

Processo Seletivo Aluno Especial IA-024 1S2024 FEEC-UNICAMP

Aluno: Fabio Grassiotto

RA: 890441

Respostas das Questões

Seção I

I.1. Na célula de calcular o vocabulário, aproveite o laço sobre IMDB de treinamento e utilize um segundo contador para calcular o número de amostras positivas e amostras negativas. Calcule também o comprimento médio do texto em número de palavras dos textos das amostras.

Código implementado na seção I acima. Seguem os resultados obtidos:

Amostras positivas, negativas e totais: Counter({'total': 25000, 'pos': 12500, 'neg': 12500})

Comprimento médio do texto em palavras 270.68748

I.2 Mostre as cinco palavras mais frequentes do vocabulário e as cinco palavras menos frequentes.

(Utilizando o Tokenizador)

Cinco palavras mais frequentes: ['the', '.', ',', 'and', 'a']

Cinco palavras menos frequentes: ['voicing', 'hazard', 'lynda', 'gft', 'watergate']

Qual é o código do token que está sendo utilizado quando a palavra não está no vocabulário?

Na função de dicionário dict.get() o segundo parâmetro indica o valor default caso a palavra não seja encontrada no dicionário. Nesse caso o código do token usado é o número zero.

Número de tokens que não estão no vocabulário na base de treinamento:

174226

I.3.a) Qual é a razão pela qual o modelo preditivo conseguiu acertar 100% das amostras de teste do dataset selecionado com apenas as primeiras 200 amostras?

Ao reduzirmos a base de treinamento para apenas 200 amostras, a base se tornou totalmente desbalanceada. Como pudemos verificar, temos 200 amostras classificadas como negativas e nenhuma como positiva. Portanto a taxa de acurácia calculada sobre

a classificação da base de testes depende unicamente da percentagem de amostras positivas ou negativas nesta base.

I.3.b) Modifique a forma de selecionar 200 amostras do dataset, porém garantindo que ele continue balanceado, isto é, aproximadamente 100 amostras positivas e 100 amostras negativas.

Para obtermos um dataset balanceado, usaremos uma função que seleciona amostras do dataset de acordo com a classificação e cria um dataset com a quantidade de amostras de cada classificação desejada conforme abaixo.

Seção II

II.1.a) Investigue o dataset criado na linha 24. Faça um código que aplique um laço sobre o dataset train_data e calcule novamente quantas amostras positivas e negativas do dataset.

Seção do código implementado:

```
counter_lbl = Counter({"pos": 0, "neg": 0, "total": 0})
words_encoded = 0
for (oneHot, sentiment) in train_data:

    words = oneHot.tolist()
    label = sentiment.item()

    # Número de amostras positivas e negativas
    if (label == 1):
        counter_lbl['neg'] += 1
    else:
        counter_lbl['pos'] += 1
        counter_lbl['total'] += 1

    hot_encoded = sum(words[i] for i in range(len(words)) if words[i] !=
0)
    words_encoded += hot_encoded

avg_words_enc = words_encoded / counter_lbl['total']
```

II.1.b) Calcule também o número médio de palavras codificadas em cada vetor one-hot.

Quantidade média de palavras codificadas em cada vetor one-hot 139.59268

Compare este valor com o comprimento médio de cada texto (contado em palavras), conforme calculado no exercício I.1.c. e explique a diferença.

No exercício I.1.c, o comprimento médio do texto em palavras depois de passar pelo tokenizador foi de cerca de 270 palavras. Essa diferença do vetor One-Hot se deve ao fato que o vetor one-hot só codifica as palavras que foram identificadas no dicionário,

enquanto que o comprimento médio considera todas as palavras das sentenças. Ou seja, palavras que não foram codificadas no dicionário serão representadas por zeros.

II.2.a) Medição dos tempos de loop

Notamos que o tempo do passo do forward leva mais tempo que o passo de backward, conforme os dados obtidos abaixo para a primeira época do treinamento. Também notamos que a maior parte do tempo do loop de forward é gasto com a transferência dos dados da CPU para a GPU (97% no primeiro loop).

```
Loop # 1
Tempo de loop = 0.048320770263671875
Forward pass = 0.047322750091552734
Gpu copy = 97.88851606662435 %
Model processing = 2.1114839333756574 %
Backward pass = 0.0009980201721191406
```

```
Loop # 2
Tempo de loop = 0.007141590118408203
Forward pass = 0.005140781402587891
Gpu copy = 80.50737408403673 %
Model processing = 19.49262591596327 %
Backward pass = 0.0020008087158203125
```

II.2.b) Trecho que precisa ser otimizado. (Esse é um problema mais difícil)

Para otimizarmos o loop, o carregamento dos dados em GPU pode ser realizado pelo Dataloader fora do loop de treinamento, para tanto alterando o método `init()` da classe `IMDBDataset`.

```
def __init__(self, split, vocab):
    #self.data = list(IMDB(split=split))[:n_samples]
    self.data = list(balanced_dataset(IMDB(split=split), n_samples))
    self.vocab = vocab
```

II.2.c) Otimize o código e explique aqui.

Substituímos então com a nova implementação, onde o dataset inteiro é pré-processado, codificado em forma One-Hot (uma vez que tensores não suportam strings) e movido para a GPU antes do processo de treinamento:

```
def __init__(self, split, vocab):

    # II.2.b) Trecho que precisa ser otimizado. (Esse é um problema mais difícil)
    self.data = list(balanced_dataset(IMDB(split='train'), n_samples))

    if preload_to_gpu:
        labels = [x[0] for x in self.data]
        lines = [x[1] for x in self.data]
```

```

# One-Hot Encoding
self.labels_enc = []
for l in labels:
    l = 1 if l == 1 else 0
    self.labels_enc.append(l)
self.labels_enc = torch.tensor(self.labels_enc)
self.labels_enc = self.labels_enc.to(device)

self.lines_enc = []
for l in lines:
    X = torch.zeros(len(vocab) + 1)
    for word in encode_sentence(l, vocab):
        X[word] = 1
    self.lines_enc.append(X)
self.lines_enc = [tensor.to(device) for tensor in self.lines_enc]

self.vocab = vocab

```

Comparação do tempo de treinamento com a otimização (GPU RTX2060 local):

Sem pre-load em GPU:

Epoch [1/5],	Loss: 0.6911,	Elapsed Time: 61.36 se
c		
Epoch [2/5],	Loss: 0.6929,	Elapsed Time: 58.69 se
c		
Epoch [3/5],	Loss: 0.6984,	Elapsed Time: 58.95 se
c		
Epoch [4/5],	Loss: 0.6792,	Elapsed Time: 58.60 se
c		
Epoch [5/5],	Loss: 0.6874,	Elapsed Time: 58.59 se
c		

Com pre-load em GPU (RTX2060)

Epoch [1/5],	Loss: 0.6896,	Elapsed Time: 3.81 sec
Epoch [2/5],	Loss: 0.6925,	Elapsed Time: 0.58 sec
Epoch [3/5],	Loss: 0.6933,	Elapsed Time: 0.64 sec
Epoch [4/5],	Loss: 0.6890,	Elapsed Time: 0.58 sec
Epoch [5/5],	Loss: 0.6904,	Elapsed Time: 0.57 sec

Notamos, no entanto, que o uso de memória na GPU se torna muito maior, conforme pode ser visualizado abaixo (5Gb/6Gb total):

```

[venv:ml] $ nvidia-smi
Mon Feb 12 08:23:42 2024
+-----+
+-----+
| NVIDIA-SMI 516.94      Driver Version: 516.94      CUDA Version: 11.7
|
|-----+-----+-----+

```

```

-----+
| GPU  Name                TCC/WDDM | Bus-Id          Disp.A | Volatile Uncorr.
ECC |
| Fan  Temp  Perf  Pwr:Usage/Cap|          Memory-Usage | GPU-Util  Comput
e M. |
|                                           |                      |
G M. |
|=====+=====+=====
=====|
|  0  NVIDIA GeForce ... WDDM | 00000000:01:00.0  On |
N/A |
| N/A   76C   P8   12W / N/A |  5035MiB /  6144MiB |      1%    Def
ault |
|                                           |
N/A |
+-----+-----+-----
-----+

```

II.3 Faça a melhor escolha do LR, analisando o valor da acurácia no conjunto de teste, utilizando para cada valor de LR, a acurácia obtida. Faça um gráfico de Acurácia vs LR e escolha o LR que forneça a maior acurácia possível.

```

lr_list = [0.0001, 0.001, 0.01, 0.1]
acc_list = []

```

```

for lr in lr_list:
    print("LR = ", lr)
    model = OneHotMLP(vocab_size) # to reset weights
    train_md1(model, lr)
    acc_list.append(eval_md1(model))
    print()

```

```

print(lr_list)
print(acc_list)
print()

```

```

LR = 0.0001
Epoch [1/5],          Loss: 0.6939,          Elapsed Time: 0.37
sec,              Loader Iterations: 196,      Spls 1st batch:
40 ,              R avg: 0.5000
Epoch [2/5],          Loss: 0.6937,          Elapsed Time: 0.46
sec,              Loader Iterations: 196,      Spls 1st batch:
40 ,              R avg: 0.5003
Epoch [3/5],          Loss: 0.6941,          Elapsed Time: 0.47
sec,              Loader Iterations: 196,      Spls 1st batch:
40 ,              R avg: 0.5002
Epoch [4/5],          Loss: 0.6942,          Elapsed Time: 0.49
sec,              Loader Iterations: 196,      Spls 1st batch:
40 ,              R avg: 0.5003
Epoch [5/5],          Loss: 0.6954,          Elapsed Time: 0.51
sec,              Loader Iterations: 196,      Spls 1st batch:

```

40 , R avg: 0.5002
Test Accuracy: 52.412%

LR = 0.001		
Epoch [1/5],	Loss: 0.6956,	Elapsed Time: 0.37
sec,	Loader Iterations: 196,	Spls 1st batch:
40 ,	R avg: 0.4998	
Epoch [2/5],	Loss: 0.6914,	Elapsed Time: 0.37
sec,	Loader Iterations: 196,	Spls 1st batch:
40 ,	R avg: 0.5000	
Epoch [3/5],	Loss: 0.6853,	Elapsed Time: 0.37
sec,	Loader Iterations: 196,	Spls 1st batch:
40 ,	R avg: 0.5003	
Epoch [4/5],	Loss: 0.6860,	Elapsed Time: 0.36
sec,	Loader Iterations: 196,	Spls 1st batch:
40 ,	R avg: 0.4999	
Epoch [5/5],	Loss: 0.7005,	Elapsed Time: 0.37
sec,	Loader Iterations: 196,	Spls 1st batch:
40 ,	R avg: 0.4990	
Test Accuracy: 54.152%		

LR = 0.01		
Epoch [1/5],	Loss: 0.6765,	Elapsed Time: 0.36
sec,	Loader Iterations: 196,	Spls 1st batch:
40 ,	R avg: 0.5000	
Epoch [2/5],	Loss: 0.6476,	Elapsed Time: 0.37
sec,	Loader Iterations: 196,	Spls 1st batch:
40 ,	R avg: 0.4998	
Epoch [3/5],	Loss: 0.5837,	Elapsed Time: 0.37
sec,	Loader Iterations: 196,	Spls 1st batch:
40 ,	R avg: 0.5001	
Epoch [4/5],	Loss: 0.4483,	Elapsed Time: 0.37
sec,	Loader Iterations: 196,	Spls 1st batch:
40 ,	R avg: 0.5000	
Epoch [5/5],	Loss: 0.5591,	Elapsed Time: 0.37
sec,	Loader Iterations: 196,	Spls 1st batch:
40 ,	R avg: 0.5001	
Test Accuracy: 82.02%		

LR = 0.1		
Epoch [1/5],	Loss: 0.3548,	Elapsed Time: 0.37
sec,	Loader Iterations: 196,	Spls 1st batch:
40 ,	R avg: 0.5001	
Epoch [2/5],	Loss: 0.2222,	Elapsed Time: 0.36
sec,	Loader Iterations: 196,	Spls 1st batch:
40 ,	R avg: 0.5007	
Epoch [3/5],	Loss: 0.2340,	Elapsed Time: 0.36
sec,	Loader Iterations: 196,	Spls 1st batch:
40 ,	R avg: 0.5002	
Epoch [4/5],	Loss: 0.3581,	Elapsed Time: 0.37

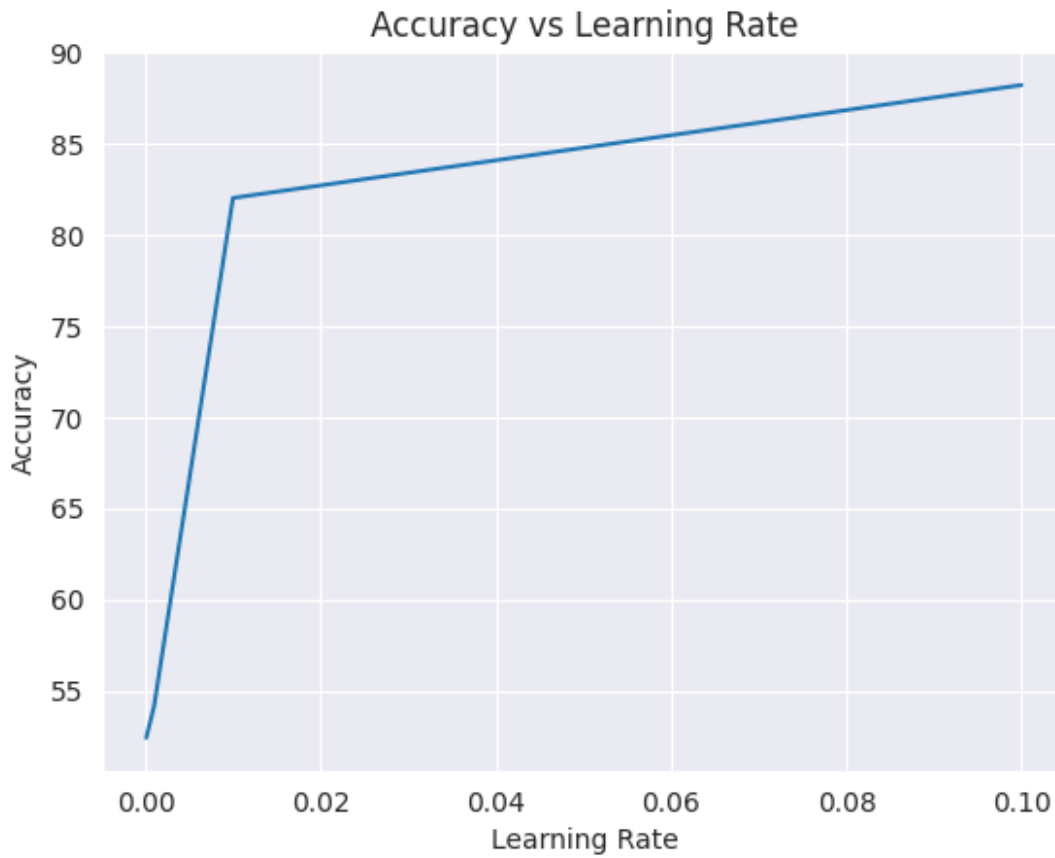
```
sec, Loader Iterations: 196,  
40 , R avg: 0.5002  
Epoch [5/5], Loss: 0.3277,  
sec, Loader Iterations: 196,  
40 , R avg: 0.5004  
Test Accuracy: 88.212%
```

```
Spls 1st batch:  
Elapsed Time: 0.37  
Spls 1st batch:
```

```
[0.0001, 0.001, 0.01, 0.1]  
[52.412, 54.152, 82.02, 88.212]
```

II.3.a) Gráfico Acurácia vs LR

```
import seaborn as sns  
import matplotlib.pyplot as plt  
  
sns.set_style("darkgrid")  
sns.lineplot(x=lr_list, y=acc_list)  
  
# Add Labels and title  
plt.xlabel("Learning Rate")  
plt.ylabel("Accuracy")  
plt.title("Accuracy vs Learning Rate")  
  
# Show the plot  
plt.show()
```



II.3.b) Valor ótimo do LR

Notamos que o valor ótimo para a Learning Rate foi de cerca de 0.1, com crescimento exponencial ao aumentá-la. Valores acima deste são grandes demais e não levam à otimização do modelo.

II.3.c) Mostre a equação utilizada no gradiente descendente e qual é o papel do LR no ajuste dos parâmetros (weights) do modelo da rede neural.

No processo de otimização de uma função, a fórmula utilizada para a estimativa do próximo valor da função é dada por:

$$\text{valor atualizado} = \text{valor anterior} - \text{learning rate} * \text{gradiente}$$

Portanto o papel da LR é definir qual é o *tamanho* do passo a ser utilizado no processo de atualização.

II.4 Melhores a forma de tokenizar, isto é, pré-processar o dataset de modo que a codificação seja indiferente das palavras serem escritas com maiúsculas ou minúsculas e sejam pouco influenciadas pelas pontuações.

II.4.a) Mostre os trechos modificados para este novo tokenizador, tanto na seção I - Vocabulário, como na seção II - Dataset.

Na seção I - Vocabulário:

```
from torchtext.data import get_tokenizer

for (label, line) in list(IMDB(split='train'))[:n_samples]:
    if (use_tokenizer):
        tokenizer = get_tokenizer('basic_english')
        # tokenize the sentence
        line = tokenizer(line)
        counter.update(line.split())

    # Número de amostras positivas e negativas
    if (label == 1):
        counter_lbl['neg'] += 1
    else:
        counter_lbl['pos'] += 1
    counter_lbl['total'] += 1

    # Comprimento médio do texto das reviews em palavras
    tokenizer = get_tokenizer('basic_english')

    # tokenize the sentence
    tokens = tokenizer(line)

    # count the number of words
    total_review_len += len(tokens)
```

Na Seção II - Dataset: São apenas necessárias alterações no encoder da sentença, conforme abaixo.

```
def encode_sentence(sentence, vocab, use_tokenizer):
    if (use_tokenizer):
        sentence = tokenizer(sentence)
        return [vocab.get(word, 0) for word in sentence]
    else:
        return [vocab.get(word, 0) for word in sentence.split()] # 0 for 00
```

V

II.4.b) Recalcule novamente os valores do exercício I.2.c - número de tokens unknown, e apresente uma tabela comparando os novos valores com os valores obtidos com o tokenizador original e justifique os resultados obtidos.

Sem o tokenizador:

566141

Com o tokenizador:

174226

Estes valores se justificam pelo fato que o tokenizador altera as palavras das sentenças, mantendo apenas radicais, de forma que menos palavras não serão encontradas na base do vocabulário.

II.4.c) Execute agora no notebook inteiro com o novo tokenizador e veja o novo valor da acurácia obtido com a melhoria do tokenizador.

Sem o tokenizador:

Test Accuracy: 73.45% (Para LR = 0.1)

Com o tokenizador

Test Accuracy: 88.47% (Para LR = 0.1)

O aumento da acurácia é justificado pelo fato que menos palavras de cada sentença não serão reconhecidas (OneHot encoding não terá tantos valores zerados)

Os dados obtidos estão resumidos na tabela abaixo.

```
from tabulate import tabulate
```

```
# Sample data
```

```
data = [  
    ['Sem Tokenizador', 566141, '73.45%'],  
    ['Com Tokenizador', 174226, '88.47%'],  
]
```

```
# Headers
```

```
headers = ['Uso do Tokenizador', 'Tokens Unknown', 'Test Accuracy']
```

```
# Print the table
```

```
print(tabulate(data, headers=headers))
```

Uso do Tokenizador	Tokens Unknown	Test Accuracy
Sem Tokenizador	566141	73.45%
Com Tokenizador	174226	88.47%

Seção III

Vamos estudar agora o Data Loader da seção III do notebook. Em primeiro lugar anote a acurácia do notebook com as melhorias de eficiência de rodar em GPU, com ajustes de LR e do tokenizador. Em seguida mude o parâmetro shuffle na construção do objeto train_loader para False e execute novamente o notebook por completo e meça novamente a acurácia.

```
from tabulate import tabulate
```

```
# Sample data
```

```
data = [  
    ['Com Shuffle', '88.47%'],  
    ['Sem Shuffle', '50.00%']  
]
```

```
# Headers
```

```
headers = ['Shuffle dos dados de Treinamento', 'Test Accuracy']
```

```
# Print the table
```

```
print(tabulate(data, headers=headers))
```

Shuffle dos dados de Treinamento	Test Accuracy
Com Shuffle	88.47%
Sem Shuffle	50.00%

III.1.a) Explique as duas principais vantagens do uso de batch no treinamento de redes neurais.

O uso de lotes em treinamento é importante por causa do aumento da eficiência computacional e para aumentar a estabilidade do gradiente. A eficiência computacional é aumentada pois com lotes maiores a paralelização do processamento em GPUs é mais bem aproveitada, enquanto que a estabilidade do gradiente é aumentada durante o treinamento pois em cada iteração, o gradiente é calculado com base na função de perda para o lote inteiro reduzindo a variabilidade do gradiente em comparação com o cálculo individual para cada exemplo.

III.1.b) Explique por que é importante fazer o embaralhamento das amostras do batch em cada nova época.

O embaralhamento das amostras de batch do treinamento é essencial para aumentar a generabilidade do modelo. As razões para tanto são:

- Redução do viés das amostras ordenadas do início ao fim do dataset.
- Estabilização do gradiente (redução da oscilação causada por amostras ordenadas).
- Melhoria da convergência, pois amostras agrupadas de uma classe dificultam o processo de aprendizado da rede neural.

Em geral o embaralhamento de amostras de treinamento é um processo usual para a redução da generalização e a obtenção de um modelo de melhores características.

III.1.c) Se você alterar o `shuffle=False` no instanciamento do objeto `test_loader`, por que o cálculo da acurácia não se altera?

A acurácia não se altera pois em tempo de inferência (ou seja, fase de teste) os pesos do modelo não são alterados mais. Portanto, a base de testes é usada apenas para verificar a capacidade de generalização do modelo.

III.2.a) Faça um laço no objeto `train_loader` e meça quantas iterações o Loader tem. Mostre o código para calcular essas iterações. Explique o valor encontrado.

Modificações no código de treinamento (função `train_mdl()`) acima:

```
for epoch in range(num_epochs):
    start_time = time.time() # Start time of the epoch
    model.train()

    loop_count = 0

    train_loader.iterations = 0
    for inputs, labels in train_loader:
        train_loader.iterations += 1
```

Número de interações por época:

Epoch [1/5],	Loss: 0.3918,	Elapsed Time: 6.79
sec,	Loader Iterations: 196	
Epoch [2/5],	Loss: 0.3028,	Elapsed Time: 0.56
sec,	Loader Iterations: 196	
Epoch [3/5],	Loss: 0.1997,	Elapsed Time: 0.57
sec,	Loader Iterations: 196	
Epoch [4/5],	Loss: 0.1883,	Elapsed Time: 0.57
sec,	Loader Iterations: 196	
Epoch [5/5],	Loss: 0.3806,	Elapsed Time: 0.56
sec,	Loader Iterations: 196	

III.2.b) Imprima o número de amostras do último batch do `train_loader` e justifique o valor encontrado? Ele pode ser menor que o `batch_size`?

Number of samples in last batch: 40

O valor encontrado é menor que o tamanho do batch size (nesse caso, 128) pois esta é a quantidade de amostras restantes nas base. Como temos 196 iterações, o total de amostras nos primeiros 195 ciclos totaliza 24.960. Portanto, o último batch tem um total de 25.000 (tamanho da base) - 24.960 = 40.

III.2.c) Calcule R, a relação do número de amostras positivas sobre o número de amostras no batch e no final encontre o valor médio de R, para ver se o data loader está entregando batches balanceados. Desta vez, em vez de fazer um laço explícito, utilize list comprehension para criar uma lista contendo a relação R de cada amostra no batch. No final, calcule a média dos elementos da lista para fornecer a resposta final.

Médias de R por época:

```
R avg: 0.4999
R avg: 0.5004
R avg: 0.5003
R avg: 0.4999
R avg: 0.5000
```

III.2.d) Mostre a estrutura de um dos batches. Cada batch foi criado no método **getitem** do Dataset, linha 20. É formado por uma tupla com o primeiro elemento sendo a codificação one-hot do texto e o segundo elemento o label esperado, indicando positivo ou negativo. Mostre o shape (linhas e colunas) e o tipo de dado (float ou integer), tanto da entrada da rede como do label esperado. Desta vez selecione um elemento do batch do `train_loader` utilizando as funções `next` e `iter`: `batch = next(iter(train_loader))`.

```
my_loader = DataLoader(train_data, batch_size=1)
batch = next(iter(my_loader))
```

Dado de entrada

```
entrada = batch[0].tolist()
dado_entrada = (batch[0])[0]
```

```
print("Dado de entrada:")
print(dado_entrada.size())
print(dado_entrada.dtype)
print()
```

Label

```
print("Label:")
lbl = batch[1]
print(lbl.size())
print(lbl.dtype)
```

```
Dado de entrada:
torch.Size([20001])
torch.float32
```

```
Label:
torch.Size([1])
torch.int64
```

III.3.a) Verifique a influência do batch size na acurácia final do modelo. Experimente usar um batch size de 1 amostra apenas e outro com mais de 128 e comente sobre os resultados.

Notei que o cálculo de perda da linha criterion() gera um erro com batch size = 1, então usei batch size = 2 para este exercício.

Acurácia com batch = 2

```
train_loader = DataLoader(train_data, batch_size=2, shuffle=train_shuffle)
model = OneHotMLP(vocab_size) # to reset weights
train_md1(model, best_LR)
eval_md1(model)
print()
```

Acurácia com batch = 256

```
train_loader = DataLoader(train_data, batch_size=256, shuffle=train_shuffle)
model = OneHotMLP(vocab_size) # to reset weights
train_md1(model, best_LR)
eval_md1(model)
print()
```

Epoch [1/5],	Loss: 0.0217,	Elapsed Time: 17.0
9 sec,	Loader Iterations: 12500,	Spls 1st bat
ch: 2 ,	R avg: 0.5000	
Epoch [2/5],	Loss: 0.5510,	Elapsed Time: 16.6
1 sec,	Loader Iterations: 12500,	Spls 1st bat
ch: 2 ,	R avg: 0.5000	
Epoch [3/5],	Loss: 0.3738,	Elapsed Time: 16.8
2 sec,	Loader Iterations: 12500,	Spls 1st bat
ch: 2 ,	R avg: 0.5000	
Epoch [4/5],	Loss: 0.0002,	Elapsed Time: 17.5
4 sec,	Loader Iterations: 12500,	Spls 1st bat
ch: 2 ,	R avg: 0.5000	
Epoch [5/5],	Loss: 0.0039,	Elapsed Time: 17.0
1 sec,	Loader Iterations: 12500,	Spls 1st bat
ch: 2 ,	R avg: 0.5000	
Test Accuracy: 86.568%		

Epoch [1/5],	Loss: 0.4962,	Elapsed Time: 0.35
sec,	Loader Iterations: 98,	Spls 1st batch: 1
68 ,	R avg: 0.4999	
Epoch [2/5],	Loss: 0.4107,	Elapsed Time: 0.35
sec,	Loader Iterations: 98,	Spls 1st batch: 1
68 ,	R avg: 0.5003	
Epoch [3/5],	Loss: 0.3138,	Elapsed Time: 0.38
sec,	Loader Iterations: 98,	Spls 1st batch: 1
68 ,	R avg: 0.5000	
Epoch [4/5],	Loss: 0.3772,	Elapsed Time: 0.36

```

sec,          Loader Iterations: 98,          Spls 1st batch: 1
68 ,          R avg: 0.4999
Epoch [5/5],      Loss: 0.2645,          Elapsed Time: 0.38
sec,          Loader Iterations: 98,          Spls 1st batch: 1
68 ,          R avg: 0.5002
Test Accuracy: 87.728%

```

Pudemos verificar que o batch size muito reduzido aumenta em muito a acurácia, mas em contrapartida aumenta muito a complexidade computacional. O ganho da acurácia pode ser explicado pela melhoria na generalização. Nesse caso os pesos do modelo são atualizados depois da análise de cada amostra de forma independente. O aumento do batch size de 128 para 256 não trouxe ganhos na acurácia. Portanto, para datasets pequenos como o caso deste exercício, uma redução do tamanho do batch pode ser benéfico desde que o custo computacional não seja excessivo.

Seção IV

IV.1.a) Faça a predição do modelo utilizando um batch do train_loader: extraia um batch do train_loader, chame de (input, target), onde input é a entrada da rede e target é o label esperado. Como a rede está com seus parâmetros (weights) aleatórios, o logito de saída da rede será um valor aleatório, porém a chamada irá executar sem erros:

```
logit = model( input)
```

aplique a função sigmoidal ao logito para convertê-lo numa probabilidade de valor entre 0 e 1.

```

import numpy as np
new_loader = DataLoader(train_data, batch_size=128, shuffle=train_shuffle
)
model = OneHotMLP(vocab_size).to(device)

```

```

input, target = next(iter(new_loader))
logit = model(input)

```

```

# Define the sigmoid function
def sigmoid(x):
    return 1 / (1 + torch.exp(-x))

```

```
probability = sigmoid(logit[0])*100
```

```

# Cálculo da probabilidade para a primeira amostra
print(f'Probabilidade: {probability.item():.2f} %')

```

```
Probabilidade: 47.73 %
```

IV.1.b) Agora, treine a rede executando o notebook todo e verifique se a acurácia está alta. Agora repita o exercício anterior, porém agora, compare o valor da probabilidade encontrada com o target esperado e verifique se ele acertou. Você pode considerar que se a probabilidade for maior que 0.5, pode-se dar o label 1 e se for menor que 0.5, o label 0. Observe isso que é feito na linha 11 da seção VI - Avaliação.

```
import numpy as np
new_loader = DataLoader(train_data, batch_size=128, shuffle=train_shuffle)
model = OneHotMLP(vocab_size).to(device)

input, target = next(iter(new_loader))
logit = model(input).cpu()

predicted = torch.round(torch.sigmoid(logit.squeeze()))

print("Predição = ", predicted[0].item())
print("Target Esperado = ", target[0].item())

Predição = 0.0
Target Esperado = 1
```

Se você der um print no modelo: print(model), você obterá:

```
OneHotMLP(
  (fc1): Linear(in_features=20001, out_features=200, bias=True)
  (fc2): Linear(in_features=200, out_features=1, bias=True)
  (relu): ReLU()
)
```

Os pesos da primeira camada podem ser visualizados com model.fc1.weight e o elemento constante (bias) pode ser visualizado com model.fc1.bias
Calcule o número de parâmetros do modelo, preenchendo a seguinte tabela (utilize shape para verificar a estrutura de cada parâmetro do modelo).

```
from tabulate import tabulate

model = OneHotMLP(vocab_size)

w_fc1 = model.fc1.weight.size()
b_fc1 = model.fc1.bias.size()
w_fc2 = model.fc2.weight.size()
b_fc2 = model.fc2.bias.size()

print("Model Parameters:")
print("FC1 weights dimensions: ", list(w_fc1))
print("FC2 weights dimensions: ", list(w_fc2))
print("FC1 bias dimensions: ", list(b_fc1))
print("FC2 bias dimensions: ", list(b_fc2))
print()
```



```
# Table data
data = [
    ['', 'weight', 'bias', 'weight', 'bias', ''],
    ['size', w_fc1[0]*w_fc1[1], b_fc1[0], w_fc2[0]*w_fc2[1], b_fc2[0], '']
]
```

```
# Headers
headers = ['layer', 'fc1', '', 'fc2', '', 'total']
```

```
# Print the table
print(tabulate(data, headers=headers))
```

```
Model Parameters:
FC1 weights dimensions: [200, 20001]
FC2 weights dimensions: [1, 200]
FC1 bias dimensions: [200]
FC2 bias dimensions: [1]
```

layer	fc1		fc2		total
	weight	bias	weight	bias	
size	4000200	200	200	1	

Seção V

V.1.a) Qual é o valor teórico da Loss quando o modelo não está treinado, mas apenas inicializado? Isto é, a probabilidade predita tanto para a classe 0 como para a classe 1, é sempre 0,5 ? Justifique. Atenção: na equação da Entropia Cruzada utilize o logaritmo natural.

Utilizando a equação da entropia cruzada, podemos obter o valor teórico da perda:

$$\text{Loss} = -1/n \sum_N (y_i * \ln(y^i) + (1-y_i)\ln(1-y^i))$$

com $y^i = 0.5$, temos: $\ln(y^i) = \ln(1-y^i) = \ln(0.5) = -0.69314$

$$\text{Loss} = -1/n \sum_N (y_i * (-0.69314) + (1-y_i) * (-0.69314)) \text{ Loss} = -1/n \sum_N (-0.69314y_i - 0.69314 + 0.69314y_i)$$

cancelando ambos termos em $y_i \rightarrow$

Loss = $-1/n \sum_N (-0.69314)$ e portanto Loss = 0.69314 para o modelo inicializado independente do número de amostras N.

No entanto, para um modelo não inicializado, o valor da perda depende do valor dos pesos da rede neural não inicializada, que pode variar e não ser o mesmo que o valor teórico.

V.1.b) Utilize as amostras do primeiro batch: `(input,target) = next(iter(train_loader))` e calcule o valor da Loss utilizando a equação fornecida anteriormente utilizando o pytorch. Verifique se este valor confere com o valor teórico do exercício anterior.

```
new_loader = DataLoader(train_data, batch_size=128, shuffle=train_shuffle)
model = OneHotMLP(vocab_size).to(device)
```

```
input, target = next(iter(new_loader))
logit = model(input)
prob = torch.sigmoid(logit)
```

Calculo numérico da perda

```
loss = - torch.sum(torch.mul(target, torch.log(prob).t()) + torch.mul(1-target, torch.log(1-prob).t())) / prob.shape[0]
print(loss)
```

```
tensor(0.6917, device='cuda:0', grad_fn=<DivBackward0>)
```

Notamos que para um batch acima o valor da perda calculada não é a mesma da perda teórica, mas é muito próxima devido aos valores dos pesos não inicializados da rede neural.

V.1.c) O pytorch possui várias funções que facilitam o cálculo da Loss pela Entropia Cruzada. Utilize a classe `nn.BCELoss` (Binary Cross Entropy Loss). Você primeiro deve instanciar uma função da classe `nn.BCELoss`. Esta função instanciada recebe dois parâmetros (`probs`, `targets`) e retorna a Loss. Use a busca do Google para ver a documentação do `BCELoss` do pytorch. Calcule então a função de Loss da entropia cruzada, porém usando agora a função instanciada pelo `BCELoss` e confira se o resultado é exatamente o mesmo obtido no exercício anterior.

```
loss_fn = nn.BCELoss()
```

```
loss = loss_fn(prob.squeeze(), target.float())
print(loss)
```

```
tensor(0.6917, device='cuda:0', grad_fn=<BinaryCrossEntropyBackward0>)
```

Notamos que o valor foi o mesmo que o obtido acima.

V.1.d) Repita o mesmo exercício, porém agora usando a classe `nn.BCEWithLogitsLoss`, que é a opção utilizada no notebook. O resultado da Loss deve igualar aos resultados anteriores.

```
loss_fn = nn.BCEWithLogitsLoss()
```

```
loss = loss_fn(logit.squeeze(), target.float())
print(loss)
```

```
tensor(0.6917, device='cuda:0',
      grad_fn=<BinaryCrossEntropyWithLogitsBackward0>)
```

Novamente chegamos ao mesmo valor calculado.

V.2.a) Modifique a célula do laço de treinamento de modo que a primeira Loss a ser impressa seja a Loss com o modelo inicializado (isto é, sem nenhum treinamento), fornecendo a Loss esperada conforme os exercícios feitos anteriormente. Observe que desta forma, fica fácil verificar se o seu modelo está correto e a Loss está sendo calculada corretamente. Atenção: Mantenha esse código da impressão do valor da Loss inicial, antes do treinamento, nesta célula, pois ela é sempre útil para verificar se não tem nada errado, antes de começar o treinamento.

Medição da perda

```
def train_first_loss(model, lr):

    model = model.to(device)
    # Define loss and optimizer
    criterion = nn.BCEWithLogitsLoss()

    optimizer = optim.SGD(model.parameters(), lr)

    # Training Loop
    num_epochs = 5
    # First loss calculation
    is_first_loss = True

    for epoch in range(num_epochs):
        start_time = time.time()
        model.train()

        for inputs, labels in train_loader:

            if not preload_to_gpu:
                inputs = inputs.to(device)
                labels = labels.to(device)

            # Forward pass
            outputs = model(inputs)
            loss = criterion(outputs.squeeze(), labels.float())

            if is_first_loss:
                print(f'Loss before training: {loss.item():.4f}')
                is_first_loss = False
                print()

            # Backward and optimize
            backward_start = time.time()
            optimizer.zero_grad()
            loss.backward()
            optimizer.step()
```

```

        print(f'Epoch [{epoch+1}/{num_epochs}], \
              Loss: {loss.item():.4f}')
    print()

model = OneHotMLP(vocab_size)
train_first_loss(model, best_LR)

Loss before training: 0.6928

Epoch [1/5],          Loss: 0.4690
Epoch [2/5],          Loss: 0.3171
Epoch [3/5],          Loss: 0.3201
Epoch [4/5],          Loss: 0.3079
Epoch [5/5],          Loss: 0.3412

```

Notamos que o primeiro valor calculado da perda se manteve o mesmo.

V.2.b) Execute a célula de treinamento por uma segunda vez e observe que a Loss continua diminuindo e o modelo está continuando a ser treinado. O que é necessário fazer para que o treinamento comece novamente do modelo aleatório? Qual(is) célula(s) é(são) preciso executar antes de executar o laço de treinamento novamente?

Para que o treinamento inicie novamente, os pesos devem ser resetados a seus valores iniciais. Uma maneira de fazer isso é criando uma função que resete os parâmetros de cada camada, por exemplo:

```

def reset_weights(model):
    for module in model.modules():
        if isinstance(module, nn.Linear):
            module.reset_parameters()

```

E adicionar ao loop de treinamento acima.

```

# Medição da perda
def train_first_loss_reset(model, lr):

    model = model.to(device)
    reset_weights(model)
    # Define loss and optimizer
    criterion = nn.BCEWithLogitsLoss()

    optimizer = optim.SGD(model.parameters(), lr)

    # Training Loop
    num_epochs = 5
    # First loss calculation
    is_first_loss = True

    for epoch in range(num_epochs):

```

```

start_time = time.time()
model.train()

for inputs, labels in train_loader:

    if not preload_to_gpu:
        inputs = inputs.to(device)
        labels = labels.to(device)

    # Forward pass
    outputs = model(inputs)
    loss = criterion(outputs.squeeze(), labels.float())

    if is_first_loss:
        print(f'Loss before training: {loss.item():.4f}')
        is_first_loss = False
        print()

    # Backward and optimize
    backward_start = time.time()
    optimizer.zero_grad()
    loss.backward()
    optimizer.step()

    print(f'Epoch [{epoch+1}/{num_epochs}], \
          Loss: {loss.item():.4f}')
print()

```

Sem o reset de parâmetros:

```

model = OneHotMLP(vocab_size)
train_first_loss(model, best_LR)
train_first_loss(model, best_LR)

```

Loss before training: 0.6927

Epoch [1/5],	Loss: 0.4922
Epoch [2/5],	Loss: 0.3288
Epoch [3/5],	Loss: 0.3500
Epoch [4/5],	Loss: 0.2923
Epoch [5/5],	Loss: 0.3409

Loss before training: 0.2243

Epoch [1/5],	Loss: 0.3253
Epoch [2/5],	Loss: 0.2242
Epoch [3/5],	Loss: 0.2936
Epoch [4/5],	Loss: 0.2388
Epoch [5/5],	Loss: 0.1457

Com reset de parâmetros:

```
model = OneHotMLP(vocab_size)
train_first_loss_reset(model, best_LR)
train_first_loss_reset(model, best_LR)
```

Loss before training: 0.6957

Epoch [1/5],	Loss: 0.4929
Epoch [2/5],	Loss: 0.3588
Epoch [3/5],	Loss: 0.2829
Epoch [4/5],	Loss: 0.2523
Epoch [5/5],	Loss: 0.2483

Loss before training: 0.6972

Epoch [1/5],	Loss: 0.4644
Epoch [2/5],	Loss: 0.3141
Epoch [3/5],	Loss: 0.3423
Epoch [4/5],	Loss: 0.3514
Epoch [5/5],	Loss: 0.3239

V.3.a) Repita o exercício V.1.a) porém agora utilizando a equação acima.

M - número de amostras

N - número de classes

$$\text{loss} = -1/(MN) \sum_M (\sum_N (y_{ij} \log(y^{\wedge}_{ij})))$$

Podemos supor 2 classes (positiva e negativa, e portanto $y^{\wedge}_{ij} = 50\%$)

daí $\log(y^{\wedge}_{ij}) = \log(0.5) = -0.69314$.

Com duas classes:

$$\sum_N (y_{ij} \log(y^{\wedge}_{ij})) = 2(y_{ij}(-0.69314)) = -1.38628 y_{ij}$$
$$\text{loss} = -1/(MN) \sum_M (-1.38628 y_{ij})$$

Se temos duas classes, podemos assumir que metade são da classe 0 e metade da classe 1, e portanto

$$\sum_M (y_{ij}) = M/2$$

daí a perda seria dada por

$$\text{loss} = -1/(M2)(M/2)*-1.38628 = 1.38628/2 = 0.69314.$$

V.3.b) Modifique a camada de saída da rede para 2 logits e utilize a função Softmax para converter os logits em probabilidades. Repita o exercício V.1.b)

```
class OneHotMLP_2logits(nn.Module):
    def __init__(self, vocab_size):
        super(OneHotMLP_2logits, self).__init__()
        self.fc1 = nn.Linear(vocab_size+1, 200)
        self.fc2 = nn.Linear(200, 2)
        self.relu = nn.ReLU()
        self.softmax = nn.Softmax(dim=1)

    def forward(self, x):
        o = self.fc1(x.float())
        o = self.relu(o)
        o = self.fc2(o)
        return self.softmax(o)

import torch.nn.functional as F

new_loader = DataLoader(train_data, batch_size=128, shuffle=train_shuffle)
model = OneHotMLP_2logits(vocab_size).to(device)

input, target = next(iter(new_loader))
probs_2logits = model(input)

# Calculo numérico da perda
log_probs = F.log_softmax(probs_2logits, dim=1)
log_probs_correct_class = torch.gather(log_probs, 1, target.unsqueeze(1))
.squeeze(1)
loss = -log_probs_correct_class.mean()
print(loss)

tensor(0.6941, device='cuda:0', grad_fn=<NegBackward0>)
```

V.3.c) Utilize agora a função nn.CrossEntropyLoss para calcular a Loss e verifique se os resultados são os mesmos que anteriormente.

```
loss_fn = nn.CrossEntropyLoss()

loss = loss_fn(probs_2logits.squeeze(), target)
print(loss)

tensor(0.6941, device='cuda:0', grad_fn=<NllLossBackward0>)
```

Notamos que o valor foi o mesmo que o obtido acima.

V.3.d) Modifique as seções V e VI para que o notebook funcione com a saída da rede com 2 logits. Há necessidade de alterar o laço de treinamento e o laço de cálculo da acurácia.

Treinamento e inferência multi-classe

```
def train_two_logits(model, lr):
```

```

model = model.to(device)
reset_weights(model)
# Define loss and optimizer
criterion = nn.CrossEntropyLoss()

optimizer = optim.SGD(model.parameters(), lr)

# Training Loop
num_epochs = 5

for epoch in range(num_epochs):

    model.train()

    for inputs, labels in train_loader:

        if not preload_to_gpu:
            inputs = inputs.to(device)
            labels = labels.to(device)

        # Forward pass
        outputs = model(inputs)
        loss = criterion(outputs.squeeze(), labels)

        # Backward and optimize
        optimizer.zero_grad()
        loss.backward()
        optimizer.step()

        print(f'Epoch [{epoch+1}/{num_epochs}], \
              Loss: {loss.item():.4f}')
    print()

def eval_two_logits(model):
    model.eval()

    with torch.no_grad():
        correct = 0
        total = 0
        for inputs, labels in test_loader:
            inputs = inputs.to(device)
            labels = labels.to(device)
            outputs = model(inputs)
            _, predicted = torch.max(outputs, 1)
            total += labels.size(0)
            correct += (predicted == labels).sum().item()

    acc = 100* correct/total

```



```
    print(f'Test Accuracy: {acc}%')
    return acc
```

```
model = OneHotMLP_2logits(vocab_size)
train_two_logits(model, best_LR)
eval_two_logits(model)
```

```
Epoch [1/5],          Loss: 0.5940
Epoch [2/5],          Loss: 0.5067
Epoch [3/5],          Loss: 0.4641
Epoch [4/5],          Loss: 0.4820
Epoch [5/5],          Loss: 0.4484
```

Test Accuracy: 86.74%

86.74

Seção VI

VI.1.a) Calcule o número de amostras que está sendo considerado na seção de avaliação.

```
print(len(test_data))
```

25000

VI.1.b) Explique o que faz os comandos `model.eval()` e `with torch.no_grad()`.

O comando `model.eval()` informa para o Pytorch que estamos em modo de inferência, o que faz com que algumas camadas dos modelos (como camadas de dropout) sejam desabilitadas.

O loop **with torch.no_grad()** informa o Pytorch para não calcular gradientes relacionados a um tensor. Assim, loops onde o gradiente precisa ser preservado utilizam essa configuração.

VI.1.c) Existe uma forma mais simples de calcular a classe predita na linha 11, sem a necessidade de usar a função `torch.sigmoid`?

`Torch.sigmoid()` é uma função de ativação, para transformar uma entrada numérica em um número entre zero e um. Uma maneira muito simples de fazer a mesma coisa é dividir a entrada pelo valor máximo da entrada observada, além de, claro, utilizar outras funções de ativação alternativas (ReLU, etc).

VI.2.a) Utilizando a resposta do exercício V.1.a, que é a Loss teórica de um modelo aleatório de 2 classes, qual é o valor da perplexidade?

```
torch.exp(torch.tensor(-0.69314))
```

```
tensor(0.5000)
```

A perplexidade neste caso nos retorna a probabilidade de distribuição das classes de 50%.

VI.2.b) E se o modelo agora fosse para classificar a amostra em N classes, qual seria o valor da perplexidade para o caso aleatório?

Para N classes, a perplexidade seria dada por $1/N$.

VI.2.c) Qual é o valor da perplexidade quando o modelo acerta todas as classes com 100% de probabilidade?

Quando um modelo acerta 100% das previsões, a perplexidade é 1.

VI.3.a) Modifique o código da seção VI - Avaliação, para que além de calcular a acurácia, calcule também a perplexidade. lembrar que $PPL = \exp(CE)$. Assim, será necessário calcular a entropia cruzada, como feito no laço de treinamento.

```
def eval_with_perplexity(model):
    model.eval()

    criterion = nn.CrossEntropyLoss()
    #total_loss = 0
    #total_labels = 0
    perplexity = 0

    with torch.no_grad():
        correct = 0
        total = 0
        for inputs, labels in test_loader:
            inputs = inputs.to(device)
            labels = labels.to(device)
            outputs = model(inputs)

            loss = criterion(outputs, labels)
            perplexity = torch.exp(loss)

            _, predicted = torch.max(outputs, 1)
            total += labels.size(0)
            correct += (predicted == labels).sum().item()

        acc = 100 * correct / total
        print(f'Test Accuracy: {acc}% \
              Test Perplexity: {perplexity}')
    return acc

eval_with_perplexity(model)

Test Accuracy: 86.74%                Test Perplexity: 1.5994813442230225
86.74
```

VI.4.a) Modifique o laço de treinamento para incorporar também o cálculo da avaliação ao final de cada época. Aproveite para reportar também a perplexidade, tanto do treinamento como da avaliação (observe que será mais fácil de interpretar). Essa é a forma usual de se fazer o treinamento, monitorando se o modelo não entra em overfitting.

```
def train_and_eval(model, lr, epochs):

    model = model.to(device)
    reset_weights(model)
    # Define Loss and optimizer
    criterion = nn.CrossEntropyLoss()

    optimizer = optim.SGD(model.parameters(), lr)

    perplexity = 0
    for epoch in range(epochs):

        model.train()

        for inputs, labels in train_loader:

            if not preload_to_gpu:
                inputs = inputs.to(device)
                labels = labels.to(device)

            # Forward pass
            outputs = model(inputs)
            loss = criterion(outputs.squeeze(), labels)
            perplexity = torch.exp(loss)

            # Backward and optimize
            optimizer.zero_grad()
            loss.backward()
            optimizer.step()

        eval_with_perplexity(model)
        model.train()

        print(f'Epoch [{epoch+1}/{epochs}], \
              Loss: {loss.item():.4f}, \
              Train Perplexity: {perplexity}')

    print()

model = OneHotMLP_2logits(vocab_size)
train_and_eval(model, best_LR, 5)
```

Test Accuracy: 79.372%	Test Perplexity: 1.889047980308532
7	
Epoch [1/5],	Loss: 0.6000, Train Perplexity:
1.822061538696289	
Test Accuracy: 83.416%	Test Perplexity: 1.714065909385681
2	
Epoch [2/5],	Loss: 0.5073, Train Perplexity:
1.6608058214187622	
Test Accuracy: 85.052%	Test Perplexity: 1.676498651504516
6	
Epoch [3/5],	Loss: 0.4443, Train Perplexity:
1.559381365776062	
Test Accuracy: 86.024%	Test Perplexity: 1.583828091621399
Epoch [4/5],	Loss: 0.4751, Train Perplexity:
1.6081184148788452	
Test Accuracy: 86.616%	Test Perplexity: 1.618628859519958
5	
Epoch [5/5],	Loss: 0.4688, Train Perplexity:
1.5980067253112793	

Por fim, como o dataset tem muitas amostras, ele é demorado de entrar em overfitting. Para ficar mais evidente, diminua novamente o número de amostras do dataset de treino de 25 mil para 1 mil amostras e aumente o número de épocas para ilustrar o caso do overfitting, em que a perplexidade de treinamento continua caindo, porém a perplexidade no conjunto de teste começa a aumentar.

```
batch_size = 128
```

```
train_data_short = IMDBDataset('train', vocab, samples = 1000)
test_data_short = IMDBDataset('test', vocab, samples = 1000)
```

```
train_loader = DataLoader(train_data_short, batch_size=batch_size, shuffle=train_shuffle)
test_loader = DataLoader(test_data_short, batch_size=batch_size, shuffle=False)
```

```
model = OneHotMLP_2logits(vocab_size)
train_and_eval(model, best_LR, 100)
```

Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.4652374982833862
Epoch [1/100],	Loss: 0.3981, Train Perplexity:
: 1.4890598058700562	
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.402090311050415
Epoch [2/100],	Loss: 0.3379, Train Perplexity:
: 1.4019744396209717	
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3873093128204346
Epoch [3/100],	Loss: 0.3279, Train Perplexity:
: 1.3881028890609741	
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3811591863632202

Epoch [4/100],	Loss: 0.3222,	Train Perplexity
: 1.3801277875900269		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3778650760650635	
Epoch [5/100],	Loss: 0.3193,	Train Perplexity
: 1.376153588294983		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3758258819580078	
Epoch [6/100],	Loss: 0.3194,	Train Perplexity
: 1.376289963722229		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3744561672210693	
Epoch [7/100],	Loss: 0.3184,	Train Perplexity
: 1.3749326467514038		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.373476505279541	
Epoch [8/100],	Loss: 0.3167,	Train Perplexity
: 1.3725703954696655		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.372735619544983	
Epoch [9/100],	Loss: 0.3178,	Train Perplexity
: 1.374079704284668		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3721671104431152	
Epoch [10/100],	Loss: 0.3151,	Train Perplexit
y: 1.370390772819519		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3717094659805298	
Epoch [11/100],	Loss: 0.3163,	Train Perplexit
y: 1.3721094131469727		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.371337890625	
Epoch [12/100],	Loss: 0.3155,	Train Perplexit
y: 1.37095308303833		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3710299730300903	
Epoch [13/100],	Loss: 0.3152,	Train Perplexit
y: 1.3705111742019653		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3707679510116577	
Epoch [14/100],	Loss: 0.3165,	Train Perplexit
y: 1.372287631034851		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3705463409423828	
Epoch [15/100],	Loss: 0.3147,	Train Perplexit
y: 1.3699136972427368		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3703547716140747	
Epoch [16/100],	Loss: 0.3148,	Train Perplexit
y: 1.3700511455535889		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.37018620967865	
Epoch [17/100],	Loss: 0.3158,	Train Perplexit
y: 1.371317744255066		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3700395822525024	
Epoch [18/100],	Loss: 0.3147,	Train Perplexit
y: 1.3699020147323608		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3699101209640503	
Epoch [19/100],	Loss: 0.3144,	Train Perplexit
y: 1.3694963455200195		
Test Accuracy: 100.0%	Test Perplexity: 1.3697941303253174	
Epoch [20/100],	Loss: 0.3145,	Train Perplexit
y: 1.3696213960647583		

Test Accuracy: 100.0%
Epoch [21/100],
y: 1.3698198795318604
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [22/100],
y: 1.3697214126586914
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [23/100],
y: 1.3699082136154175
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [24/100],
y: 1.3698039054870605
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [25/100],
y: 1.368842363357544
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [26/100],
y: 1.3694206476211548
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [27/100],
y: 1.3697483539581299
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [28/100],
y: 1.3698594570159912
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [29/100],
y: 1.369748592376709
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [30/100],
y: 1.369724988937378
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [31/100],
y: 1.3687975406646729
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [32/100],
y: 1.3691222667694092
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [33/100],
y: 1.3689675331115723
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [34/100],
y: 1.3693097829818726
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [35/100],
y: 1.368466854095459
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [36/100],
y: 1.368798017501831
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [37/100],

Test Perplexity: 1.3696900606155396
Loss: 0.3147, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3695961236953735
Loss: 0.3146, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3695107698440552
Loss: 0.3147, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3694332838058472
Loss: 0.3147, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3693631887435913
Loss: 0.3140, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3692984580993652
Loss: 0.3144, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3692387342453003
Loss: 0.3146, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3691834211349487
Loss: 0.3147, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3691322803497314
Loss: 0.3146, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3690849542617798
Loss: 0.3146, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3690409660339355
Loss: 0.3139, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368999719619751
Loss: 0.3142, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368961215019226
Loss: 0.3141, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3689253330230713
Loss: 0.3143, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368891716003418
Loss: 0.3137, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368859887123108
Loss: 0.3139, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3688302040100098
Loss: 0.3138, Train Perplexit

y: 1.3685476779937744
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [38/100],
y: 1.3688825368881226
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [39/100],
y: 1.3684091567993164
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [40/100],
y: 1.3686186075210571
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [41/100],
y: 1.3687593936920166
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [42/100],
y: 1.3691896200180054
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [43/100],
y: 1.3684498071670532
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [44/100],
y: 1.3684937953948975
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [45/100],
y: 1.368397831916809
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [46/100],
y: 1.3685566186904907
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [47/100],
y: 1.3692359924316406
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [48/100],
y: 1.368489146232605
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [49/100],
y: 1.3687890768051147
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [50/100],
y: 1.3686046600341797
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [51/100],
y: 1.368720293045044
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [52/100],
y: 1.369149923324585
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [53/100],
y: 1.368369698524475
Test Accuracy: 100.0%

Test Perplexity: 1.3688018321990967
Loss: 0.3140, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3687752485275269
Loss: 0.3136, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3687498569488525
Loss: 0.3138, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3687258958816528
Loss: 0.3139, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368703007698059
Loss: 0.3142, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3686814308166504
Loss: 0.3137, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3686609268188477
Loss: 0.3137, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3686413764953613
Loss: 0.3136, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3686225414276123
Loss: 0.3138, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3686045408248901
Loss: 0.3143, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3685874938964844
Loss: 0.3137, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368571162223816
Loss: 0.3139, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3685554265975952
Loss: 0.3138, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3685404062271118
Loss: 0.3139, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3685258626937866
Loss: 0.3142, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3685119152069092
Loss: 0.3136, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368498682975769

Epoch [54/100],
y: 1.3682812452316284
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [55/100],
y: 1.368517518043518
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [56/100],
y: 1.3682323694229126
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [57/100],
y: 1.3685381412506104
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [58/100],
y: 1.369145154953003
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [59/100],
y: 1.3680731058120728
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [60/100],
y: 1.368316411972046
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [61/100],
y: 1.368345022201538
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [62/100],
y: 1.368705153465271
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [63/100],
y: 1.3688586950302124
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [64/100],
y: 1.3693068027496338
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [65/100],
y: 1.368220567703247
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [66/100],
y: 1.3683326244354248
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [67/100],
y: 1.3681540489196777
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [68/100],
y: 1.3686999082565308
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [69/100],
y: 1.368147611618042
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [70/100],
y: 1.3687909841537476

Loss: 0.3136, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3684860467910767
Loss: 0.3137, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3684738874435425
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3684619665145874
Loss: 0.3137, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368450403213501
Loss: 0.3142, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3684395551681519
Loss: 0.3134, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3684290647506714
Loss: 0.3136, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3684189319610596
Loss: 0.3136, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3684089183807373
Loss: 0.3139, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3683993816375732
Loss: 0.3140, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3683900833129883
Loss: 0.3143, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368381142616272
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3683725595474243
Loss: 0.3136, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3683642148971558
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3683559894561768
Loss: 0.3139, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368348240852356
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3683404922485352
Loss: 0.3139, Train Perplexit

Test Accuracy: 100.0%
Epoch [71/100],
y: 1.3687148094177246
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [72/100],
y: 1.3683280944824219
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [73/100],
y: 1.3687971830368042
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [74/100],
y: 1.368705153465271
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [75/100],
y: 1.3682001829147339
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [76/100],
y: 1.3683652877807617
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [77/100],
y: 1.3682271242141724
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [78/100],
y: 1.3681442737579346
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [79/100],
y: 1.3682386875152588
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [80/100],
y: 1.3681339025497437
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [81/100],
y: 1.3685861825942993
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [82/100],
y: 1.3681398630142212
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [83/100],
y: 1.368175745010376
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [84/100],
y: 1.368200421333313
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [85/100],
y: 1.3684122562408447
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [86/100],
y: 1.3688278198242188
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [87/100],

Test Perplexity: 1.3683332204818726
Loss: 0.3139, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.36832594871521
Loss: 0.3136, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3683189153671265
Loss: 0.3139, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368312120437622
Loss: 0.3139, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3683055639266968
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682992458343506
Loss: 0.3136, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682929277420044
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682869672775269
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682812452316284
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682754039764404
Loss: 0.3134, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368269920349121
Loss: 0.3138, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682644367218018
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682591915130615
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682540655136108
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682489395141602
Loss: 0.3137, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682440519332886
Loss: 0.3140, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682392835617065
Loss: 0.3135, Train Perplexit

y: 1.3682599067687988
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [88/100],
y: 1.368152141571045
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [89/100],
y: 1.3681014776229858
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [90/100],
y: 1.3683029413223267
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [91/100],
y: 1.3680342435836792
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [92/100],
y: 1.3682141304016113
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [93/100],
y: 1.368651270866394
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [94/100],
y: 1.3681857585906982
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [95/100],
y: 1.3687580823898315
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [96/100],
y: 1.368249535560608
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [97/100],
y: 1.3686814308166504
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [98/100],
y: 1.3686493635177612
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [99/100],
y: 1.3683782815933228
Test Accuracy: 100.0%
Epoch [100/100],
ty: 1.3692086935043335

Test Perplexity: 1.3682345151901245
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682301044464111
Loss: 0.3134, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682255744934082
Loss: 0.3136, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682212829589844
Loss: 0.3134, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.36821711063385
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682128190994263
Loss: 0.3138, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368208885192871
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682047128677368
Loss: 0.3139, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3682007789611816
Loss: 0.3135, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.368196964263916
Loss: 0.3138, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.36819326877594
Loss: 0.3138, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3681894540786743
Loss: 0.3136, Train Perplexit
Test Perplexity: 1.3681858777999878
Loss: 0.3142, Train Perplexi