

MAC0460 – Introdução ao Aprendizado de
Máquina (2022)
Remoção de ruído sal e pimenta com redes
neurais

Antônio Fernando Silva e Cruz Filho (12542348)
João Gabriel Andrade de Araujo Josephik (12542265)
Rafael de Oliveira Magalhães (12566122)

November 20, 2022

Conteúdo

1	Geração e captura de dados	3
2	Arquitetura da Rede Neural	7
3	Aplicação do W-Operador	7
4	Conclusão	8

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

1 Geração e captura de dados

Para a geração dos dados, selecionamos as páginas do livro "Philosophiae Naturalis Principia Mathematica", de Isaac Newton. ¹ Então, utilizamos a biblioteca OpenCV ² para a leitura das páginas e binarização das imagens. Para gerar o ruído sal e pimenta, foi implementado o seguinte código:

code/noiser.py

```
1 #!/usr/bin/env python3
2 import cv2 as cv
3 import numpy as np
4 import sys
5 import os
6
7 def main():
8     indir=sys.argv[1]
9     outdir=sys.argv[2]
10    files = sorted([indir + '/' + f for f in os.listdir(indir)])
11    for f in files:
12        print(f)
13        im = cv.imread(f, cv.IMREAD_GRAYSCALE)
14
15        ret, im = cv.threshold(im, 127, 255, cv.THRESH_BINARY)
16
17        N = im.shape[0] * im.shape[1]
18
19        cv.imwrite(f, im)
20        f=f[f.rfind('/')+1:]
21        n_salt = np.random.randint(0, N//15)
22        n_pepper = np.random.randint(0, N//15)
23
24        for _ in range(n_salt):
25            l = np.random.randint(0, im.shape[0])
26            c = np.random.randint(0, im.shape[1])
27            im[l][c] = 255
28
29        for _ in range(n_pepper):
30            l = np.random.randint(0, im.shape[0])
31            c = np.random.randint(0, im.shape[1])
32            im[l][c] = 0
33
34        outf = outdir + '/' + f
35        print(outf)
36        cv.imwrite(outf, im)
37
38 if __name__ == "__main__":
39     main()
```

Entretanto, para o treinamento da rede neural, era necessário um dataset com as ocorrências da janela nas imagens. Portanto, foi criada a seguinte classe para representar uma ocorrência da janela:

code/bitset.py

```
1 class bitset:
2     def __init__(self, arg, n=0):
3         self.n=n
4         self.val=0
5         if type(arg) is list or arg is np.ndarray:
6             n = len(arg)
7             for i in range(n):
8                 if arg[i] == True:
9                     self.val = self.val | (1 << i)
10        elif type(arg) is str:
11            self.n = len(arg)
12            for i in range(self.n):
13                if arg[i] == '1':
14                    self[i] = True
15        else:
```

¹<https://archive.org/details/philosophiaenat00newt>

²<https://opencv.org/>

```

16         self.val = arg
17
18     def __and__(self, other):
19         return bitset(self.val & other.val, self.n)
20
21     def __or__(self, other):
22         return bitset(self.val | other.val, self.n)
23
24     def __xor__(self, other):
25         return bitset(self.val ^ other.val, self.n)
26
27     def __invert__(self):
28         return bitset(self.val ^ ((1 << (self.n)) - 1), self.n)
29
30     def mask(self, i):
31         return bitset(self.val & (1 << (i)), self.n)
32
33     def __getitem__(self, key):
34         return self.mask(key).val != 0
35
36     def __setitem__(self, key, val):
37         if val:
38             self.val |= (1 << key)
39         else:
40             self.val &= ~(1 << key)
41
42     def __len__(self):
43         return self.n
44
45     def __lt__(self, other):
46         return (self.val | other.val) == other.val
47
48     def __str__(self):
49         return format(self.val, 'b').rjust(self.n, '0')[::-1]
50
51     def __repr__(self):
52         return self.__str__()
53
54     def __eq__(self, other):
55         return self.val - other.val == 0
56
57     def __le__(self, other):
58         return self < other or self == other
59
60     def __hash__(self):
61         return self.val

```

Para representar a janela, e passear com ela pela imagem, foram criadas as classes window e sweeper. Para representar o W-operador, foi criada a classe WOp. Segue o código:

code/operators.py

```

1
2 from network import NN
3 from operators.bitset import *
4 import cv2 as cv
5 import numpy as np
6 import torch
7
8 class window:
9     def __init__(self, pos_l):
10         self.pos_l=pos_l;
11
12     def __len__(self):
13         return len(self.pos_l)
14
15     def __str__(self):
16         ret= ''
17         for p in self.pos_l:
18             ret += f'{p[0]} {p[1]}\n'
19         return ret

```

```

20
21 class sweeper:
22     def __init__(self, brush, img):
23         self.brush = brush
24         self.img = img
25
26     def get_bitset(self, pos):
27         res = bitset(0, len(self.brush))
28         for i in range(len(self.brush)):
29             p = self.brush.pos_l[i]
30             c_pos = (p[0] + pos[0], p[1] + pos[1])
31             if c_pos[0] >= 0 and c_pos[0] < self.img.shape[0] and c_pos[1] >= 0 and
c_pos[1] < self.img.shape[1] and self.img[c_pos[0], c_pos[1]] != 0:
32                 res[i] = True
33         return res
34
35 class WOp:
36     def __init__(self, window):
37         self.window = window
38         self.nn = NN()
39         self.nn.load_state_dict(torch.load('model.st'))
40         self.nn.eval()
41
42     def apply(self, im):
43         sw = sweeper(self.window, im)
44         (L, C) = im.shape
45         res = np.ndarray((L, C))
46         for l in range(L):
47             for c in range(C):
48                 bt = sw.get_bitset((l, c))
49                 bt_l = [bt[i] * 1 for i in range(len(bt))]
50                 with torch.no_grad():
51                     nn_out = self.nn(torch.Tensor(bt_l))
52                     maximum = torch.argmax(nn_out).item()
53                     res[l, c] = maximum * 255
54
55         return res

```

Por último, para a geração do dataset, escolhemos 100 pontos aleatórios em cada página para amostrarmos. Adicionamos a restrição de que esses pontos estejam entre 20% e 80% da largura e comprimento da página, para diminuir a quantidade de pontos nas margens, onde não há texto. O código utilizado está a seguir:

code/data_collector.py

```

1 #!/usr/bin/env python3
2 from operators import sweeper, window
3 import cv2 as cv
4 import pandas as pd
5 import sys
6 import os
7 import numpy as np
8
9
10 def count(orig, target, window, data):
11     N= 100
12
13     im_o = cv.imread(orig, cv.IMREAD_GRAYSCALE)
14     _, im_o = cv.threshold(im_o, 127, 255, cv.THRESH_BINARY)
15     im_t = cv.imread(target, cv.IMREAD_GRAYSCALE)
16     _, im_t = cv.threshold(im_t, 127, 255, cv.THRESH_BINARY)
17
18     sw = sweeper(window, im_o)
19     L, C = (im_o.shape[0], im_o.shape[1])
20
21     for _ in range(N):
22         l = round(np.random.uniform(0.2*L, 0.8*L))
23         c = round(np.random.uniform(0.2*C, 0.8*C))
24         bt = sw.get_bitset((l, c))
25         row={"top": int(bt[0]), "mid-left": int(bt[1]), "mid": int(bt[2]), "mid-right":
int(bt[3]), "bot": int(bt[4]), "target": int(im_t[l][c]/255)}

```

```

26         data.append(row)
27
28
29
30 def main():
31     wd = window([(0, -1), (-1, 0), (0, 0), (1, 0), (0, 1)]);
32     orig_dir = 'img/noise/orig'
33     target_dir = 'img/noise/target'
34
35
36     orig_l = sorted([orig_dir + '/' + f for f in os.listdir(orig_dir)])
37     target_l = sorted([target_dir + '/' + f for f in os.listdir(target_dir)])
38
39     data=[]
40
41     for i in range(min(len(orig_l), len(target_l))):
42         print(f"Processing {orig_l[i]} and {target_l[i]}", file=sys.stderr)
43         count(orig_l[i], target_l[i], wd, data)
44
45     df = pd.DataFrame(data)
46
47     df.to_csv("data.csv", index=False)
48
49 if __name__ == "__main__":
50     main()

```

Por último, para integrar os dados ao PyTorch, foi criada uma classe NoiseDataset, que herda a classe Dataset do PyTorch. Seu papel é simplesmente importar os dados do arquivo "csv" criado na última etapa e disponibilizá-los à rede neural. Segue o código:

code/noise_dataset.py

```

1 from torch.utils.data import Dataset
2 from torch import Tensor
3 import pandas as pd
4
5 class NoiseDataset(Dataset):
6
7     def __init__(self, csv_path:str = "data.csv", transform=None, target_transform=
None):
8         self.df = pd.read_csv(csv_path, index_col=False)
9         self.transform = transform
10        self.target_transform = target_transform
11
12    def __len__(self):
13        return len(self.df)
14
15    def __getitem__(self, index):
16        row = self.df.iloc[index]
17        features=Tensor(row[0:len(row)-1])
18        target=int(row[-1])
19        if self.transform:
20            features = self.transform(features)
21        if self.target_transform:
22            target = self.target_transform(target)
23        return (features, target)
24
25
26
27 def main():
28     ds = NoiseDataset()
29     for i in range(len(ds)):
30         (x, y) = ds[i]
31         if len(x) != 5 or len(y) != 1:
32             print("ERROR")
33 if __name__ == "__main__":
34     main()

```

2 Arquitetura da Rede Neural

Para a arquitetura da Rede Neural implementada no projeto, foi utilizada apenas uma camada oculta. Considerando que a d_{VC} do W-operador de cruz booleana é baixa, não foram necessárias múltiplas camadas para conseguir resultados satisfatórios, de tal modo que a utilização de dez nós na camada oculta foi suficiente para um bom resultado. Para a camada de saída, implementamos a técnica *One Hot Encoding*, que serve para desassociar possíveis relações entre as duas *labels*. Portanto, na camada de saída possuímos dois valores (probabilidade de bit 0 e 1).

Além disso, a função de perda selecionada foi a de Entropia Cruzada, que tende a ter bons resultados em problemas de classificação. Foi utilizado um vetor de pesos na inicialização de tal função de perda, já que nos dados escolhidos, a parte majorante dos bits é de valor um (cor branca), assim, equilibrando a influência de cada *label* nos resultados. Também, empregamos o otimizador Adam (Adaptative Momentum), que converge relativamente rápido e é um dos melhores otimizadores de redes neurais hodiernamente.

Por fim, para a taxa de aprendizado, definimos um valor de 0,01, número normalmente usado para taxas de aprendizado que tende a não ter problemas por não ser uma taxa muito grande.

Abaixo, temos a implementação da rede neural utilizada na remoção do ruído sal-pimenta:

code/network.py

```
1 from torch import nn
2
3 class NN(nn.Module):
4     def __init__(self):
5         super(NN, self).__init__()
6         self.operation_sequence = nn.Sequential(
7             nn.Linear(5, 10),
8             nn.ReLU(),
9             nn.Linear(10, 2)
10        )
11
12    def forward(self, x):
13        result = self.operation_sequence(x)
14        return result
```

3 Aplicação do W-Operador

Por último, para aplicar o operador aprendido, passeamos com a janela por toda a imagem e alimentamos os dados na rede neural. Então, escolhemos o pixel com maior probabilidade (0 ou 1). Segue o código:

code/Wop-apply.py

```
1 #!/usr/bin/env python3
2 import os
3 import cv2 as cv
4 from operators import *
5 import sys
6
7 def main():
8     it=[]
9     wd = window([(0, -1), (-1, 0), (0, 0), (1, 0), (0, 1)]);
10    op = WOp(wd)
11    imdir = sys.argv[1]
12    outdir = sys.argv[2]
13    im_l = sorted([imdir + '/' + f for f in os.listdir(imdir)])
14
15    N=int(sys.argv[3])
16    if N > 0:
17        ind=(np.random.rand(N) * len(im_l)).astype(int)
18    else:
19        ind=[int(s) for s in sys.argv[5:]]
20
21    if not os.path.exists(outdir):
22        os.makedirs(outdir)
```

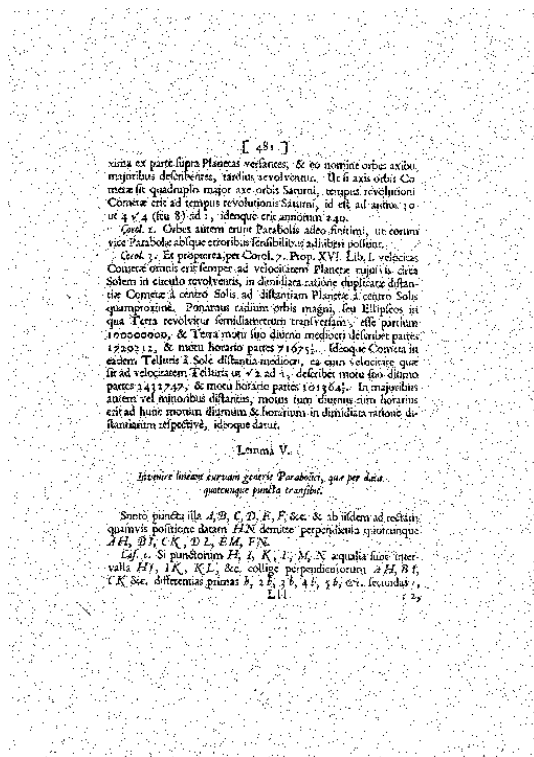
```

23
24     for i in ind:
25         f = im_l[i]
26         print(f)
27         im_orig = cv.imread(f, cv.IMREAD_GRAYSCALE)
28         im_res = op.apply(im_orig)
29         cv.imwrite(outdir + '/' + f[f.rfind('/')+1:], im_res)
30
31
32
33
34 if __name__ == '__main__':
35     main()

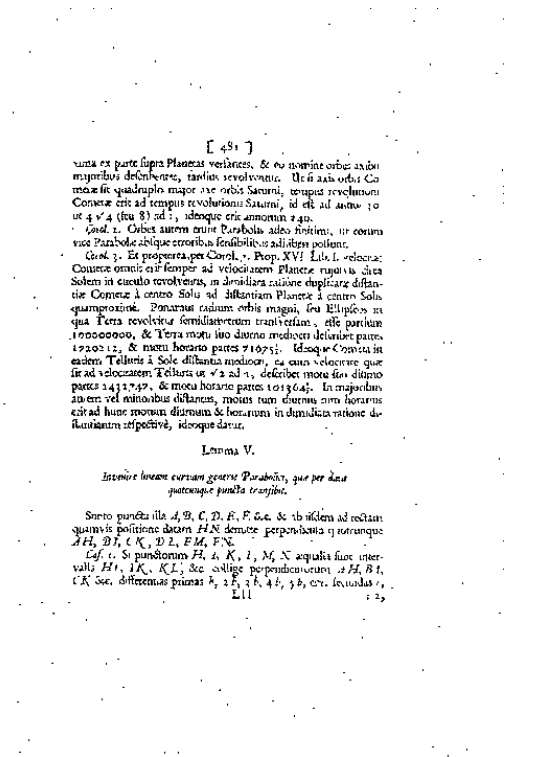
```

4 Conclusão

Os resultados foram bastante satisfatórios. Em casos onde o ruído era pouco, a imagem foi praticamente recuperada por inteiro. Em casos onde o ruído era consideravelmente alto, a imagem se tornou legível. Seguem alguns exemplos:



(a) Antes



(b) Depois

(a) Antes

(b) Depois

(a) Antes

(b) Depois

