# Relatório da implementação do Naïve Bayes

Aprendizagem Automática — Jailson Varela nº40699  $28~{\rm de~julho~de~2025}$ 



## 1 Introdução

Nesta submissão, a melhoria do trabalho se trata da implementação do algoritmo de aprendizagem Naïve Bayes e os seus métodos que lidam com os dados (compostos por atributos numéricos e classes nominais) para que, deste modo, sejam criados modelos de acordo com os diferentes valores do hiperparâmetro suave ou var\_smoothing.

## 2 Metodologia

## 2.1 Objetivo

O objetivo para esta melhoria é criar 2 modelos Naive Bayes com os diferentes valores do hiperparâmetro suave=1e-9, 1e-5 para cada um dos dados em estudo iris.csv, rice.csv e entrega\_antecipada.csv.

### 2.2 Descrição do algoritmo

No projeto foi implementado o tratamento dos ficheiros recebidos, os quais foram iris.csv, rice.csv, wdbc.csv (conjunto de dados descartado da avaliação) e entrega\_antecipada.csv que passou por consultar e analisar os dados e também por separá-los por classes e atributos.

Com o tratamento de dados feito, implementei o algoritmo Naive Bayes(NB) como descrito, com os valores por omissão/default ( suave=1e-9) . Guardamos os dados do NB em:

- self.X\_train com formato numpy.array;
- self.y\_train com formato numpy.array;

contendo os valores de atributos de treino, classes de treino, como o nome do atributo indica.

#### 2.2.1 Métodos Implementados

Também foram implementados os métodos principais:

- \_\_init\_\_(self, var\_smoothing=1e-9)- Inicializa o algoritmo e atribui a var\_smoothing = 1e-9 por default.
- fit(self, X, y)- Treina o modelo Naive Bayes (NB).
- predict(self, example)- Faz a predição do modelo Naive Bayes (NB) para os dados de teste.
- score(self, X, y)- Calcula a exatidão do modelo.

Para além dos métodos acima, implementei alguns métodos auxiliares:

- count\_class(x, cond)- Conta o número de vezes que um elemento aparece em uma lista.
- gaussian\_probability(x\_val, feature\_values, var\_smoothing)- Calcula a probabilidade de um valor dado uma distribuição gaussiana.

## 3 Método de avaliação de desempenho

Para avaliar o modelo, foi optada a divisão treino-teste e assim analisar consoante cada par de desempenho nos conjuntos de treino e de teste.

#### 3.1 Análises dos modelos

As análises dos modelos relatam, do mesmo que o apresentado na submissão em época normal, os desempenhos:

### 3.2 Modelos Naïve Bayes (NB)

#### 3.2.1 *Iris*

#### Modelo NB: suave=1e-9:

• • Desempenho sobre conjunto de treino : 0.955

• Desempenho sobre conjunto de teste : 0.974

#### Modelo NB: suave=1e-5:

• Desempenho sobre conjunto de treino : 0.955

• Desempenho sobre conjunto de teste : 0.974

| GNB          | suave=1e-9 | suave=1e-5 |
|--------------|------------|------------|
| conj. treino | 0.955      | 0.974      |
| conj. teste  | 0.955      | 0.974      |

Tabela 1: Desempenho do Conjunto de dados iris

#### 3.2.2 Análise do Conjunto de dados iris

Nota-se que os modelos com...

• suave=1e-9 e suave=1e-5 são idênticos em termos desempenho nos conjuntos de treino e de teste. Apresentam ser modelos generalistas, ou seja, com bons desempenhos no conjunto de teste, a exatidão e os modelos não estão demasiado ajustados aos dados de treino, ou seja, não sofrem nem de sub-ajustamento nem de sobre-ajustamento, que é o pretendido para poder generalizar.

#### 3.2.3 *Rice*

#### Modelo NB: suave=1e-9:

• Desempenho sobre conjunto de treino : 0.915

• Desempenho sobre conjunto de teste : 0.925

#### Modelo NB: suave=1e-5:

• • Desempenho sobre conjunto de treino : 0.915

• Desempenho sobre conjunto de teste : 0.924

| GNB          | suave=1e-9 | suave=1e-5 |
|--------------|------------|------------|
| conj. treino | 0.915      | 0.915      |
| conj. teste  | 0.925      | 0.924      |

Tabela 2: Desempenho do Conjunto de dados rice

#### 3.2.4 Análise do Conjunto de dados rice

Nota-se que os modelos com...

• suave=1e-9 e suave=1e-5 são iguais em termos de desempenho no conjunto de treino. Apresentam ser modelos muito generalistas, pois não está demasiado próximo de 1. Tem maiores desempenhos no conjunto de teste, a exatidão, e os modelos não estão suficientemente ajustados aos dados de treino, ou seja, não sofrem nem de sub-ajustamento nem de sobre-ajustamento, que é o ideal para poder generalizar.

#### $3.2.5 \quad Entrega\_Antecipada$

#### Modelo NB: suave=1e-9:

• • Desempenho sobre conjunto de treino : 0.977

• Desempenho sobre conjunto de teste : 1.0

#### Modelo NB: suave=1e-5:

• • Desempenho sobre conjunto de treino : 0.977

• Desempenho sobre conjunto de teste : 1.0

| GNB          | suave=1e-9 | suave=1e-5 |
|--------------|------------|------------|
| conj. treino | 0.977      | 0.977      |
| conj. teste  | 1.0        | 1.0        |

Tabela 3: Desempenho do Conjunto de dados dados entrega\_antecipada

#### 3.2.6 Análise do Conjunto de dados entrega\_antecipada

Nota-se que os modelos com...

• suave=1e-9 e suave=1e-5 são idênticos em termos de desempenhos nos conjuntos de treino e de teste. Apresentam ser modelos generalistas, ou seja, com ótimos desempenhos no conjunto de teste, a exatidão, e os modelos não estão demasiado ajustados aos dados de treino, ou seja, não sofrem nem de sub-ajustamento nem de sobre-ajustamento, que é o pretendido para bem generalizar.

## 4 Conclusão

Noto que o conjunto de dados que criei não apresenta grande variação de dados, como melhoria poderia ter mais atributos e mais exemplos para classificar o nosso modelo e assim poder apresentar uma maior variância e dimensão dos dados.