

TÓPICOS EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL II Universidade Federal Fluminense

Camila Ferreira

1. Datasets Escolhidos:

Dataset 1:

Estimation of Obesity Levels Dataset

Fonte: UCI Machine Learning Repository - Dataset 544

Descrição

Este dataset foi criado com o objetivo de prever os níveis de obesidade com base em hábitos alimentares e condições físicas dos indivíduos. Ele foi coletado por meio de questionários preenchidos por pessoas no México, Peru e Colômbia. A base contém variáveis relacionadas a estilo de vida, como frequência de exercícios, consumo de alimentos e histórico de peso.

Informações do Dataset

Tamanho: 2111 instânciasAtributos: 17 atributos

Atributo Alvo (Target)

A L-! L . . L -

- NObeyesdad: Nível de obesidade do indivíduo
 - Normal_Weight
 - Overweight_Level_I
 - Overweight_Level_II
 - Obesity_Type_I
 - Insufficient_Weight
 - Obesity_Type_II
 - Obesity_Type_III

Atributo	Tipo	Descrição
Gender	Categórica	Gênero do indivíduo
Age	Numérica	Idade
Height	Numérica	Altura em metros
Weight	Numérica	Peso em kg
family_history_with_overweight	Booleana	Histórico familiar de sobrepeso
FAVC	Booleana	Consome alimentos calóricos com frequência?
FCVC	Numérica	Frequência de consumo de vegetais
NCP	Numérica	Número de refeições principais por dia
CAEC	Categórica	Consumo de alimentos entre as refeições
SMOKE	Booleana	Fuma

D----:--

T:--

Тіро	Descrição		
Numérica	Consumo diário de água (litros)		
Booleana	Monitora ingestão calórica?		
Numérica	Frequência de atividade física (horas por semana)		
Numérica	Tempo usando tecnologia por dia (horas)		
Categórica	Frequência de consumo de álcool		
Categórica	Meio de transporte mais utilizado		
	Booleana Numérica Numérica Categórica		

Dataset 2:

Contraceptive Method Choice Dataset

Fonte: UCI Machine Learning Repository - Dataset 30

Descrição

Este dataset foi desenvolvido com o objetivo de prever o método contraceptivo utilizado por mulheres com base em informações socioeconômicas e demográficas. A base é derivada de um estudo realizado na Indonésia e é composta por dados coletados de mulheres casadas que participavam do programa nacional de planejamento familiar. O foco principal é auxiliar na análise de padrões que influenciam a escolha de métodos contraceptivos.

Informações do Dataset

Tamanho: 1473 instâncias
Atributos: 9 atributos

Atributo Alvo (Target)

- Contraceptive Method Used: Método contraceptivo utilizado pela mulher
 - 1: Nenhum
 - 2: Curto prazo (pílulas, preservativos, etc.)
 - 3: Longo prazo (DIU, esterilização, etc.)

Atributo	Tipo	Descrição
Wife_age	Numérica	Idade da esposa (em anos)
Wife_education	Categórica	Grau de escolaridade da esposa (1=baixo, 4=alto)
Husband_education	Categórica	Grau de escolaridade do marido (1=baixo, 4=alto)
Num_children	Numérica	Número de filhos vivos
Wife_religion	Booleana	Religião da esposa (0=Islâmica, 1=Outra)

Atributo	Тіро	Descrição
Wife_working	Booleana	A esposa trabalha? (0=Não, 1=Sim)
Husband_occupation	Categórica	Ocupação do marido (valores de 1 a 4)
Standard_of_living	Categórica	Nível de vida (1=baixo, 4=alto)
Media_exposure	Booleana	Exposição à mídia (0=Não exposta, 1=Exposta)

Dataset 3:

Heart Disease Dataset

Fonte: UCI Machine Learning Repository - Dataset 45

Descrição

Este dataset foi criado com o objetivo de prever a presença de doenças cardíacas em pacientes com base em diversas características clínicas e demográficas. A base contém dados coletados de quatro bancos hospitalares diferentes, sendo a versão mais utilizada aquela que consolida as informações em um único conjunto limpo e padronizado. Os atributos incluem variáveis como idade, sexo, pressão arterial, nível de colesterol e resultados de exames cardíacos.

Informações do Dataset

• Tamanho: 303 instâncias (na versão Cleveland, a mais usada)

• Atributos: 13 atributos

Atributo Alvo (Target)

• **Grau de doença cardíaca presente no indivíduo** : valores de 0 a 4, onde 0 significa ausência da doença

Atributo	Tipo	Descrição
age	Numérica	Idade do paciente
sex	Binária	Sexo (1 = masculino; 0 = feminino)
ср	Categórica	Tipo de dor no peito (0 a 3)
trestbps	Numérica	Pressão arterial em repouso (mm Hg)
chol	Numérica	Nível sérico de colesterol (mg/dl)
fbs	Binária	Glicemia em jejum > 120 mg/dl (1 = verdadeiro; 0 = falso)
restecg	Categórica	Resultados do eletrocardiograma em repouso
thalach	Numérica	Frequência cardíaca máxima atingida
exang	Binária	Angina induzida por exercício (1 = sim; 0 = não)

Atributo	Tipo	Descrição
oldpeak	Numérica	Depressão do segmento ST induzida por exercício em relação ao repouso
slope	Categórica	Inclinação do segmento ST no esforço máximo
ca	Numérica	Número de vasos principais coloridos por fluoroscopia (0 a 3)
thal	Categórica	Resultado do teste de tálio (3 = normal; 6 = defeito fixo; 7 = reversível)

Dataset 4:

Letter Recognition Dataset

Fonte: UCI Machine Learning Repository - Dataset 59

Descrição

Este dataset foi criado com o objetivo de classificar letras do alfabeto inglês maiúsculas com base em diversas características extraídas de imagens. Os dados foram gerados a partir de imagens de letras capturadas e processadas para extrair atributos relacionados à geometria e distribuição de pixels. O conjunto de dados é frequentemente usado em estudos de reconhecimento óptico de caracteres (OCR) e aprendizado supervisionado.

Informações do Dataset

• Tamanho: 20.000 instâncias

• Atributos: 16 atributos preditivos + 1 alvo (letra)

Atributo Alvo (Target)

• Letra do alfabeto (A a Z)

• Cada instância é rotulada com uma letra maiúscula de 'A' até 'Z'

Atributo	Tipo	Descrição
lettr	Categórica	Letra correspondente à instância (A a Z)
x-box	Numérica	Posição horizontal da caixa delimitadora da letra
y-box	Numérica	Posição vertical da caixa delimitadora da letra
width	Numérica	Largura da caixa delimitadora
high	Numérica	Altura da caixa delimitadora
onpix	Numérica	Número de pixels dentro da caixa
x-bar	Numérica	Centro de massa horizontal
y-bar	Numérica	Centro de massa vertical
x2bar	Numérica	Variância horizontal

Atributo	Tipo	Descrição
y2bar	Numérica	Variância vertical
xybar	Numérica	Correlação entre x e y
x2ybr	Numérica	Correlação de segunda ordem x*y
xy2br	Numérica	Correlação de segunda ordem y*x
x-ege	Numérica	Entropia do perfil horizontal
xegvy	Numérica	Entropia da variância horizontal
y-ege	Numérica	Entropia do perfil vertical
yegvx	Numérica	Entropia da variância vertical

Dataset 5:

Dermatology Dataset

Fonte: UCI Machine Learning Repository - Dataset 33

Descrição

Este dataset foi criado com o objetivo de auxiliar no diagnóstico de doenças de pele eritrematoesquamosas, que apresentam sintomas semelhantes como eritema (vermelhidão) e descamação, tornando o diagnóstico diferencial um desafio clínico. O conjunto de dados combina informações clínicas e histopatológicas (obtidas por biópsias) para classificar seis tipos diferentes de doenças dermatológicas.

Informações do Dataset

Tamanho: 366 instâncias
Atributos: 34 atributos

Atributo Alvo (Target)

- class: Tipo de doença dermatológica
 - ∘ 1 Psoríase (*psoriasis*)
 - 2 Dermatite seborreica (seboreic dermatitis)
 - 3 Líquen plano (lichen planus)
 - 4 Pitiríase rosada (pityriasis rosea)
 - 5 Dermatite crônica (chronic dermatitis)
 - 6 Pitiríase rubra pilar (pityriasis rubra pilaris)

erythema Numérica Grau de eritema (0 a 3)	Atributo	Tipo	Descrição
scaling Numérica Cray de descamação (0 a 2)	erythema	Numérica	Grau de eritema (0 a 3)
Scaling Numerica Grad de descamação (0 a 3)	scaling	Numérica	Grau de descamação (0 a 3)
definite_borders Numérica Presença de bordas definidas (0 a 3)	definite_borders	Numérica	Presença de bordas definidas (0 a 3)

Atributo	Тіро	Descrição
itching	Numérica	Grau de coceira (0 a 3)
koebner_phenomenon	Numérica	Fenômeno de Koebner (0 a 3)
polygonal_papules	Numérica	Pápulas poligonais (0 a 3)
follicular_papules	Numérica	Pápulas foliculares (0 a 3)
oral_mucosal_involvement	Numérica	Envolvimento da mucosa oral (0 a 3)
knee_and_elbow_involvement	Numérica	Envolvimento de joelhos/cotovelos (0 a 3)
scalp_involvement	Numérica	Envolvimento do couro cabeludo (0 a 3)
family_history	Booleana	Histórico familiar de doença (0 = não, 1 = sim)
melanin_incontinence	Numérica	Incontinência de melanina (0 a 3)
eosinophils_infiltrate	Numérica	Presença de eosinófilos no infiltrado (0 a 3)
PNL_infiltrate	Numérica	Presença de polimorfonucleares no infiltrado (0 a 3)
fibrosis_of_papillary_dermis	Numérica	Fibrose da derme papilar (0 a 3)
exocytosis	Numérica	Grau de exocitose (0 a 3)
acanthosis	Numérica	Grau de acantose (0 a 3)
hyperkeratosis	Numérica	Grau de hiperqueratose (0 a 3)
parakeratosis	Numérica	Grau de paraqueratose (0 a 3)
clubbing_of_rete_ridges	Numérica	Deformação das cristas da epiderme (0 a 3)
elongation_of_rete_ridges	Numérica	El alongamento das cristas da epiderme (0 a 3)
thinning_of_suprapapillary_epidermis	Numérica	Afinamento da epiderme suprapapilar (0 a 3)
spongiform_pustule	Numérica	Presença de pústula espongiforme (0 a 3)
munro_microabcess	Numérica	Presença de microabscesso de Munro (0 a 3)
focal_hypergranulosis	Numérica	Hipergranulose focal (0 a 3)
disappearance_granular_layer	Numérica	Desaparecimento da camada granulosa (0 a 3)
vacuolisation_basal_layer	Numérica	Vacuolização/dano na camada basal (0 a 3)
spongiosis	Numérica	Grau de espongiose (0 a 3)
saw_tooth_retes	Numérica	Cristas epidérmicas em forma de dente de serra (0 a 3)
follicular_horn_plug	Numérica	Plugue córneo folicular (0 a 3)
perifollicular_parakeratosis	Numérica	Paraqueratose perifolicular (0 a 3)
		

Atributo	Tipo	Descrição
inflammatory_mononuclear_infiltrate	Numérica	Infiltrado inflamatório mononuclear (0 a 3)
band_like_infiltrate	Numérica	Infiltrado em faixa (0 a 3)
age	Numérica	Idade do paciente

2. Tratamento de dados

Para os experimentos realizados com **Multi-Layer Perceptron (MLP)** e **WiSARD**, o pré-processamento dos dados seguiu etapas similares em diversos aspectos, com adaptações específicas para atender às necessidades de cada modelo.

- Identificação de tipos de dados: Em ambos os casos, as colunas do conjunto de dados foram separadas entre numéricas e categóricas, sendo que variáveis binárias (com valores como "yes"/"no") foram tratadas como categóricas.
- Codificação de variáveis categóricas: Tanto no MLP quanto no WiSARD, as variáveis categóricas
 foram transformadas utilizando o OneHotEncoder, convertendo cada categoria em um vetor binário.
 Isso garantiu que as categorias fossem representadas de forma apropriada e compatível com os dois
 modelos.
- Normalização de dados numéricos:
 - No MLP, os atributos numéricos foram padronizados utilizando o StandardScaler, para que tivessem média 0 e desvio padrão 1, o que facilita o treinamento de redes neurais.
 - No WiSARD, os atributos numéricos foram normalizados para o intervalo [0, 1] com o
 MinMaxScaler, preparando os valores para a etapa de codificação binária.
- Codificação dos atributos numéricos:
 - No MLP, os dados numéricos padronizados foram diretamente utilizados na rede.
 - No WiSARD, os dados normalizados passaram por um thermometer encoding, transformando cada valor em uma sequência de bits que representa sua posição relativa no intervalo, com o número de bits definido pelo parâmetro n_bits.
- Codificação do rótulo (target): Em ambos os modelos, o rótulo da variável alvo (y) foi transformado em valores inteiros utilizando o LabelEncoder, garantindo o formato esperado pelos classificadores.

Essas etapas permitiram um pré-processamento consistente entre os dois modelos, mantendo as variáveis categóricas tratadas da mesma maneira e adaptando o tratamento dos atributos numéricos conforme as exigências de cada técnica.

3. Implementação das Redes Neurais

3.1. Multi-Layer Perceptron (MLP)

A arquitetura do modelo baseia-se em uma *Multi-Layer Perceptron (MLP)* implementada com *PyTorch*. A classe *MLP* define uma rede neural totalmente conectada, com múltiplas camadas ocultas, função de ativação customizável e regularização via *Dropout*.

A classe *MLPClassifierTorch* encapsula a MLP dentro de uma interface compatível com *scikit-learn*, permitindo seu uso em *Pipelines* e integração com métodos de validação e otimização como *RandomizedSearchCV*.

3.1.1. Otimização de Hiperparâmetros

A seleção dos hiperparâmetros foi realizada por meio de *RandomizedSearchCV*, com validação cruzada *StratifiedKFold*. O espaço de busca incluiu:

- *hidden_sizes*: tamanhos das camadas ocultas, por exemplo: (64,), (128,), (128, 64), (256, 128).
- *dropout_rate*: taxa de dropout, amostrada de uma distribuição contínua entre 0.1 e 0.5.
- *learning_rate*: taxa de aprendizado, amostrada entre 0.0001 e 0.01.
- activation_fn: função de ativação (ReLU, LeakyReLU, Tanh).
- weight_decay: regularização L2.
- max_epochs, early_stopping, patience, verbose: parâmetros de controle do treinamento.

3.2. WISARD

A arquitetura do modelo baseia-se em um **WiSARD (Wilkie, Stonham and Aleksander Recognition Device)** implementado com o pacote *torchwnn* integrado ao *PyTorch*. A classe *WiSARDClassifierTorch*encapsula o classificador WiSARD em uma interface compatível com *scikit-learn*, permitindo seu uso em *Pipelines* e integração com métodos de validação e otimização como *RandomizedSearchCV*.

O classificador permite a configuração do tamanho das tuplas utilizadas e do mecanismo de bleaching, que contribui para o tratamento de ambiguidades em classificações multiclasse.

3.2.1. Otimização de Hiperparâmetros

A seleção dos hiperparâmetros foi realizada por meio de *RandomizedSearchCV*, com validação cruzada *StratifiedKFold*. O espaço de busca incluiu:

- tuple_size: tamanho das tuplas utilizadas nos discriminadores, por exemplo: 8, 9, 10, 11.
- **bleaching**: uso ou não do mecanismo de bleaching (*True* ou *False*).

Outros parâmetros do RandomizedSearchCV incluíram o número de iterações (n_iter), o número de folds na validação cruzada (cv), a métrica de avaliação (scoring) e a execução paralela ($n_jobs=-1$).

3.2 Avaliação dos Modelos

O melhor modelo identificado pela busca aleatória é avaliado nos conjuntos de treino e teste. As principais métricas utilizadas são:

- Acurácia global
- Relatório de classificação com precisão, recall e F1-score por classe
- Matriz de confusão, visualizada com seaborn

A matriz de confusão permite identificar padrões de erro entre classes reais e previstas, sendo útil especialmente em problemas multiclasse.

Exemplo de geração das métricas:

3.3 Balanceamento de Classes com SMOTE

Durante a análise dos dados, foi identificado que o *Dataset 2*, o *Dataset 3* e o *Dataset 5* apresentava um desbalanceamento significativo entre as classes da variável alvo. Para resolver esse problema, utilizamos o *SMOTE* (Synthetic Minority Over-sampling Technique, uma técnica de oversampling que cria novas instâncias sintéticas da(s) classe(s) minoritária(s).

Etapas Realizadas no SMOTE

- 1. Limpeza dos dados:
 - Remoção de instâncias com valores ausentes utilizando .dropna().
- 2. Separação da variável alvo (y) correspondente às instâncias válidas.
- 3. Aplicação do SMOTE:
 - Utilizado com *random state=42* para reprodutibilidade.
 - Gerou amostras sintéticas para balancear as classes.

```
from imblearn.over_sampling import SMOTE

X_cleaned_df = X_processed_df.dropna()
y_cleaned = y[X_processed_df.notna().all(axis=1)]

smote = SMOTE(random_state=42)
X_resampled, y_resampled = smote.fit_resample(X_cleaned_df, y_cleaned)
```

4. Resultados:

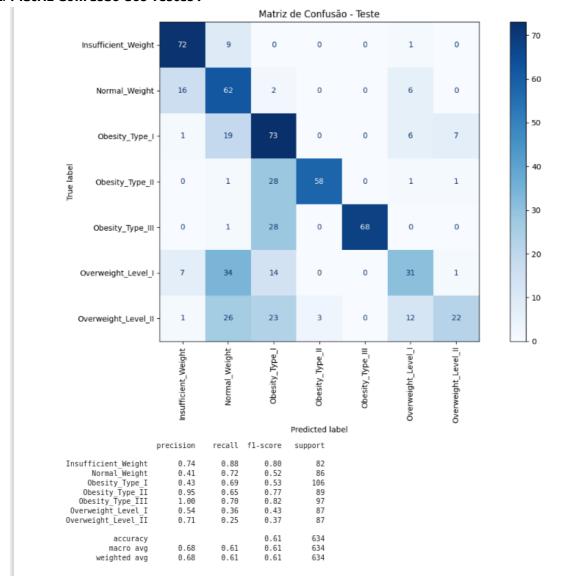
Dataset 1:

Wizard:

1. Métricas de treinamento:

Melhores parâmetros encontrados: {'wisard_tuple_size': 11, 'wisard_bleaching': True} Melhor acurácia: 0.660786237679821 precision recall f1-score support Insufficient Weight 0.84 190 1.00 0.91 Normal_Weight 0.59 0.87 0.70 201 Obesity_Type_I 0.53 0.89 0.67 245 Obesity_Type_II 0.94 0.66 0.77 208 Obesity Type III 1.00 0.69 0.82 227 0.80 Overweight_Level_I 0.61 0.69 203 Overweight Level II 1.00 0.60 203 0.43 accuracy 0.74 1477 0.74 0.74 1477 macro avg 0.81 0.74 1477 weighted avg 0.81 0.74

2. Matriz Confusão dos Testes:

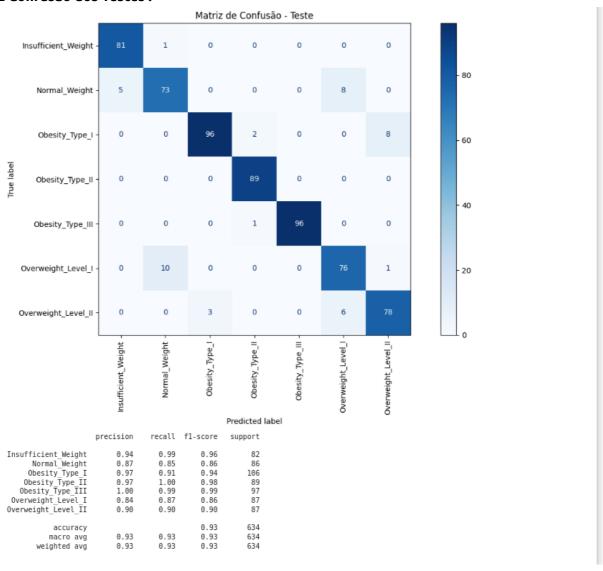


Melhores parâmetros encontrados: {'mlp_activation_fn': <class 'torch.nn.modules.activation.Tanh'>, 'mlp_dropout_rate': np.float64(0.2409 2738738669997), 'mlp_early_stopping': True, 'mlp_hidden_sizes': (128, 64), 'mlp_learning_rate': np.float64(0.007028903586919395), 'mlp_max_epochs': 143, 'mlp_patience': 10, 'mlp_verbose': False, 'mlp_weight_decay': np.float64(0.00629942846779884)}
Acurácia média na CV: 0.9438181401740723

precision recall f1-score support

	precision	recall	T1-score	support
Insufficient_Weight	0.92	0.99	0.96	190
Normal_Weight	0.98	0.91	0.94	201
Obesity_Type_I	0.99	0.96	0.98	245
Obesity_Type_II	0.96	0.99	0.98	208
Obesity_Type_III	1.00	1.00	1.00	227
Overweight_Level_I	0.97	0.97	0.97	203
Overweight_Level_II	0.98	0.97	0.97	203
accuracy			0.97	1477
macro avg	0.97	0.97	0.97	1477
weighted avg	0.97	0.97	0.97	1477

2. Matriz Confusão dos Testes:



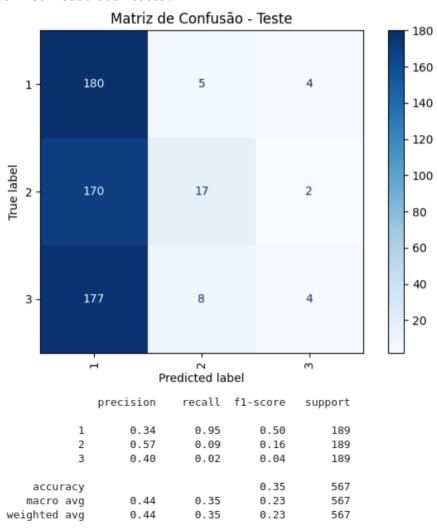
Dataset 2:

Wizard:

Melhores parâmetros encontrados: {'wisard_tuple_size': 9, 'wisard_bleaching': False}

Acuracia media na CV: 0.34//2/2/2/2/2/						
		precision	recall	f1-score	support	
	1	0.36	1.00	0.53	440	
	2	0.77	0.12	0.21	440	
	3	1.00	0.06	0.12	440	
	accuracy			0.39	1320	
	macro avg	0.71	0.39	0.29	1320	
	weighted avg	0.71	0.39	0.29	1320	

2. Matriz Confusão dos Testes:



MLP:

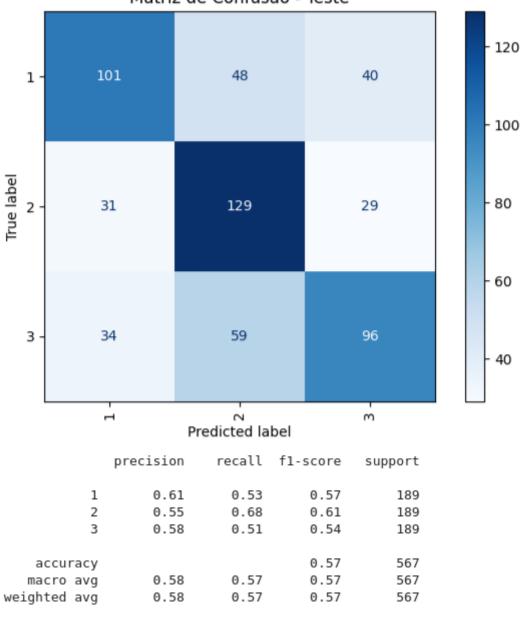
1. Métricas de treinamento:

Melhores parâmetros encontrados: {'mlp_activation_fn': <class 'torch.nn.modules.activation.ReLU'>, 'mlp_dropout_rate': np.float64(0.1218 0188587721688), 'mlp_early_stopping': True, 'mlp_hidden_sizes': (128, 64), 'mlp_learning_rate': np.float64(0.009504585843529142), 'mlp_max_epochs': 75, 'mlp_patience': 10, 'mlp_verbose': False, 'mlp_weight_decay': np.float64(0.009158643902204486)}
Acurácia média na CV: 0.5727272727272726

precision recall f1-score support

	precision	recatt	11-30016	suppor c
1	0.73	0.60	0.66	440
2	0.60	0.70	0.65	440
3	0.57	0.59	0.58	440
accuracy			0.63	1320
macro avg	0.64	0.63	0.63	1320
weighted avg	0.64	0.63	0.63	1320

Matriz de Confusão - Teste



Dataset 3:

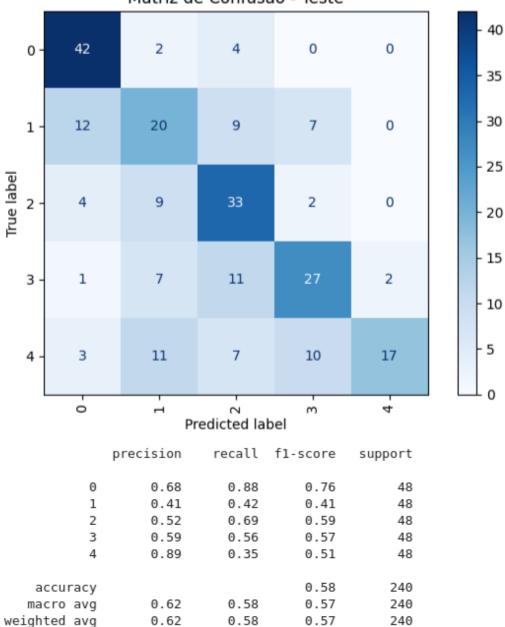
Wizard:

1. Métricas de treinamento:

Melhores parâmetros encontrados: {'wisard_tuple_size': 11, 'wisard_bleaching': False}

Acuracia media na CV: 0.601/6/19/5926245						
precision recall f1-sco		f1-score	support			
	Θ	0.82	1.00	0.90	112	
	1	0.74	0.82	0.78	112	
	2	0.81	0.90	0.86	112	
	3	0.87	0.79	0.83	112	
	4	1.00	0.65	0.79	112	
accur	асу			0.83	560	
macro	avg	0.85	0.83	0.83	560	
weighted	avg	0.85	0.83	0.83	560	



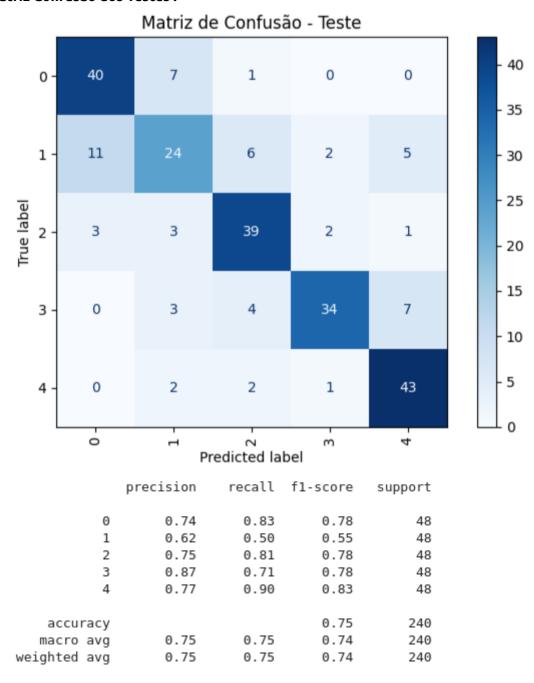


MLP:

1. Métricas de treinamento:

Melhores parâmetros encontrados: {'mlp_activation_fn': <class 'torch.nn.modules.activation.ReLU'>, 'mlp_dropout_rate': np.float64(0.1354 7045849996384), 'mlp_early_stopping': True, 'mlp_hidden_sizes': (128, 64), 'mlp_learning_rate': np.float64(0.008966171489506599), 'mlp_max_epochs': 172, 'mlp_patience': 10, 'mlp_verbose': False, 'mlp_weight_decay': np.float64(0.00376582952639944)}
Melhor acurácia: 0.7642857142857145

	precision	recall	f1-score	support
Θ	0.86	0.86	0.86	112
1	0.83	0.77	0.80	112
2	0.90	0.94	0.92	112
3	0.90	0.93	0.92	112
4	0.96	0.97	0.96	112
accuracy			0.89	560
macro avg	0.89	0.89	0.89	560
weighted avg	0.89	0.89	0.89	560

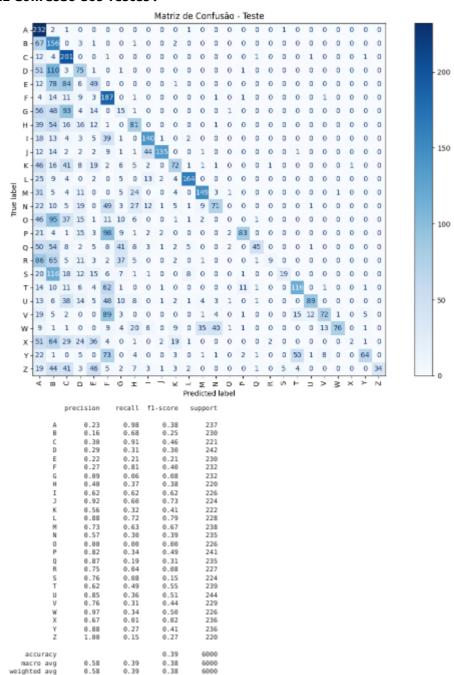


Dataset 4:

Wizard:

Melhores parâmetros encontrados: {'wisard__tuple_size': 11, 'wisard__bleaching': True} Melhor acurácia: 0.43471431056008397

ic ciioi	acarac	14. 0.454/1	+510500005	J,	
		precision	recall	f1-score	support
	Α	0.23	1.00	0.38	552
	В	0.16	0.70	0.26	536
	C	0.31	0.90	0.47	515
	D	0.32	0.38	0.35	563
	Е	0.24	0.26	0.25	538
	F	0.26	0.79	0.39	543
	G	0.10	0.06	0.07	541
	Н	0.39	0.34	0.36	514
	I	0.68	0.71	0.69	529
	J	0.93	0.61	0.74	523
	K	0.57	0.31	0.40	517
	L	0.93	0.70	0.80	533
	M	0.72	0.57	0.64	554
	N	0.58	0.33	0.42	548
	0	0.53	0.02	0.04	527
	Р	0.79	0.33	0.47	562
	Q	0.91	0.18	0.29	548
	R	0.83	0.05	0.10	531
	S	0.85	0.13	0.22	524
	Т	0.67	0.45	0.54	557
	U	0.86	0.38	0.53	569
	V	0.81	0.37	0.51	535
	W	1.00	0.33	0.49	526
	X	0.57	0.01	0.03	551
	Y	0.99	0.28	0.43	550
	Z	1.00	0.21	0.34	514
ace	curacy			0.40	14000
mac	ro avg	0.62	0.40	0.39	14000
weighte	ed avg	0.62	0.40	0.39	14000
_	_				



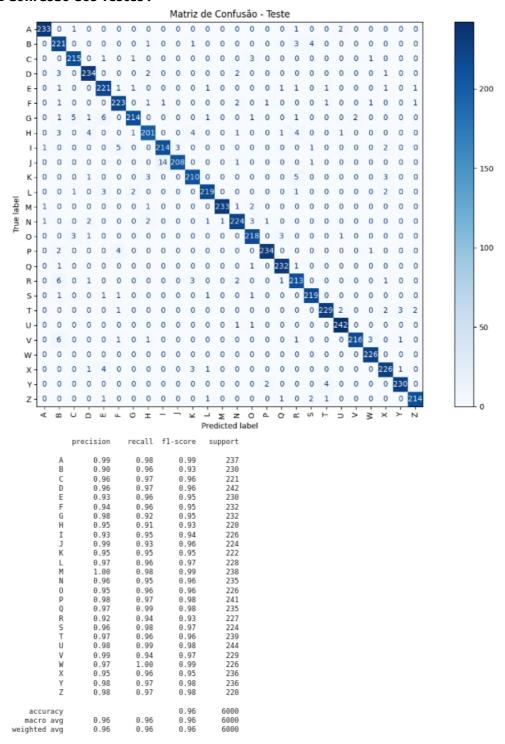
MLP:

Melhores parâmetros encontrados: {'mlp_activation_fn': <class 'torch.nn.modules.activation.ReLU'>, 'mlp_dropout_rate': np.float64(0.1567 32301008724), 'mlp_early_stopping': True, 'mlp_hidden_sizes': (256, 128), 'mlp_learning_rate': np.float64(0.005044203047025815), 'mlp_max_epochs': 252, 'mlp_patience': 10, 'mlp_verbose': False, 'mlp_weight_decay': np.float64(0.0005687115467735005)}
Melhor acurácia: 0.94857142857142857

Melhor acurácia: 0.94857142857142857

Melhor acurácia: 0.94857142857142857

	precision	recall	f1-score	support
Α	1.00	0.99	0.99	552
В	0.95	0.97	0.96	536
C	0.99	0.98	0.98	515
D	0.95	0.99	0.97	563
E	0.97	0.98	0.97	538
F	0.97	0.97	0.97	543
G	0.99	0.96	0.97	541
Н	0.96	0.93	0.94	514
I	0.98	0.98	0.98	529
J	0.99	0.96	0.97	523
K	0.97	0.97	0.97	517
L	0.99	0.98	0.99	533
M	0.99	0.99	0.99	554
N	0.99	0.98	0.98	548
0	0.97	0.98	0.98	527
P	0.99	0.96	0.97	562
Q	0.97	0.99	0.98	548
R	0.94	0.96	0.95	531
S	0.98	0.99	0.99	524
T	0.98	0.99	0.98	557
U	0.99	0.99	0.99	569
V	0.99	0.97	0.98	535
W	0.98	0.99	0.99	526
X	0.99	0.99	0.99	551
Y	0.98	0.99	0.98	550
Z	0.99	0.97	0.98	514
accuracy			0.98	14000
macro avg	0.98	0.98	0.98	14000
veighted avg	0.98	0.98	0.98	14000



Dataset 5:

Wizard:

Melhores parâmetros encontrados: {'wisard_tuple_size': 11, 'wisard_bleaching': True} Melhor acurácia: 0.9678108629721534 recall f1-score precision support 1.00 1 1.00 1.00 78 2 0.80 1.00 0.89 78 3 1.00 1.00 1.00 78 4 1.00 0.74 0.85 77 5 1.00 1.00 1.00 77 1.00 1.00 1.00 78

0.96

0.96

0.96

466

466

466

2. Matriz Confusão dos Testes:

0.97

0.97

0.96

0.96

accuracy

macro avg

weighted avg

Matriz de Confusão - Teste 1 -33 0 0 0 0 0 - 30 0 2 0 33 0 0 0 25 - 20 3 0 0 33 0 0 0 True label - 15 4 0 8 0 26 0 0 - 10 0 0 0 0 34 0 5 5 6 0 0 0 0 0 33 Ţ 7 m 4 2 9 Predicted label precision recall f1-score support 1.00 1.00 1.00 33 1 2 0.80 1.00 0.89 33 3 1.00 33 1.00 1.00 4 1.00 0.76 0.87 34 5 1.00 1.00 1.00 34 6 1.00 1.00 1.00 33 0.96 200 accuracy 0.97 0.96 0.96 200 macro avg

0.96

0.96

200

weighted avg

0.97

Melhores parâmetros encontrados: {'mlp_activation_fn': <class 'torch.nn.modules.activation.LeakyReLU'>, 'mlp_dropout_rate': np.float64 (0.19983689107917987), 'mlp_early_stopping': True, 'mlp_hidden_sizes': (128, 64), 'mlp_learning_rate': np.float64(0.00602414568862042 5), 'mlp_max_epochs': 160, 'mlp_patience': 10, 'mlp_verbose': False, 'mlp_weight_decay': np.float64(0.008609404067363205)} Melhor acurácia: 0.9914436055822466

ne thor ac	ui ac.	10. 0.33144	30033022400			
		precision	recall	f1-score	support	
	1	1.00	1.00	1.00	78	
	2	0.99	1.00	0.99	78	
	3	1.00	1.00	1.00	78	
	4	1.00	0.99	0.99	77	
	5	1.00	1.00	1.00	77	
	6	1.00	1.00	1.00	78	
accur	acy			1.00	466	
macro	avg	1.00	1.00	1.00	466	
weighted	avg	1.00	1.00	1.00	466	

2. Matriz Confusão dos Testes:

Matriz de Confusão - Teste

