidade de modelos de aprendizado de máquina, medindo o desempenho do modelo de forma geral.

6 | RESULTADOS

Para o experimento com a base de dados COVID-19, utilizamos algumas métricas de avaliação, considerando-se que, para este problema em específico, a principal métrica a ser avaliada é a sensibilidade (*recall*). Essa métrica, é usada em situações

em que os falsos negativos são mais importantes do que os falsos positivos, ou seja, o modelo é treinado com enfoque especial na classificação correta de pacientes com COVID19, visando errar o mínimo possível. Isso foi definido tendo em vista uma interpretação na vida real de uma instância de falso negativo, onde iria resultar em uma suposição equivocada de que o paciente não está infectado com a doença, o que poderia acarretar um diagnóstico tardio além de contribuir para a propagação do vírus.

Dessa forma, a precisão é menos relevante para este trabalho, visto que, a gravidade em classificar pacientes saudáveis como se tivessem a doença é algo menos crítico, uma vez que os procedimentos para tratamento da doença não são debilitantes considerando-se o que a literatura demonstra até a data deste estudo. Entretanto, do ponto de vista estatístico, um resultado ruim quanto à métrica precisão pode representar um baixo valor de acurácia para o modelo, indicando falsamente que o modelo não classifica bem pacientes com a doença.

A Tabela III, mostra o desempenho do algoritmo usando *k-fold cross validation*. Neste trabalho, utilizou-se $k = 10$ em todos os experimentos, a fim de reduzir o viés.

Métricas	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Acurácia	89,60%	3,72%	84,09%	93,76%
Precisão	81,19%	6,79%	69,60%	88,35%
<i>Recall</i>	97,58%	1,83%	94,23%	99,35%
F1-Score	88,38%	4,55%	81,00%	93,00%
AUC	90,15%	3,11%	86,06%	93,75%
Tempo de execução (h)	71,76	0,06	71,69	71,83

Tabela III : desempenho obtido pela cnn proposta.

Através da Tabela III, verifica-se que os resultados do experimento são promissores, considerando-se a métrica avaliada e usando um método de validação robusto e consolidado na literatura.

O banco de dados também foi submetido aos classificadores *Random Forest*, *Gradient Boosting* e SVM, com o intuito de relacionar a capacidade dos algoritmos em encontrar resultados que sejam comparáveis à CNN implementada.

Para o RF, os parâmetros foram coletados a partir do trabalho de [27], em conjunto com uma rede pré treinada, a Resnet 50, para extração de características. Entretanto, o classificador RF neste estudo usou a técnica de *bootstrap aggregating bagging*, que é projetado para melhorar a estabilidade e a precisão dos algoritmos de aprendizado de máquina, além de reduzir a variância. Dessa forma, usando uma profundidade de árvores igual a 20 e o número de árvores na floresta igual a 100, este método produziu o melhor desempenho com relação à métrica precisão, além de apresentar o menor custo computacional.

A Tabela IV mostra os resultados obtidos pelo Random Forest considerando-se as métricas utilizadas.

Métricas	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Acurácia	86,59%	5,79%	78,83%	93,89%
Precisão	84,81%	8,69%	75,43%	98,43%
<i>Recall</i>	90,33%	3,28%	83,52%	96,02%
F1-Score	87,29%	5,18%	79,78%	93,75%
AUC	86,60%	5,80%	78,83%	93,89%
Tempo de execução (s)	68,15	1,61	67,13	69,48

Tabela IV : desempenho obtido pelo *Random Forest*.

A Tabela V mostra os resultados encontrados utilizando-se a SVM. Os parâmetros para este classificador foram obtidos do trabalho de [28] onde a SVM foi implementada juntamente com uma rede convolucional pré-treinada, empregada para classificar casos positivos de COVID-19. O kernel linear foi usado na SVM.

Métricas	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Acurácia	79,93%	5,54%	70,17%	88,30%
Precisão	79,51%	6,61%	70,05%	89,84%
Recall	81,09%	5,40%	70,45%	88,63%
F1-Score	80,31%	5,42%	70,25%	88,25%
AUC	79,91%	5,55%	70,17%	88,25%
Tempo de execução (min)	32,61	3,22	29,67	35,98

Tabela V: desempenho obtido pela SVM.

A Tabela VI mostra os resultados obtidos utilizando-se o GBM. Os parâmetros utilizados para este classificador são os mesmos empregados no trabalho de [29], no qual foi usado o algoritmo *Stochastic Gradient Boosting* para melhorar o desempenho de um modelo de classificação. O GBM foi aplicado à base usando uma profundidade de árvores igual a 20, número de árvores na floresta igual a 100 e uma taxa de aprendizagem de 0,1.

Métricas	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Acurácia	75,76%	5,44%	67,61%	82,67%
Precisão	76,16%	4,82%	70,45%	86,93%
Recall	76,16%	4,82%	70,45%	86,93%
F1-Score	75,95%	4,94%	68,61%	82,20%
AUC	75,76%	5,44%	67,61%	82,67%
Tempo de execução (h)	5,23	0,09	5,31	5,15

Tabela VI : desempenho obtido pelo *Gradient Boosting*.

Ao analisar a Tabela VI, nota-se que o tempo de execução do algoritmo é alto em comparação ao SVM e *Random Forest*.

Diante disso, como o principal objetivo desse método é reduzir o viés dos modelos simples, o GBM acaba levando bastante tempo de execução, visto que, o treinamento dos modelos são feitos de maneira gradual, aditiva e sequencial.

Observando as tabelas IV e V, percebe-se que o modelo usando SVM obteve um resultado inferior a *Random Forest* e CNN. Isso pode ter ocorrido devido à dependência da SVM com relação à escolha do kernel, além de possivelmente precisar de um ajuste mais refinado para a base de dados utilizada. Em contrapartida, a RF busca a melhor característica em um subconjunto aleatório das características, criando uma grande diversidade e gerando melhores modelos, obtendo resultados mais satisfatórios [17].

Entretanto, ao comparar os resultados obtidos utilizando a CNN e a RF pode-se perceber que a RF converge com um baixo tempo de execução, contudo, obtém resultados inferiores à CNN. Isso ocorre pois as redes convolucionais tendem a aprenderem certas características importantes para a classificação. As Random Forests tendem a levar em consideração a classe majoritária com um peso maior, devido à forma classificação das árvores.

Nesse sentido, as redes neurais convolucionais predominam em classificar e distinguir casos saudáveis e casos positivos de COVID-19 em imagens de raio x. A Fig. 5 e a Fig. 6 mostram, respectivamente, a matriz de confusão e a curva ROC do melhor resultado obtido pela CNN.

		Real	
		Sim	Não
Predito	Sim	VP = 311	FP = 41
	Não	FN = 3	VN = 349

Figura 5. Matriz de confusão do melhor resultado.

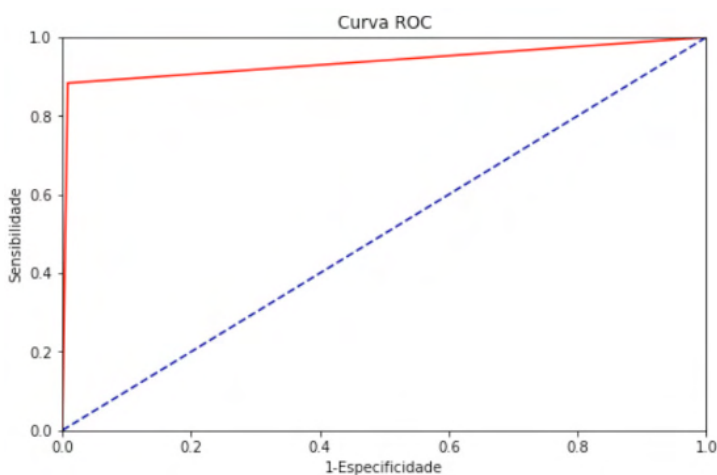


Figura 6. Curva ROC do melhor resultado.

Na Fig. 6, a linha pontilhada azul representa uma resposta aleatória do modelo e a linha vermelha indica o modelo gerado pelo algoritmo proposto. É possível perceber através desse gráfico que o modelo consegue ter uma boa separabilidade devido ao seu valor

de AUC. Isto mostra que o algoritmo obtém boa separabilidade entre casos saudáveis e casos positivos de COVID-19.

A Tabela VII mostra o desempenho obtido em trabalhos recentes da literatura para classificar imagens de COVID-19 com diferentes CNN's e diferentes bancos de dados.

Artigos	Técnicas	Banco de dados	Performance
[10]	CNN (CheXNet) + Correção gamma	COVID-19 <i>dataset</i> (3616 COVID-19, 8851 Saudáveis e 6012 Não-COVID)	Acurácia: 96,29%, precisão: 96,28%, sensibilidade: 96,29%, F1-Score: 96,28% e especificidade: 97,27%
[7]	CNN (MobileNet v2)	<i>dataset</i> com 224 COVID-19, 714 Pneumonia (bacteriana e viral) e 504 Saudáveis	Sensibilidade: 98,66%, precisão: 96,78% e especificidade: 96,46%
[8]	CNN (ResNet-101)	154 COVID-19 e 5.828 imagens não rotuladas extraído do conjunto ChestX-ray14	AUC: 0,82 sensibilidade: 77,3%, acurácia: 71,9% e especificidade: 71,8%
[9]	CNN (Inception V3, Xception e ResNeXt)	<i>dataset</i> com 1583 imagens Saudáveis, 576 COVID-19 e 4273 de Pneumonia	Acurácia: 97,97% e sensibilidade: 92,00%
CNN pro-posta	CNN com 2 camadas de convolução	COVID-19 <i>dataset</i> (3520 COVID-19 e 3520 Saudáveis)	AUC: 90,15%, sensibilidade: 97,58%, precisão: 81,19%, acurácia: 89,60% e F1-Score: 88,38%

Tabela VII: comparação com o estado-da-arte.

O trabalho de [25] é o único trabalho que utiliza um banco de dados com um grande número de imagens. Todavia, mesmo com uma rede convolucional profunda e com aprimoramento de imagem, a sensibilidade alcançada foi de 96,29%, sendo inferior ao resultado obtido no presente estudo. Ademais, o método estatístico usado para validar a eficiência foi o *k-fold cross validation* com 5 *folds*, o que mostra um resultado menos robusto comparado ao realizado neste trabalho.

Analisando o estudo de [7], pode-se observar que o Recall atingindo foi de 98,66%, um valor maior ao que foi obtido neste trabalho. É possível observar também que o método de treinamento utilizado é bastante robusto, visto que o método de *Transfer Learning* armazena o conhecimento adquirido em outras aplicações. Por outro lado, o banco de dados usado conta com uma pequena amostra de dados, contribuindo para o desempenho

dos modelos que sofrem menos com relação ao custo computacional.

Os trabalhos de [9] e [8] também utilizam poucas imagens positivas para COVID-19, isto acarreta em um desbalanceamento de dados, e conseqüentemente, maior chance de o treinamento sofrer *overfitting* e priorizar a classe majoritária, conforme podemos perceber pelos valores obtidos para a métrica sensibilidade, que foram nitidamente inferiores aos valores obtidos pela nossa abordagem.

Apesar de não utilizar as imagens de casos positivos para pneumonia não oriunda de COVID-19, a CNN proposta consegue diferenciar bem radiografias de pacientes com COVID-19 e pacientes saudáveis. Além disso, a COVID-19 pode evoluir para pneumonia, provocando síndrome respiratória aguda grave, sendo assim, mesmo o modelo identificando alguma anomalia presente nas radiografias e classificando como caso positivo de COVID-19, permite que o paciente seja isolado para uma checagem mais minuciosa, tendo uma probabilidade baixa de infectar outra pessoa.

Por fim, é certo dizer que um diagnóstico não é feito somente a partir de uma radiografia do tórax, mas o modelo proposto pode influenciar na tomada de decisão, propiciando medidas de contenção da COVID-19, dado que a rede convolucional permite uma rápida resposta.

7 | CONCLUSÃO

É possível concluir que o uso de *deep learning* com CNNs, é capaz de ter efeitos significativos na extração de características e detecção automática de imagens de raios X relacionadas à pacientes com COVID-19.

Dessa forma, com base nos resultados obtidos usando uma Rede Neural Convolucional, foi possível classificar casos positivos de COVID-19, tendo uma sensibilidade de 97,58%. Este modelo pode ser útil como ferramenta para classificação, auxiliando na triagem rápida do paciente e prevenindo a propagação do vírus.

Os resultados obtidos neste estudo são confiáveis e generalizáveis, uma vez que foram treinados e validados com um grande conjunto de dados, sendo comparáveis a diversos estudos recentes e outros algoritmos de classificação do estado-da-arte.

Para trabalhos futuros, é relevante empregar técnicas de segmentação, onde a região de interesse poderia ser destacada, eliminando partes irrelevantes para o treinamento e assim, simplificando a imagem para uma melhor análise. Além disso é interessante melhorar a velocidade de treinamento da CNN utilizando paralelismo, com o objetivo de diminuir o tempo de execução do algoritmo, uma vez que desta forma o esforço computacional pode ser dividido para cada núcleo do processador ou unidade de processamento gráfico (em inglês, *Graphics Processing Unit GPU*).

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à UFVJM por todo o suporte prestado no desenvolvimento deste trabalho.

REFERÊNCIAS

- [1] F. He, Y. Deng, and W. Li, “Coronavirus disease 2019: What we know?” *Journal of medical virology*, vol. 92, no. 7, pp. 719–725, 2020.
- [2] P. M. de Medeiros Carvalho, M. M. Moreira, M. N. A. de Oliveira, J. M. M. Landim, and M. L. R. Neto, “The psychiatric impact of the novel coronavirus outbreak,” *Psychiatry research*, vol. 286, p. 112902, 2020.
- [3] S. K. Brooks, R. K. Webster, L. E. Smith, L. Woodland, S. Wessely, N. Greenberg, and G. J. Rubin, “The psychological impact of quarantine and how to reduce it: rapid review of the evidence,” *The lancet*, vol. 395, no. 10227, pp. 912–920, 2020.
- [4] K. Fukushima, S. Miyake, and T. Ito, “Neocognitron: A neural network model for a mechanism of visual pattern recognition,” *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, no. 5, pp. 826–834, 1983.
- [5] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, “Gradient-based learning applied to document recognition,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.
- [6] R. Yamashita, M. Nishio, R. K. G. Do, and K. Togashi, “Convolutional neural networks: an overview and application in radiology,” *Insights into imaging*, vol. 9, no. 4, pp. 611–629, 2018.
- [7] I. D. Apostolopoulos and T. A. Mpesiana, “Covid-19: automatic detection from x-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks,” *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, vol. 43, no. 2, pp. 635–640, 2020.
- [8] M. Z. Che Azemin, R. Hassan, M. I. Mohd Tamrin, and M. A. Md Ali, “Covid-19 deep learning prediction model using publicly available radiologist-adjudicated chest x-ray images as training data: preliminary findings,” *International Journal of Biomedical Imaging*, vol. 2020, 2020.
- [9] R. Jain, M. Gupta, S. Taneja, and D. J. Hemanth, “Deep learning based detection and analysis of COVID-19 on chest x-ray images,” *Applied Intelligence*, vol. 51, no. 3, pp. 1690–1700, Oct. 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s10489-020-01902-1>
- [10] T. Rahman, A. Khandakar, Y. Qiblawey, A. Tahir, S. Kiranyaz, S. B. A. Kashem, M. T. Islam, S. Al Maadeed, S. M. Zughaier, M. S. Khan *et al.*, “Exploring the effect of image enhancement techniques on covid-19 detection using chest x-ray images,” *Computers in biology and medicine*, vol. 132, p. 104319, 2021.
- [11] L. G. L. Fernandes *et al.*, “Previsão de séries de tempo: redes neurais artificiais e modelos estruturais,” 1995.
- [12] M. A. Nielsen, *Neural networks and deep learning*. Determination press San Francisco, CA, 2015, vol. 25.
- [13] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, “Deep learning,” *nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015.

- [14] Phung and Rhee, "A high-accuracy model average ensemble of convolutional neural networks for classification of cloud image patches on small datasets," *Applied Sciences*, vol. 9, p. 4500, 10 2019.
- [15] L. G. Hafemann, L. S. Oliveira, P. R. Cavalin, and R. Sabourin, "Transfer learning between texture classification tasks using convolutional neural networks," in 2015 *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. IEEE, 2015, pp. 1–7.
- [16] A. Eloyr and A. Nunes, "Support vector machines," 2020. [Online]. Available: <https://lamfo-unb.github.io/2020/07/04/SVM/>
- [17] J. Friedman, T. Hastie, R. Tibshirani *et al.*, *The elements of statistical learning*. Springer series in statistics New York, 2001, vol. 1, no. 10.
- [18] T. K. Ho, "Random decision forests," in *Proceedings of 3rd international conference on document analysis and recognition*, vol. 1. IEEE, 1995, pp. 278–282.
- [19] G. Duarte, "Gradient boostings parte 1: Métodos de ensemble learning," 2020. [Online]. Available: <https://datarisk.io/gradient-boostings-parte-1-metodos-de-ensemble-learning>
- [20] H. Singh, "Understanding gradient boosting machines," 2018. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/understandinggradient-boosting-machines-9be756fe76ab>
- [21] A. Santra and C. J. Christy, "Genetic algorithm and confusion matrix for document clustering," *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)*, vol. 9, no. 1, p. 322, 2012.
- [22] D. Nogare, "Performance de machine learning matriz de confusão," 2020. [Online]. Available: <http://diegonogare.net/2020/04/performance-de-machine-learning-matriz-de-confusao>
- [23] S. Narkhede, "Understanding auc-roc curve," *Towards Data Science*, vol. 26, pp. 220–227, 2018.
- [24] F. e. a. Pedregosa, "Scikit-learn: Machine learning in Python," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, pp. 2825–2830, 2011.
- [25] T. Rahman, "Covid-19 radiography database," 2020. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>
- [26] BIMCV-COVID19, "Datasets related to covid19's pathology course," 2020. [Online]. Available: <https://bimcv.cipf.es/bimcv-projects/bimcvcovid19>
- [27] R. Mostafiz, M. S. Uddin, N.-A. Alam, M. M. Reza, and M. M. Rahman, "Covid-19 detection in chest x-ray through random forest classifier using a hybridization of deep cnn and dwt optimized features," *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 2020.
- [28] P. K. Sethy, S. K. Behera, P. K. Ratha, and P. Biswas, "Detection of coronavirus disease (covid-19) based on deep features and support vector machine," 2020.
- [29] L. Lin, W. Yue, and Y. Mao, "Multi-class image classification based on fast stochastic gradient boosting," *Informatica*, vol. 38, no. 3, 2014.

ÍNDICE REMISSIVO

A

Aprendizado de máquina 3, 1, 2, 3, 5, 6, 7, 9, 13, 18, 20, 33, 43, 44

Armazém inteligente 87, 88, 90, 94, 103, 104

B

Bloom 51, 52, 54, 63, 65, 66, 69, 70, 71, 72, 73

Busca de custo uniforme 87, 89, 91, 92, 96, 97, 98, 99, 100, 102, 103

C

Colônia de formigas 87, 91, 93

Computação evolutiva 4, 133, 135, 136, 139, 144

Covid-19 3, 33, 34, 35, 41, 42, 43, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 75, 82

D

Data augmentation 106

Doença de alzheimer 4, 105, 106, 119

E

Experiência do usuário 3, 74, 75, 76

Extração de conhecimento 133, 138, 140

F

Fluxo de carga linearizado 3, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 29, 30, 31

Funções contínuas 4, 121, 124, 131

G

Generative adversarial networks 106, 110

I

Imagens de raio X 3, 33, 46

Índices de reprovação 147, 149, 152, 153, 158, 159

Inteligência lógico-matemática 3, 51, 52, 56, 57, 59, 72

J

Jogos digitais de entretenimento 3, 51, 52, 53, 63, 64, 71

M

Mercado financeiro 2, 4, 133, 134, 135, 136, 137, 138, 144

Multilayer perceptron 8, 35, 38, 105, 106, 109, 110, 121

O

Otimização matemática 22, 23, 26, 28, 31

P

Perceptron 4, 8, 35, 38, 105, 106, 109, 110, 121

Portais de notícias 3, 74, 76, 77, 79, 80, 82, 84, 85

R

Rastreamento 3, 74, 75, 76, 77, 78

Reconhecimento de padrões 20, 33, 35, 40

redes neurais artificiais 20, 35, 49, 146

Redes neurais artificiais 4, 105, 106, 121, 132, 136

Redes neurais convolucionais 33, 34, 37, 46

Reprovação no curso de sistemas de informação 4, 147, 159

Roteirização 87, 89, 103, 104

S

Sistemas de recomendação 133

Sistemas elétricos de potência 21, 22, 32

Solver knitro 22





T

Teoria das Inteligências Múltiplas 51, 54, 71, 72

 www.atenaeditora.com.br
 contato@atenaeditora.com.br
 @atenaeditora
 www.facebook.com/atenaeditora.com.br

Collection:

APPLIED COMPUTER ENGINEERING 2

 www.atenaeditora.com.br
 contato@atenaeditora.com.br
 @atenaeditora
 www.facebook.com/atenaeditora.com.br

Collection:

APPLIED COMPUTER ENGINEERING 2