

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS
NÚCLEO DE EDUCAÇÃO A DISTÂNCIA
Pós-graduação *Lato Sensu* em Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina

RODRIGO MARQUES PESSOA

**VISÃO COMPUTACIONAL NO RECONHECIMENTO DE PLACAS DE VEÍCULOS
COM REDES NEURAIS CONVOLUCIONAIS**

Campinas

2021

RODRIGO MARQUES PESSOA

**VISÃO COMPUTACIONAL NO RECONHECIMENTO DE PLACAS DE VEÍCULOS
COM REDES NEURAIS CONVOLUCIONAIS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao Curso de Especialização em Inteligência
Artificial e Aprendizado de Máquina como
requisito parcial à obtenção do título de
especialista.

Campinas

SUMÁRIO

1. Introdução	4
1.1. Contextualização	4
1.1.1 Visão Computacional.....	4
1.1.2 Redes Neurais Convolucionais(CNN).....	5
1.2. Convoluções	5
1.3. ReLU	5
1.4. Pooling	6
1.5. Flatten.....	6
1.6. Rede Tradicional (Dense Layers)	6
1.7. O problema proposto	7
2. Coleta das Imagens.....	8
3. Processamento/Tratamento de Dados	9
4. Criação da Rede Neural Convolucional (CNN).....	10
4.1. Arquitetura	10
4.2. Treinamento	11
5. Apresentação dos Resultados	12
5.1. Identificando a placa	12
5.1.1 Passo 1: Captura da Imagem	12
5.1.2 Passo 2: Tratamento da imagem para capturar bordas.....	13
5.1.3 Passo 3: Realizar a predição com a CNN.....	14
5.1.4 Passo 4: Pesquisa na Web	15
5.1.5 Passo 5 – Salvando os dados da placa.....	16
5.1.6 Passo 6 – Apresentando o dashboard com os dados das cidades.....	17
6. Conclusão	18
7. Referências	19

1. Introdução

1.1. Contextualização

1.1.1 Visão Computacional

A visão computacional é uma área de atuação do campo da inteligência artificial. Essa visão tem transformado a realidade de diversos setores da sociedade. O seu objetivo é replicar funções da visão humana. Isso é possível por conta do uso de softwares e hardwares avançados.

Muitas pessoas têm dificuldade em imaginar que máquinas são realmente capazes de replicar capacidades biológicas. No entanto, tal tecnologia já é real e capaz de realizar diversas tarefas, como detecção, restauração de imagens, reconhecimento, movimento e identificação, por exemplo.

Dessa maneira, diversas aplicações têm aparecido em diferentes áreas de atuação, sendo bastante úteis para o desenvolvimento tecnológico e operacional.

Para que não haja um número alto de erros, o sistema é alimentado com milhares de imagens relacionadas a determinado assunto. Assim, fica muito fácil para o computador realizar correlações entre objetos específicos.

Por exemplo, ao invés de fazer com que o computador procure por patas, orelhas e narizes com o objetivo de identificar um gato, faz-se o upload de variadas fotos de gatos. Com isso, automaticamente o sistema aprende sozinho quais são as possíveis características que esse animal pode apresentar, a fim de identificar mais facilmente um gato.

Por ser uma tecnologia inovadora e altamente eficaz, a visão computacional está sendo bastante usada em diversas áreas, a fim de reduzir custos, otimizar processos, melhorar a experiência do cliente e aumentar a segurança, por exemplo.

Assim, as principais tarefas em que a visão computacional é usada são:

- Reconhecimento Facial de Emoções;
- Reconhecimento e Detecção de Atividade Humana;

- Detecção de Veículos;
- Processamento e Geração de Vídeos.

Tal tecnologia supera as capacidades humanas em muitas áreas, como a análise de exames médicos, como raios-x, tomografias e ressonâncias magnéticas com o objetivo de verificar a existência de alguma anomalia, por exemplo.

1.1.2 Redes Neurais Convolucionais(CNN)

Uma Rede Neural Convolucional (ConvNet / Convolutional Neural Network / CNN) é um algoritmo de aprendizado profundo que pode captar uma imagem de entrada, atribuir importância (pesos e vieses que podem ser aprendidos) a vários aspectos da imagem e ser capaz de diferenciar um do outro. O pré-processamento exigido em uma ConvNet é muito menor em comparação com outros algoritmos de classificação. Enquanto nos métodos primitivos os filtros são feitos à mão, com treinamento suficiente, as ConvNets têm a capacidade de aprender essas características.

Uma CNN pode ser dividida em duas partes: extração de características (*Conv*, *Padding*, *Relu*, *Pooling*) e uma rede neural tradicional.

1.2. Convoluções

Matematicamente, uma convolução é uma operação linear que a partir de duas funções, gera uma terceira (normalmente chamada de *feature map*). No contexto de imagens, podemos entender esse processo como um filtro/*kernel* que transforma uma imagem de entrada.

Um *kernel* é uma *matrix* utilizada para uma operação de multiplicação de matrizes. Esta operação é aplicada diversas vezes em diferentes regiões da imagem. A cada aplicação, a região é alterada por um parâmetro conhecido como *stride*. Normalmente o *stride* possui o valor 1, o que significa que a transformação será aplicada em todos os *pixels* da imagem

1.3. ReLU

Uma rede neural sem função de ativação torna-se um modelo linear. Se o seu problema é linear, existem outros modelos mais simples que te atenderão tão bem quanto uma rede neural. Infelizmente a maioria dos problemas complexos não são lineares. Portanto, para adicionar a não linearidade a rede, utilizamos as funções de ativação. Nos dias de hoje, e principalmente no contexto de imagens, a mais utilizada é a função ReLU.

1.4. Pooling

É um processo simples de redução da dimensionalidade/*features maps*. Em uma forma leviana de pensar, podemos entender essa transformação como uma redução do tamanho da imagem.

A principal motivação dessa operação no modelo, é de diminuir sua variância a pequenas alterações e também de reduzir a quantidade de parâmetros treinados pela rede.

1.5. Flatten

Essa camada normalmente é utilizada na divisão das 2 partes da CNN (extração de características / rede neural tradicional). Ela basicamente opera uma transformação na *matrix* da imagem, alterando seu formato para um array. Por exemplo, uma imagem em *grayscale* de 28x28 será transformada para um array de 784 posições.

1.6. Rede Tradicional (Dense Layers)

Rede neural é um modelo computacional baseado no sistema nervoso central humano. Elas são capazes de reconhecer padrões em uma massa de dados de forma a classificá-los em alguma categoria ou fazer a regressão de algum valor.

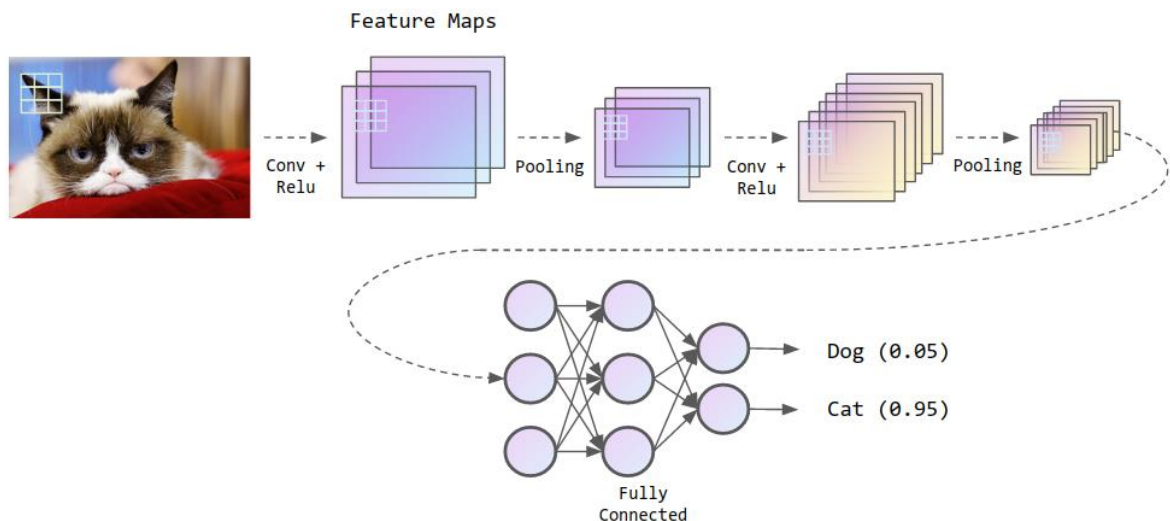


Imagem - Arquitetura CNN.

1.7. O problema proposto

Para os estabelecimentos comerciais é muito importante identificar a origem dos seus clientes para que possam fazer uma campanha de marketing direcionada para uma determinada região ou cidade.

Pensando nisso será criado um processo para identificar a origem das placas. Nas placas antigas essa informação pode ser obtida diretamente nas placas, mas nas novas placas essa informação não é mais apresentada. O sistema de identificação irá coletar a imagem da placa, realizar o processo de identificação das letras e números da placa através da utilização de uma rede CNN pré-treinada e realizar uma pesquisa na internet para identificar o estado e a cidade da placa e salvar essa informação em uma base de dados para posterior utilização em dashboards para que o departamento de marketing possa criar campanhas direcionadas para estes estados ou cidades.

2. Coleta das Imagens

A coleta das imagens que será utilizado para treinar a CNN será feita manualmente através do mecanismo de busca de imagens do Google. As imagens são as placas de veículos que terão cada letra recortada e etiquetada no nome do arquivo.

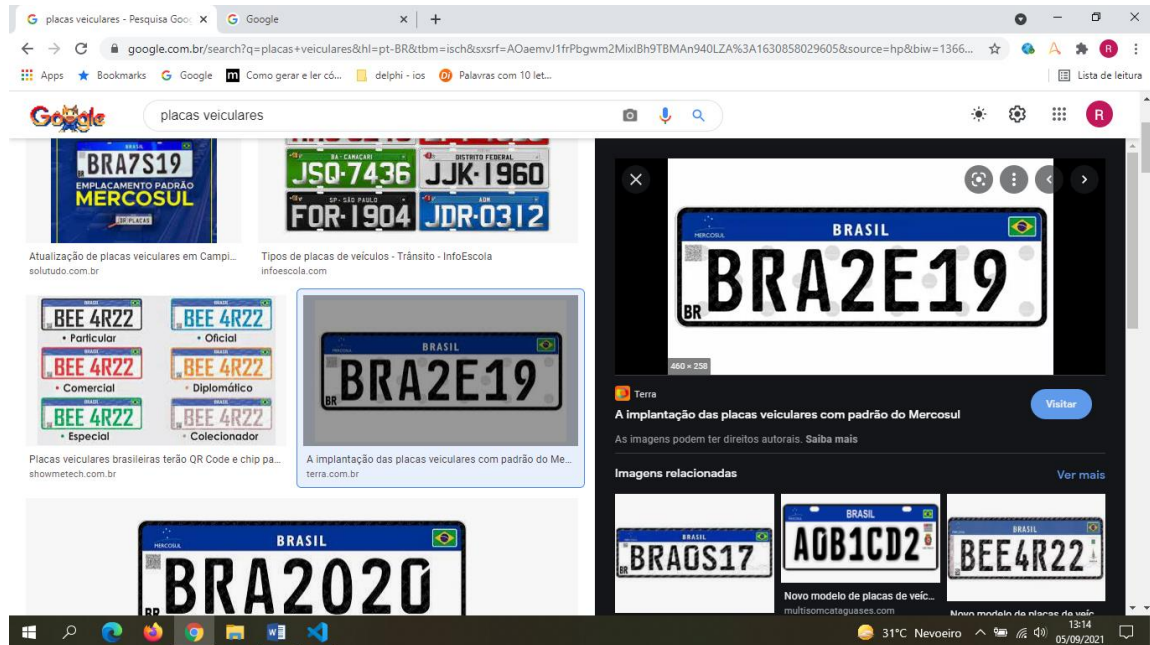


Imagem - Placas coletadas da internet.

Após a etiquetagem das imagens das placas teremos os números e letras etiquetadas pelo nome da imagem que servirão de imagens de treinamento para CNN.

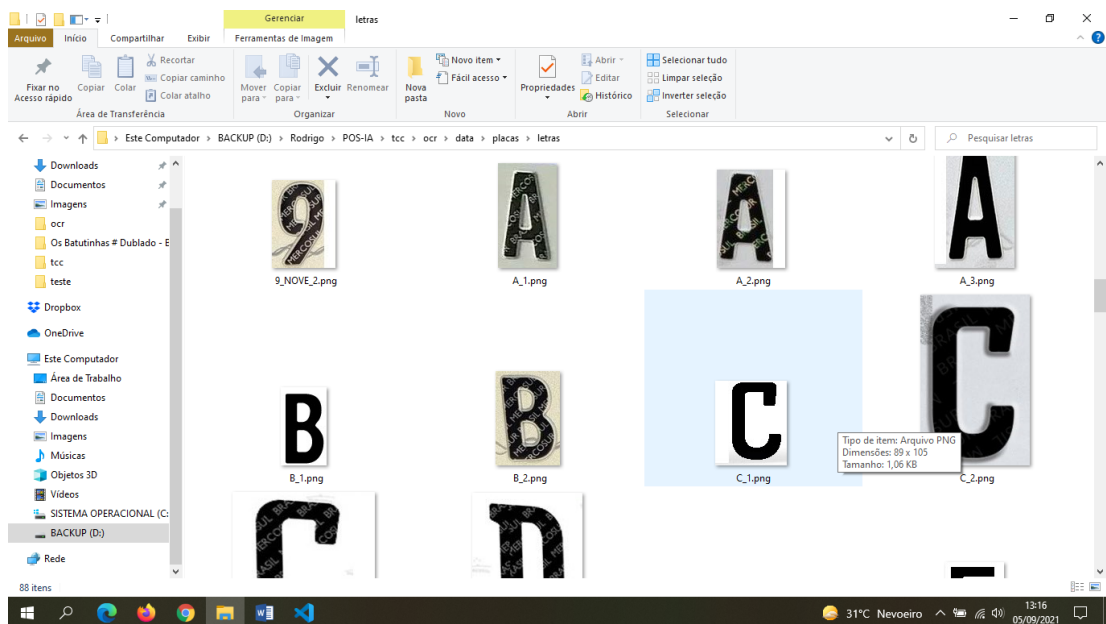


Imagem - Caracteres das placas etiquetados.

3. Processamento/Tratamento de Dados

A etapa de processamento e tratamento consiste em atuar sobre os dados obtidos para que eles possam ser utilizados no treinamento da CNN. Nesta etapa as imagens serão dimensionadas para um tamanho padrão e convertidas para escala de cinza para facilitar o processamento já que nesses casos os canais de cores não são necessários.

Para aumentar o número de imagens será aplicada também técnicas de erosão e dilatação e por fim rotação gerando novas imagens que ajudarão a rede neural na identificação das imagens das placas. Para realizar estas tarefas utilizaremos a biblioteca do open CV conforme código abaixo:

```
def preprocessamento(pathin, pathout, maxsize):
    tam = len(pathin.split('\\'))
    filename = pathin.split('\\')[tam-1]

    img = cv2.imread(pathin)
    img_resize = cv2.resize(img,maxsize,cv2.INTER_AREA)
    gray = cv2.cvtColor(img_resize, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

    val, thresh = cv2.threshold(gray, 0, 255, cv2.THRESH_BINARY_INV | cv2.THRESH_OTSU)
    cv2.imwrite(pathout + '\\' + filename , thresh)

    kernel = np.ones((1, 1), np.uint8)

    img_erosao = cv2.erode(thresh, kernel)
    cv2.imwrite(pathout + '\\' + '_ero_' + filename , img_erosao)

    img_dilata = cv2.dilate(thresh, kernel)
    cv2.imwrite(pathout + '\\' + '_dil_' + filename , img_dilata)

    img_rotatel = rotate_image(thresh,5)
    cv2.imwrite(pathout + '\\' + '_rot_l_' + filename , img_rotatel)

    img_rotater = rotate_image(thresh,-5)
    cv2.imwrite(pathout + '\\' + '_rot_r_' + filename , img_rotater)

    return (thresh,img_rotatel,img_rotater,img_erosao, img_dilata)
```

Código - Pré-processamento das imagens utilizadas para treinamento da CNN.

4. Criação da Rede Neural Convolucional (CNN)

4.1.Arquitetura

Utilizaremos as bibliotecas do Keras para criar a arquitetura da CNN, contendo uma camada de convolução para extrair as características da imagem seguida por uma camada de maxpooling para reduzir a dimensionalidade e retornar os aspectos mais importantes da imagem. Esse processo será aplicado mais duas vezes. O resultado dessa matrix será convertido para um array (Flatten) que será a entrada da camada de uma rede totalmente conectada que fara o cálculo dos pesos e por fim uma camada que fara a previsão utilizando a função softmax. O código pode ser visto abaixo:

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Conv2D, MaxPool2D, Flatten, Dense
from tensorflow.keras.callbacks import ModelCheckpoint
rede_neural = Sequential()

rede_neural.add(Conv2D(filters=32, kernel_size=(3,3), activation='relu', input_shape=(28,28,1)))
rede_neural.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))

rede_neural.add(Conv2D(filters=64, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='same'))
rede_neural.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))

rede_neural.add(Conv2D(filters=128, kernel_size=(3,3), activation='relu', padding='valid'))
rede_neural.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))

rede_neural.add(Flatten())

rede_neural.add(Dense(64, activation='relu'))
rede_neural.add(Dense(128, activation='relu'))

rede_neural.add(Dense(36, activation='softmax'))

rede_neural.compile(loss = 'categorical_crossentropy', optimizer = 'adam', metrics = ['accuracy'])
rede_neural.summary()
```

Código – Definição da arquitetura CNN.

4.2.Treinamento

Os dados serão divididos em treino e teste e será realizado o treinamento da rede e o resultado do treinamento será salvo para posterior utilização no processo de previsão dos caracteres das placas.

```
epochs = 40
batch_size = 20
checkpointer = ModelCheckpoint(arquivo_modelo, monitor='val_loss', verbose=1,
save_best_only=True)
history = rede_neural.fit(augmentation.flow(X_train, y_train,
batch_size=batch_size), validation_data = (X_test, y_test),
steps_per_epoch = len(X_train) // batch_size,
epochs = epochs,
class_weight = classes_peso,
verbose=1, callbacks=[checkpointer])
previsoes = rede_neural.predict(X_test, batch_size=batch_size)
print(previsoes)

rede_neural.save('rede_neural_placa', save_format='h5')
```

Código – Treinamento da CNN.

Foi definido que a rede fará o treinamento em 40 épocas pois é o momento que ocorre praticamente o ponto de máxima acurácia entre os dados de treino e validação e se estabiliza nas épocas seguintes conforme mostra o gráfico abaixo.

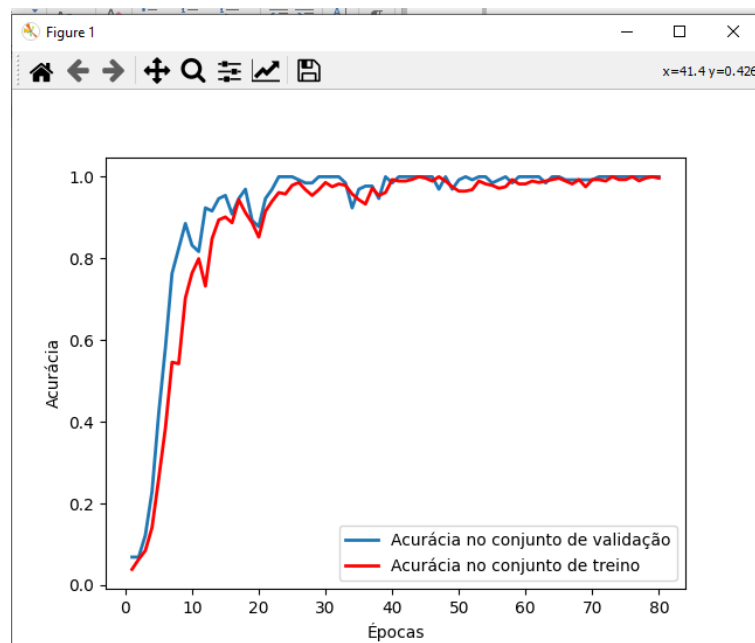


Imagem – Evolução do treinamento.

5. Apresentação dos Resultados

5.1. Identificando a placa

Uma imagem da placa será capturada no momento que o veículo chegar através de uma câmera posicionada na entrada e será enviada para processamento no servidor. Essa imagem será dimensionada e será aplicado uma técnica para extração das bordas para que cada caractere da placa possa ser recortado e posteriormente enviados para a CNN para realizar a predição dos caracteres. Segue um passo a passo do processo e da imagem da placa sendo identificada e o respectivo código fonte.

5.1.1 Passo 1: Captura da Imagem

```
imgcar = cv2.imread(imagemcar)
cv2_imshow(imgcar)

originalcar = imgcar.copy()

H = imgcar.shape[0]
W = imgcar.shape[1]
print(H, W)

proporcao_W = W / float(largura)
proporcao_H = H / float(altura)
print(proporcao_W, proporcao_H)

imgcar = cv2.resize(imgcar, (largura, altura))
H = imgcar.shape[0]
W = imgcar.shape[1]
print(H, W)

cv2_imshow(imgcar)
```

Código - Leitura da placa capturada.



Imagem - Placa capturada.

5.1.2 Passo 2: Tratamento da imagem para capturar bordas

```
if img.shape[1] > tm_placa:
    gray, img_processada = preprocessar_img(img)
    cv2_imshow(gray)
    cv2_imshow(img_processada)

    conts = encontrar_contornos(img_processada.copy())
    caracteres = []
    for c in conts:
        (x, y, w, h) = cv2.boundingRect(c)
        if (w >= l_min and w <= l_max) and (h >= a_min and h <= a_max):
            processa_caixa(gray, x, y, w, h)

    caixas = [b[1] for b in caracteres]
    caracteres = np.array([c[0] for c in caracteres], dtype="float32")
```

Código – Pré-processamento da imagem da placa.



Imagem - Extração das bordas dos caracteres da placa veicular.



Imagem - Identificação dos caracteres para envio individual a CNN

5.1.3 Passo 3: Realizar a predição com a CNN

```
caracteres = np.array([c[0] for c in caracteres], dtype="float32")
previsoes = rede_neural_carregada.predict(caracteres)

placa = ''
img_cp = img.copy()
for (previsoes, (x, y, w, h)) in zip(previsoes, caixas):
    i, probabilidade, caractere = predicao(previsoes, lista_caracteres)
    desenhar_na_img(img_cp, caractere)
    placa += caractere

cv2_imshow(img_cp)
```

Código – Predição dos caracteres da placa.

5.1.4 Passo 4: Pesquisa na Web

```
def Buscaplaca(pplaca):

    #browser = webdriver.Chrome(executable_path=r'D:\Rodrigo\POS-
    IA\tcc\ocr\web\chromedriver.exe')
    browser = webdriver.Firefox(executable_path=r'D:\Rodrigo\POS-
    IA\tcc\ocr\web\geckodriver.exe') # inicia uma instancia
    browser.get('https://www.qualveiculo.net/') # a instancia .get serve para di
    recionar um
    browser.maximize_window() # a instancia .maximize_window() d

    text_area = browser.find_element_by_id("placa")
    text_area.send_keys(pplaca)

    btn = browser.find_element_by_xpath('//*[@id="consultar"]') # Já vamos dele
    btn.click() # iniciando a função de click armazenada no btn

    searchTxt=''
    while not searchTxt:
        try:
            searchTxt=browser.find_element_by_id('resultado').text
        except:continue

    print('Texto Pesquisado=' ,searchTxt)
```

Código Pesquisa dados da placa na internet.

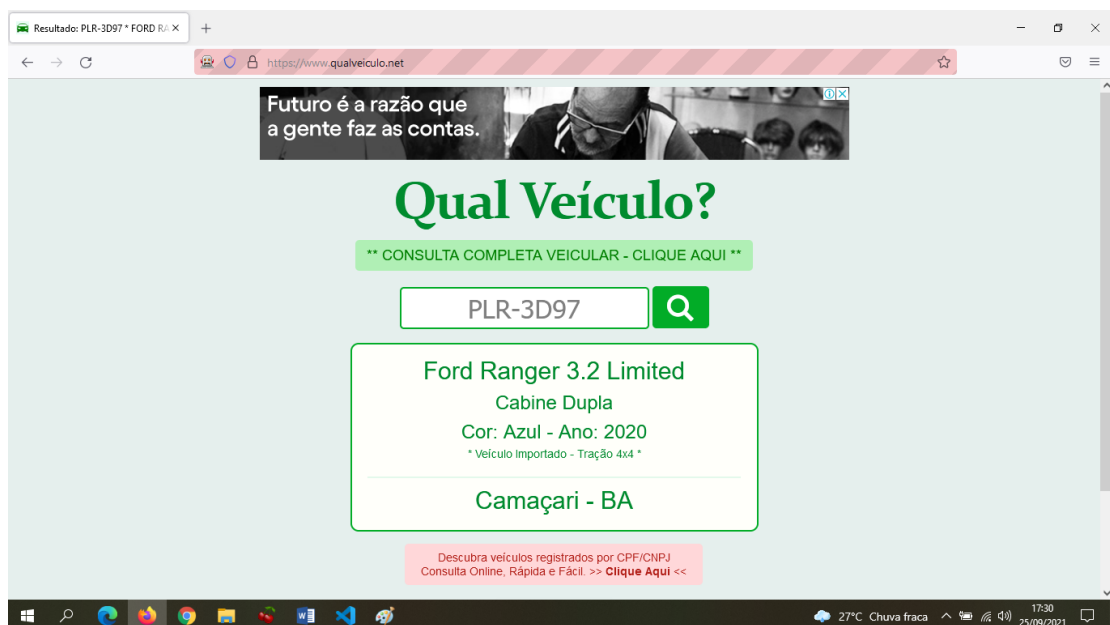


Imagem – Resultado da pesquisa dos dados da placa na internet

5.1.5 Passo 5 – Salvando os dados da placa

```
def SalvaPlaca(pplaca, pestado, pcidade):

    datetime_now = datetime.now()

    try:

        myclient = pymongo.MongoClient("mongodb://localhost:27017/")
        mydb = myclient["dbplacas"]
        mycol = mydb["placas"]

        mydict = {"Placa": pplaca, "Estado": pestado, "Cidade": pcidade, "Data": d
atetime_now}
        id_placa = mycol.insert_one(mydict)

        print("Dados inserido com id",id_placa)

    except:

        print("Erro ao conectar ao MongoDB")
```

Código – Salvando os dados da placa na base de dados.

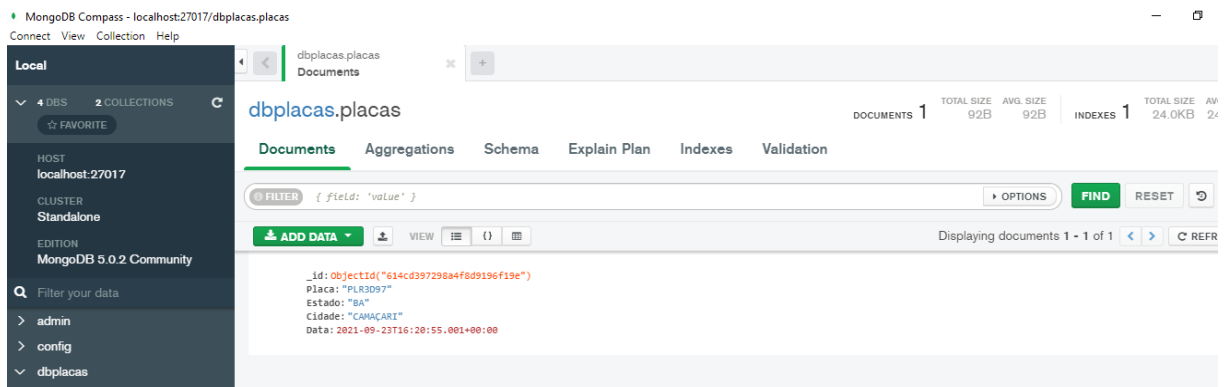


Imagem - Dados da placa salvos em banco de dados MongoDB.

5.1.6 Passo 6 – Apresentando o dashboard com os dados das cidades

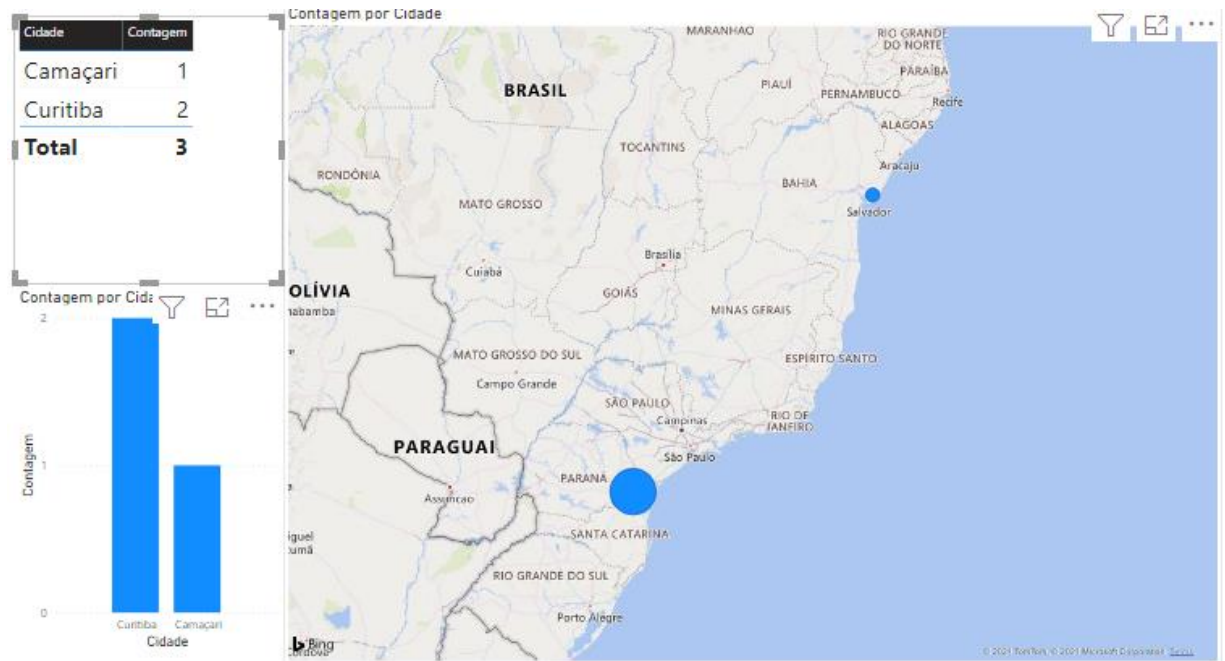


Imagem – Dashboard.

6. Conclusão

Este trabalho tem o objetivo de ser uma prova de conceito e o método proposto para leitura dos caracteres das placas veiculares possui recursos úteis e modernos no campo de inteligência artificial. A utilização da rede neural convolucional (CNN) utilizada permite extrair a informação da imagem da placa e a partir dessa informação realizar a consulta na web para retornar os dados da placa. Sem os artifícios propostos, demandariam tempo de uma pessoa para coletar e pesquisar o que traria custos muito altos principalmente para pequenos negócios.

Conclui-se, portanto, que a técnica é eficaz e atingiu os objetivos propostos.

7. Referências

HIJAZI, Samer; KUMAR, Rishi; ROWEN, Chris. **Using convolutional neural networks for image recognition**. Tech. Rep., 2015. [Online]. Disponível em: <<http://ip.cadence.com/uploads/901/cnn-wp-pdf>>.

KARPATHY, A. CS231n **Convolutional Neural Networks for Visual Recognition**. 2016. Disponível em: <<http://cs231n.github.io/>>.

JONES, M. T. **Arquiteturas de aprendizado profundo - o surgimento da inteligência artificial**. IBM developer works - Disponível em: <<https://www.ibm.com/developerworks/br/library/cc-machine-learning-deep-learningarchitectures/index.html>>.

TensorFlow. TensorFlow — an **Open Source Software Library for Machine Intelligence**.