Universidade Federal do Rio Grande do Norte
Aluno: Thiago Theiry de Oliveira
Disciplina: Aprendizado de Máquina

Checkpoint 3

KNN						
Base	**Treinamento/teste**	**1k**	**3k**	**5k**	**7k**	**10k**
Metodologia		**Acc**	**Acc**	**Acc**	**Acc**	**Acc**
Base Original	10-Fold CV	0.7271	0.7547	0.7680	0.7751	0.7751
	70/30	0.7202	0.7517	0.7659	0.7731	0.7702
	80/20	0.7201	0.7564	0.7653	0.7743	0.7736
	90/10	0.7133	0.7500	0.7620	0.7702	0.7710
Base Reduzida 1	10-Fold CV	0.6051	0.6112	0.6255	0.6223	0.6211
	70/30	0.6047	0.6015	0.6196	0.6174	0.6217
	80/20	0.5821	0.6077	0.6093	0.6029	0.6236
	90/10	0.5796	0.6178	0.6274	0.6115	0.6465
Base Reduzida 2	10-Fold CV	0.7224	0.7330	0.7426	0.7454	0.7470
	70/30	0.7110	0.7207	0.7295	0.7342	0.7342
	80/20	0.7152	0.7257	0.7324	0.7380	0.7414
	90/10	0.7246	0.7388	0.7515	0.7515	0.7500
Base Reduzida 3	10-Fold CV	0.7169	0.7536	0.7739	0.7834	0.7888
	70/30	0.7185	0.7584	0.7769	0.7796	0.7839
	80/20	0.7129	0.7534	0.7706	0.7758	0.7859
	90/10	0.7208	0.7582	0.7754	0.7769	0.7852
Média		**0.6872**	**0.7120**	**0.7247**	**0.7270**	**0.7325**
Desvio padrão		**0.0549**	**0.0603**	**0.0619**	**0.0672**	**0.0624**

A. O que aconteceu com a acurácia do k-NN quando o k aumentou?

R = A acurácia aumentou conforme o valor de K aumentou. Isso ocorre porque valores maiores de K tendem a reduzir o efeito de ruídos nos dados, promovendo uma decisão mais estável ao considerar mais vizinhos.

B. Este comportamento se apresentou para todas as bases de dados

R = Sim, esse padrão de melhora com o aumento de K foi observado em todas as bases, embora a taxa de crescimento da acurácia varie um pouco entre elas, especialmente para os valores mais altos de K. Mas como foi pedido, foi sendo testado até que estabilizasse.

Estratégia de treinamento	**Acurácia**
10-fold CV	**0.7196**
Hold-out 90/10	**0.7191**
Hold-out 80/20	**0.7133**
Hold-out 70/30	**0.7146**

Qual a estratégia de aprendizado está obtendo a melhor acurácia? Por que?

R= Olhando separadamente as bases e os valores K, teve momentos que abordagens diferentes resultaram em uma melhor acuracia, Porém de forma geral, a estratégia com 10-fold Cross Validation (CV) apresentou os melhores resultados. Isso ocorre porque o 10-fold CV permite que o modelo seja treinado e testado em diferentes subconjuntos dos dados, utilizando a totalidade da base de maneira mais eficiente para avaliar o desempenho.

Árvore de Decisão				
Base	**Treinamento/teste**	**md = 3**	**md = 5**	**md = 7**
Metodologia		**Acc**	**Acc**	**Acc**
Base Original	10-Fold CV	0.7328	0.7619	0.7660
	70/30	0.7357	0.7594	0.7649
	80/20	0.7317	0.7567	0.7594
	90/10	0.7343	0.7605	0.7680
Base Reduzida 1	10-Fold CV	0.5336	0.5729	0.5758
	70/30	0.5199	0.5758	0.5949
	80/20	0.5430	0.5845	0.5919
	90/10	0.5318	0.5605	0.5924
Base Reduzida 2	10-Fold CV	0.7259	0.7579	0.7659
	70/30	0.7272	0.7592	0.7607
	80/20	0.7238	0.7470	0.7545
	90/10	0.7320	0.7560	0.7717
Base Reduzida 3	10-Fold CV	0.7677	0.7778	0.7854
	70/30	0.7654	0.7769	0.7834
	80/20	0.7653	0.7725	0.7807
	90/10	0.7687	0.7784	0.7792
Média		**0.6899**	**0.7161**	**0.7247**
Desvio padrão		**0.0925**	**0.0829**	**0.0790**

A. O que aconteceu com a acurácia da árvore de decisão quando a profundidade máxima aumentou?

R = Acompanhando os valores de K para o k-NN, a acurácia aumentou à medida que a profundidade máxima da árvore cresceu.

B. Este comportamento se apresentou para todas as bases de dados

R = Sim, embora a taxa de crescimento varie, o padrão geral de melhora com o aumento da profundidade foi mantido em todas as bases.

Estratégia de treinamento	**Acurácia**
10-fold CV	**0.7103**
Hold-out 90/10	**0.7111**
Hold-out 80/20	**0.7093**
Hold-out 70/30	**0.7103**

Qual a estratégia de aprendizado está obtendo a melhor acurácia? Por que? Foi o mesmo resultado do k-NN?

R = Neste caso, o melhor desempenho médio foi observado com o Hold-out 90/10, embora os resultados entre as diferentes estratégias sejam muito próximos. A diferença em relação ao k-NN está no fato de que para o k-NN, a estratégia com 10-fold CV se destacou um pouco mais.
O resultado ficou bem proximo ao k-NN, tendo uma ressalva que com o k-NN fui até k=10, e com a árvore de decisão os experimentos foram até a profundidade igual a 7.

Naive Bayes		
Base	**Treinamento/teste**	**Default**
Metodologia		**Acc**
Base Original	10-Fold CV	0.6215
	70/30	0.6159
	80/20	0.5812
	90/10	0.6160
Base Reduzida 1	10-Fold CV	0.5895
	70/30	0.5399
	80/20	0.5439
	90/10	0.5510
Base Reduzida 2	10-Fold CV	0.5353
	70/30	0.4964
	80/20	0.4517
	90/10	0.5090
Base Reduzida 3	10-Fold CV	0.6791
	70/30	0.6849
	80/20	0.6804
	90/10	0.6756
Média		**0.5857**
Desvio padrão		**0.0699**

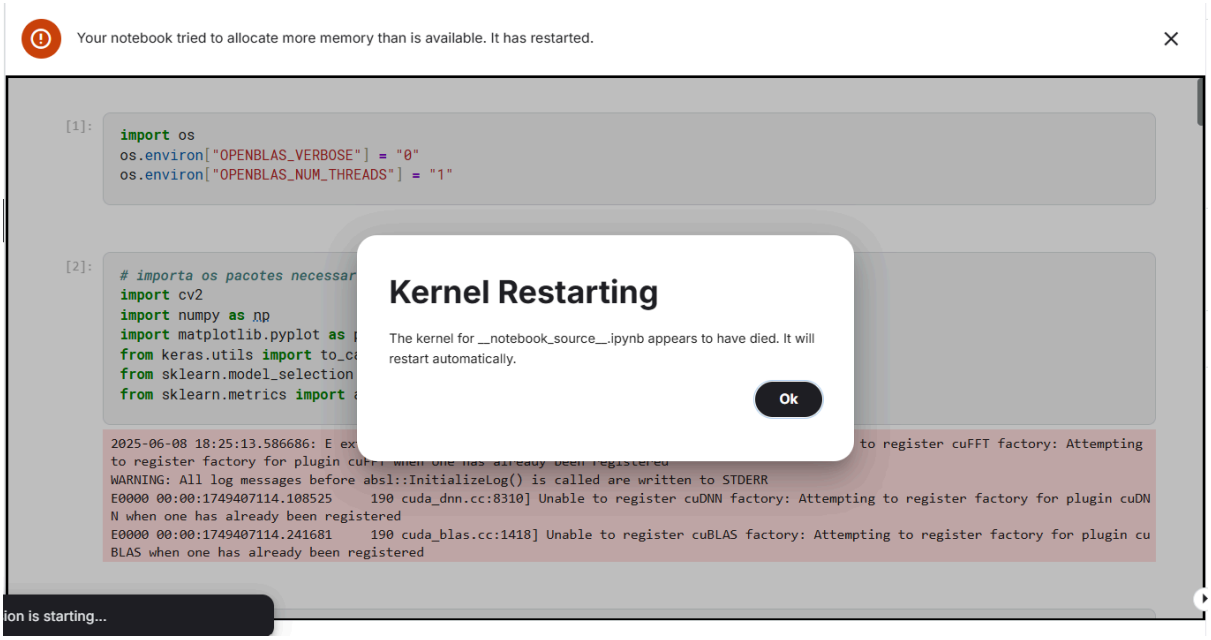
Estratégia de treinamento	**Acurácia**
10-fold CV	**0.6063**
Hold-out 90/10	**0.5879**
Hold-out 80/20	**0.5214**
Hold-out 70/30	**0.5842**

Qual a estratégia de aprendizado está obtendo a melhor acurácia? Por que? Foi o mesmo resultado do k-NN e AD?

R = Para o Naive Bayes, a estratégia que obteve melhor resultado foi o 10-fold CV, com média de acurácia superior às demais estratégias. Sendo o modelo que a diferença entre as abordagens ficou mais nítida. Isso se deve ao fato de que o Naive Bayes é sensível à variação dos dados e, por ser um classificador probabilístico simples, ele se beneficia bastante da avaliação cruzada, que permite explorar toda a base durante o processo de treinamento e teste.
Porém, o Naive Bayes foi o modelo com pior desempenho geral quando comparado ao k-NN e à Árvore de Decisão.

Resultados com o MLP

Durante os experimentos com o MLP, não foi possível obter resultados devido a limitações computacionais.O modelo utilizado, MLPClassifier do Scikit-learn, não oferece suporte ao uso de GPU, sendo executado exclusivamente na CPU. Como estou trabalhando com imagens como entrada, isso impôs um custo computacional muito elevado, tornando o treinamento extremamente lento., inclusive ao utilizar bases menores (Como foi recomendado). Mesmo aplicando a **Base Reduzida 1**, construída com o objetivo de balancear todas as classes pela quantidade da classe minoritária. Vale destacar que os algoritmos anteriores, como Árvore de Decisão e k-NN, já apresentaram tempos de execução consideráveis, e o MLP, por sua natureza iterativa e maior complexidade, exigiu ainda mais recursos, o que impossibilitou a finalização dos experimentos. Nenhum cenário foi concluído com sucesso, o que inviabilizou a análise dos resultados para esse classificador.


Your notebook tried to allocate more memory than is available. It has restarted.
[1]:
import os
os.environ["OPENBLAS_VERBOSE"] = "0"
os.environ["OPENBLAS_NUM_THREADS"] = "1"
[2]:
# importa os pacotes necessar
import cv2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as
from keras.utils import to_c
from sklearn.model_selection
from sklearn.metrics import
Kernel Restarting
The kernel for __notebook_source__.ipynb appears to have died. It will restart automatically.
Ok
to register cuFFT factory: Attempting
to register factory for plugin cuFFT when one has already been registered
WARNING: All log messages before absl::InitializeLog() is called are written to STDERR
E0000 00:00:1749407114.108525 190 cuda_dnn.cc:8310] Unable to register cuDNN factory: Attempting to register factory for plugin cuDN
N when one has already been registered
E0000 00:00:1749407114.241681 190 cuda_blas.cc:1418] Unable to register cuBLAS factory: Attempting to register factory for plugin cu
BLAS when one has already been registered
ion is starting...

Análise Comparativa

Nesta primeira análise, o aluno deve responder se a redução de dados teve impacto positivo ou negativo no desempenho dos modelos supervisionados? Para responder à pergunta, monte a seguinte tabela:

	K-NN	AD	NB	MLP
Base original	0.7569	0.7526	0.6087	—
Base reduzida 1	0.6129	0.5648	0.5561	—
Base reduzida 2	0.7345	0.7485	0.4981	—
Base reduzida 3	0.7624	0.7751	0.6800	—
Média geral	**0.7167**	**0.7103**	**0.5857**	**—**

R = A análise dos resultados mostra que a redução de instâncias (Base Reduzida 1) teve um impacto negativo no desempenho dos modelos, com queda significativa na acurácia para todos os algoritmos testados. Isso pode ser atribuído à natureza complexa dos dados sísmicos, onde a redução na quantidade de amostras prejudica a capacidade dos modelos de aprender padrões representativos, especialmente em um problema multiclasse.

Por outro lado, as reduções baseadas em atributos (Base Reduzida 2 e Base Reduzida 3) mostraram impacto positivo ou neutro, com a Base Reduzida 3 apresentando os melhores desempenhos gerais, superando até mesmo a base original em alguns casos. Isso sugere que, ao eliminar atributos redundantes ou irrelevantes, os dados se tornam mais interpretáveis para os modelos, o que facilita o processo de aprendizado.

A média geral reforça essa conclusão: as bases com redução de atributos mantêm ou melhoram a performance em relação à base original, enquanto a redução de instâncias leva a uma perda considerável de desempenho.

Obs: Não foi possível testar o MLP devido a limitações computacionais, conforme detalhado anteriormente.

Nesta segunda análise, o aluno deve responder qual modelo obteve o melhor desempenho na sua base de dados. Para tal, análise a tabela descrita na tabela anterior e escolha a base de dados com a melhor acurácia média e construa a seguinte tabela:

	K-NN	AD	NB	MLP
Melhor base	0.7624 (b3)	0.7526 (b0)	0.6087 (b0)	—

R = Com base nos resultados obtidos, o modelo que apresentou o melhor desempenho geral foi o K-NN, alcançando uma acurácia de 0.7624 com a Base Reduzida 3 (b3). Esse resultado indica que a redução de atributos utilizada nessa base foi benéfica para o modelo, tornando os dados mais adequados ao seu funcionamento.

Para os modelos Árvore de Decisão (AD) e Naive Bayes (NB), os melhores desempenhos foram alcançados com a Base Original (b0). Isso sugere que, para esses algoritmos, a base original ainda oferecia informações mais completas ou úteis do ponto de vista estatístico.

O modelo MLP não pôde ser avaliado devido a limitações computacionais enfrentadas durante a execução dos testes, conforme mencionado anteriormente.

Portanto, considerando todas as execuções bem-sucedidas, o K-NN foi o modelo que obteve o melhor resultado de acurácia na base de dados analisada.