

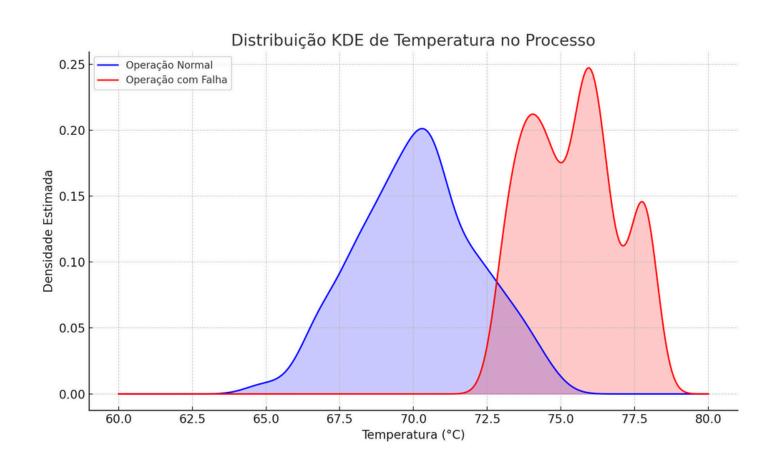
### **Redes Neurais**

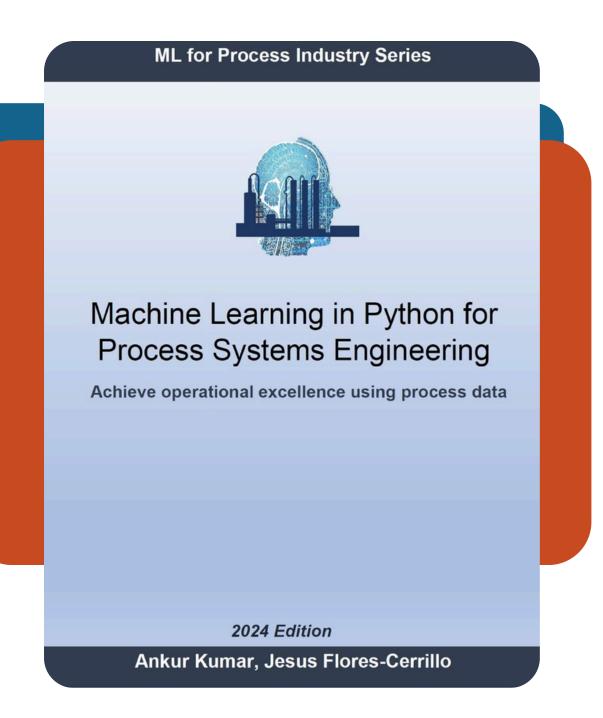
Capítulo 10 - Machine Learning in **Python for Process Systems Engineering** 

**Start Presentation** 



# Kernel Density Estimation (KDE) e k-Nearest Neighbors (kNN).



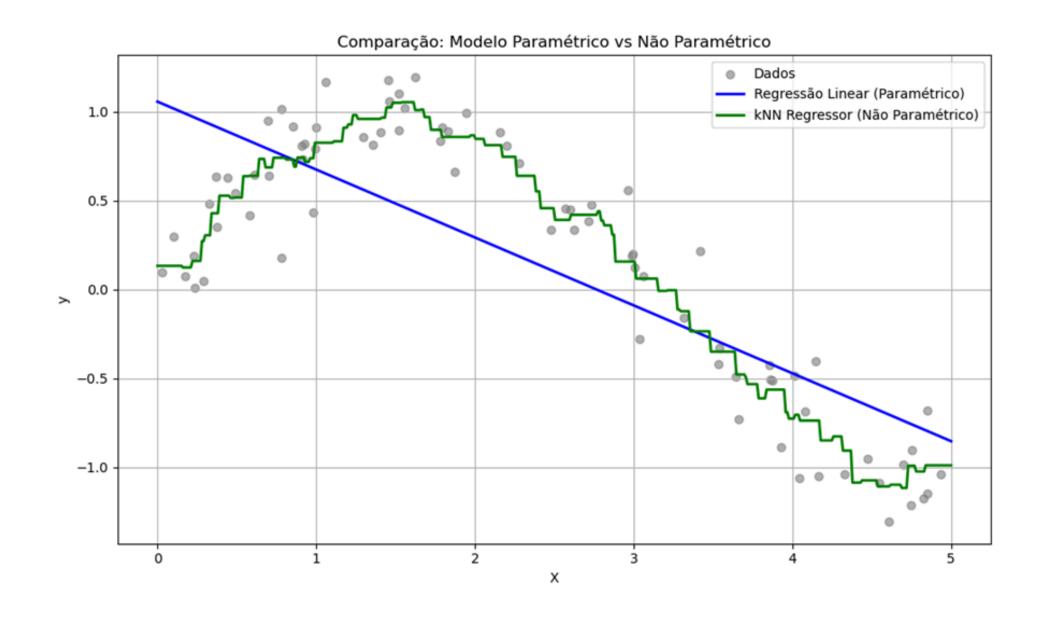




# Objetivos

- O1. Compreender o que são métodos não paramétricos em machine learning.
- **02.** Explorar duas técnicas
- Visualizar o impacto da escolha de parâmetros (bandwidth em KDE, k em kNN)
- Aprender a implementar e aplicar essas técnicas com dados reais em Python.

"Este capítulo mostra como essas técnicas simples e flexíveis podem ser aplicadas na engenharia de processos sem exigir modelos paramétricos complexos."





Não fazem suposições sobre a distribuição dos dados.

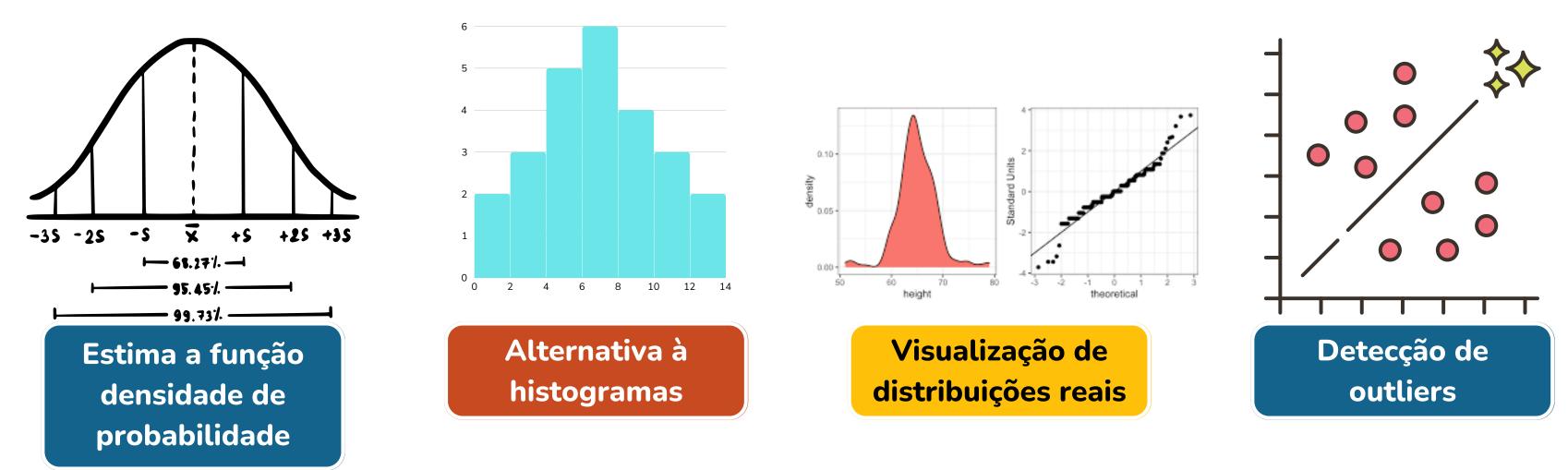


Se adaptam melhor a dados reais e complexos.



Usam diretamente os dados de treino para fazer previsões.

Kernel Density Estimation (KDE) é um método para estimar distribuições de probabilidade sem pressupor forma funcional (como normal, exponencial, etc.).

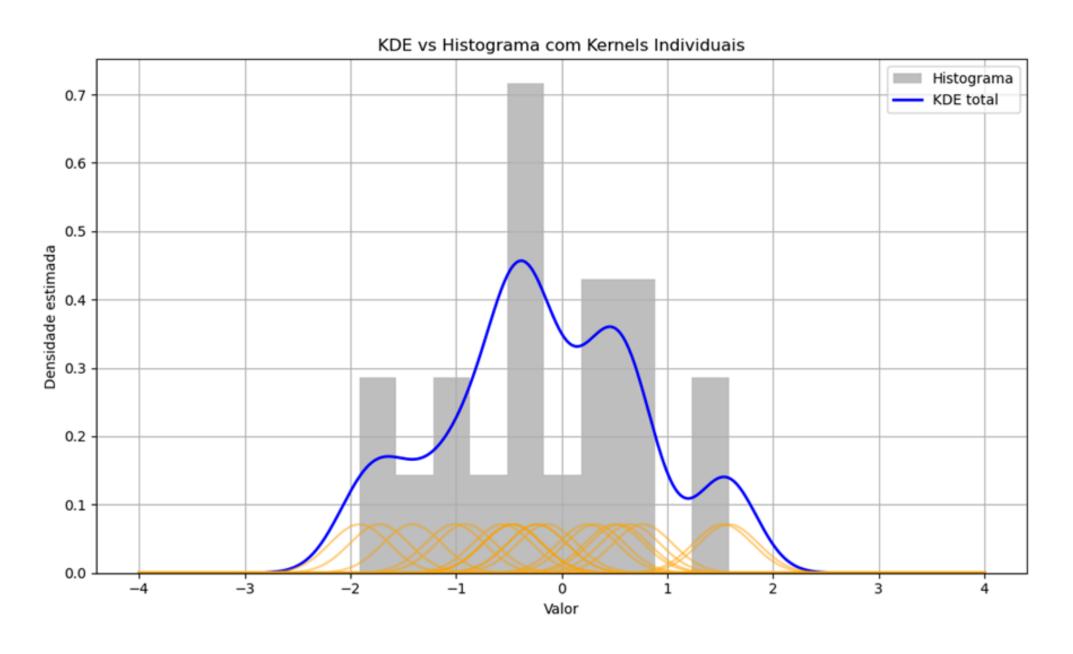


Page 05

"Imagine que cada ponto de dado é uma vela que emite luz em forma de curva suave. KDE soma todas essas luzes para revelar a forma da paisagem dos dados."

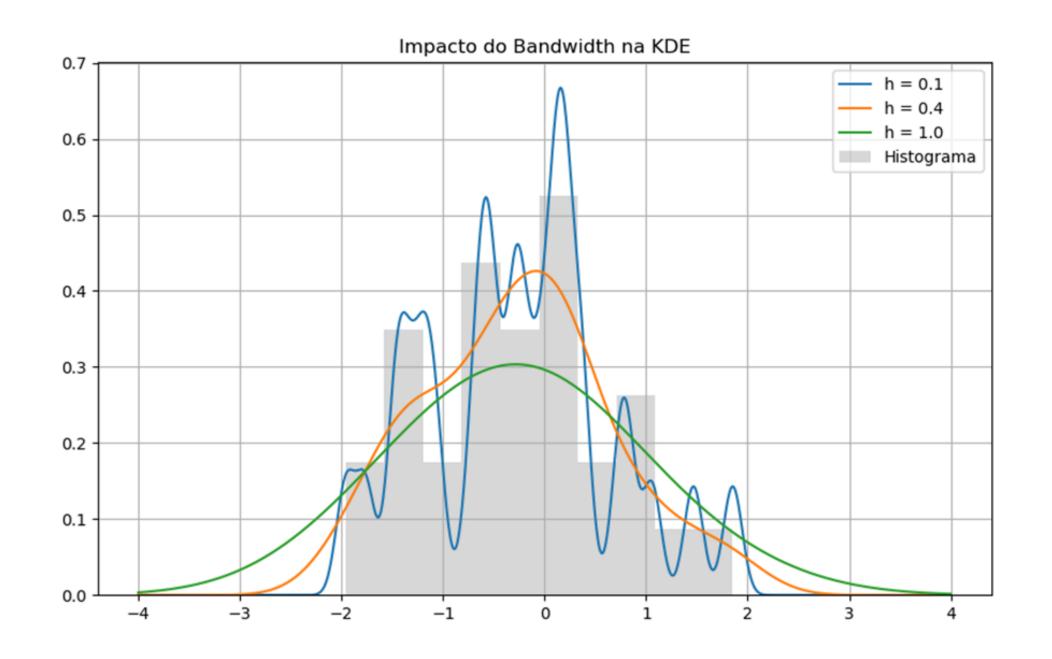
## **Kernel Density Estimation (KDE)**

Kernel Density Estimation (KDE) é um método para estimar distribuições de probabilidade sem pressupor forma funcional (como normal, exponencial, etc.).



Page 05

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K(\frac{x - x_i}{h})$$

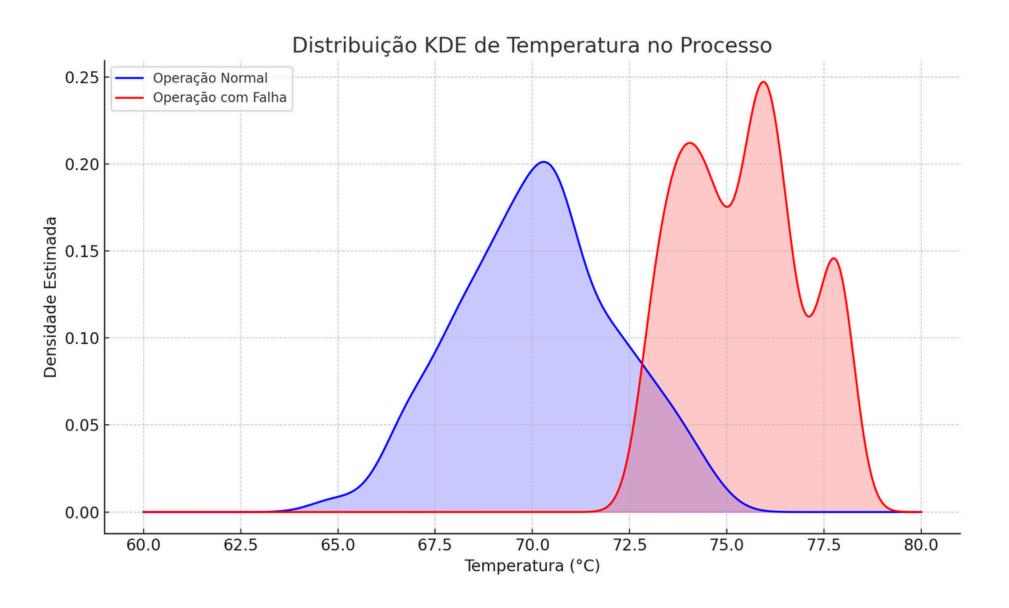


Page 06

"Escolher o bandwidth certo é como ajustar o foco de uma lente: demais e você perde os detalhes, de menos e tudo vira ruído."

## Aplicação Prática com KDE





```
import mumpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.stats import gaussian_kde

# Simuland addos de temperatura em processo industrial
np.random.seed(e)
normal_operation = np.random.normal_(loc=70, scale=2, size=180)
faulty_operation = np.random.normal(loc=75, scale=1.5, size=48)

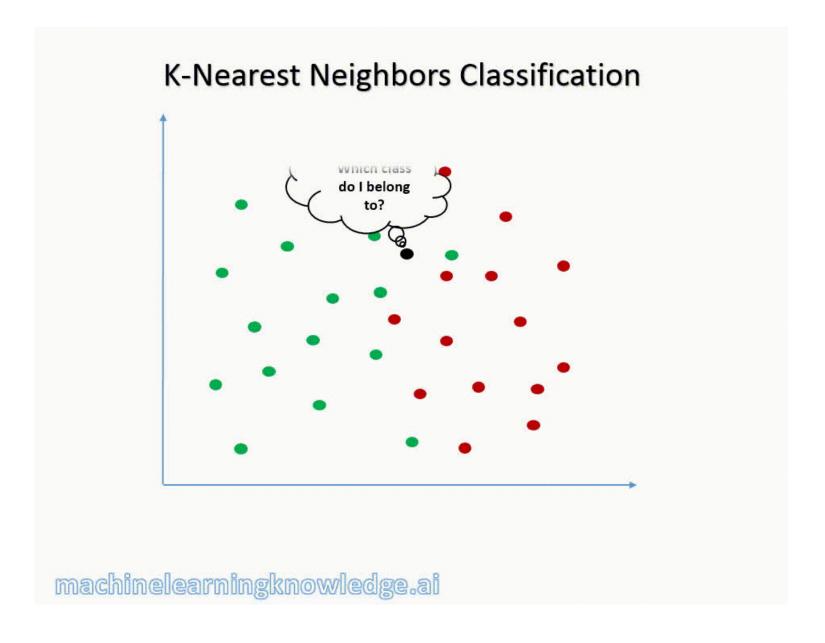
# Geração do etixo x
x_grid = np.linspace(s0, 80, 1880)

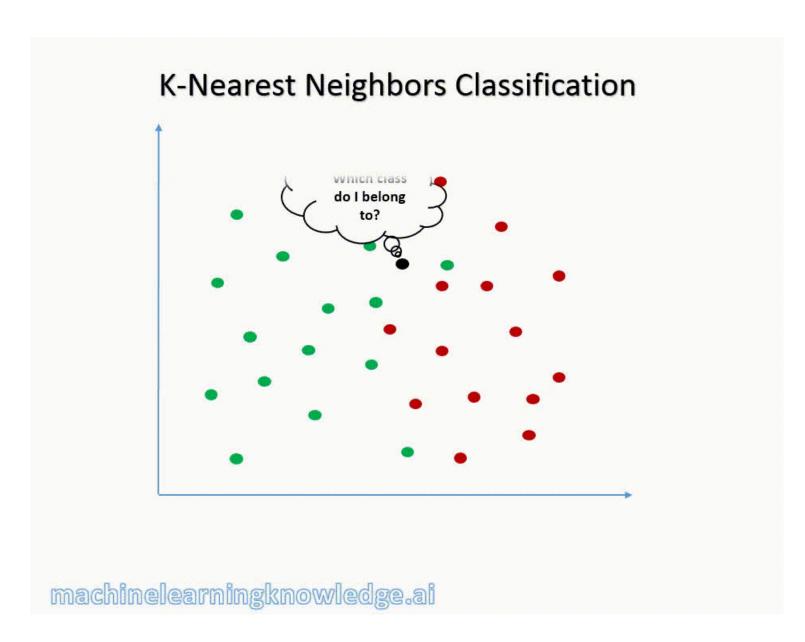
# Estimando densidades
kde_normal = gaussian_kde(normal_operation, bw_method=0.3)
kde_faulty = gaussian_kde(faulty_operation, bw_method=0.3)

# Plotando
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(x_grid, kde_normal.evaluate(x_grid), label='Operação Normal', color='blue')
plt.plot(x_grid, kde_faulty.evaluate(x_grid), label='Operação com falha', color='red')
plt.fill_between(x_grid, kde_faulty.evaluate(x_grid), alpha=0.2, color='blue')
plt.fill_between(x_grid, kde_faulty.evaluate(x_grid), alpha=0.2, color='blue')
plt.slabel('Temperatura (*C)')
plt.slabel('Temperatura (*C)')
plt.legend()
plt.grid(frue)
plt.legend()
plt.grid(frue)
plt.legend()
plt.show()
```

Page 07







#### **Etapas do Algoritmo**

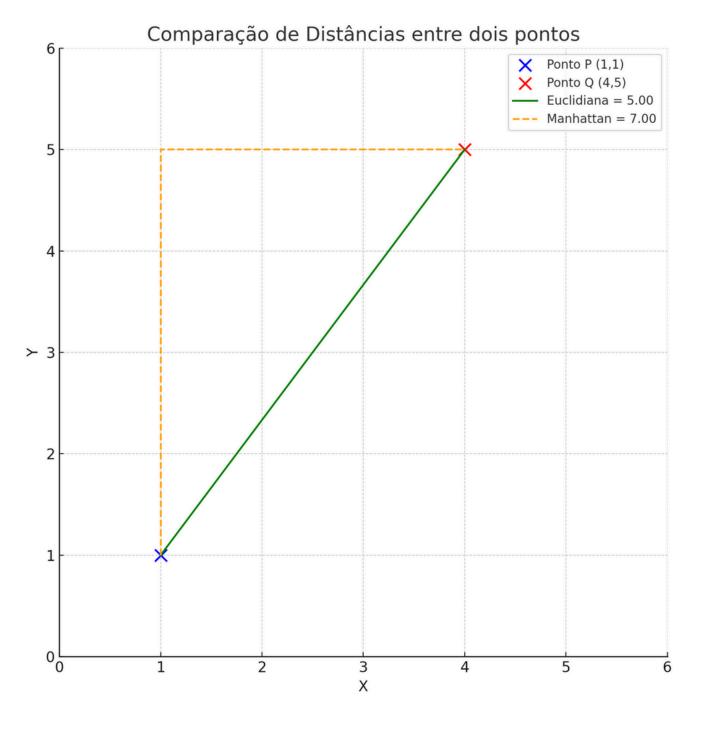
- Receber um ponto novo de entrada.
- Calcular a distância para todos os pontos do conjunto de treino.
- Selecionar os k pontos mais próximos.
- Classificar por maioria ou calcular a média dos valores.

- Euclidiana;
- Manhattan;
- Minkowski;

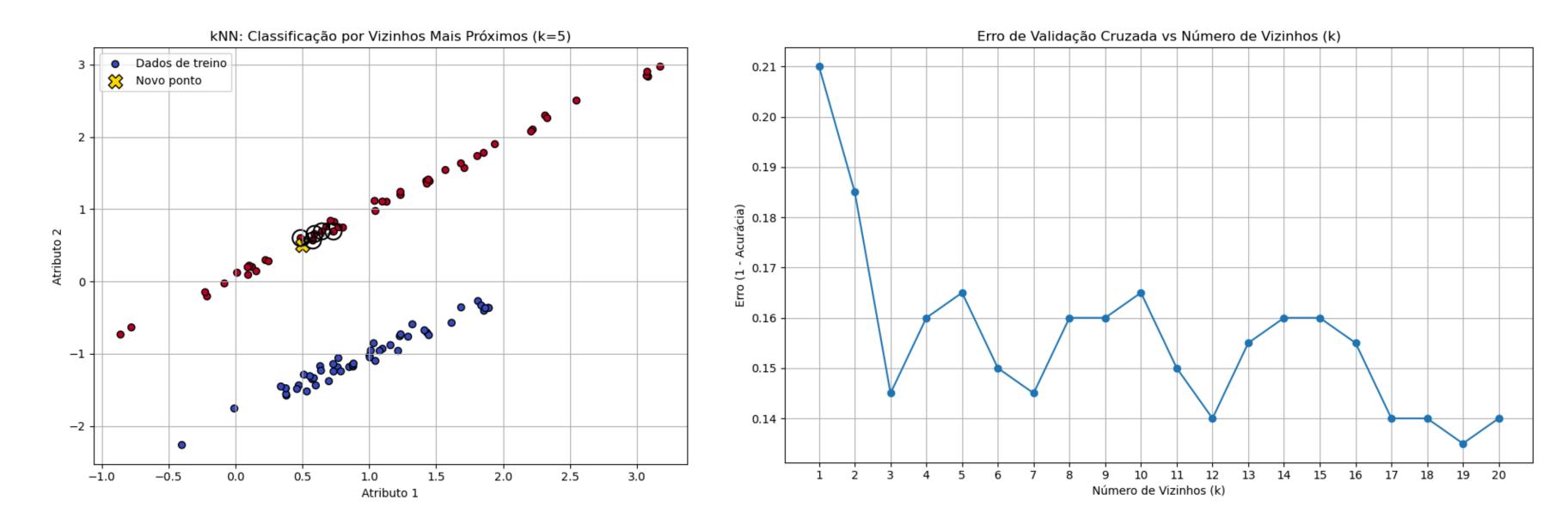
$$d(p,q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}$$

$$d(p,q) = \sum_{i=1}^n |p_i - q_i|$$

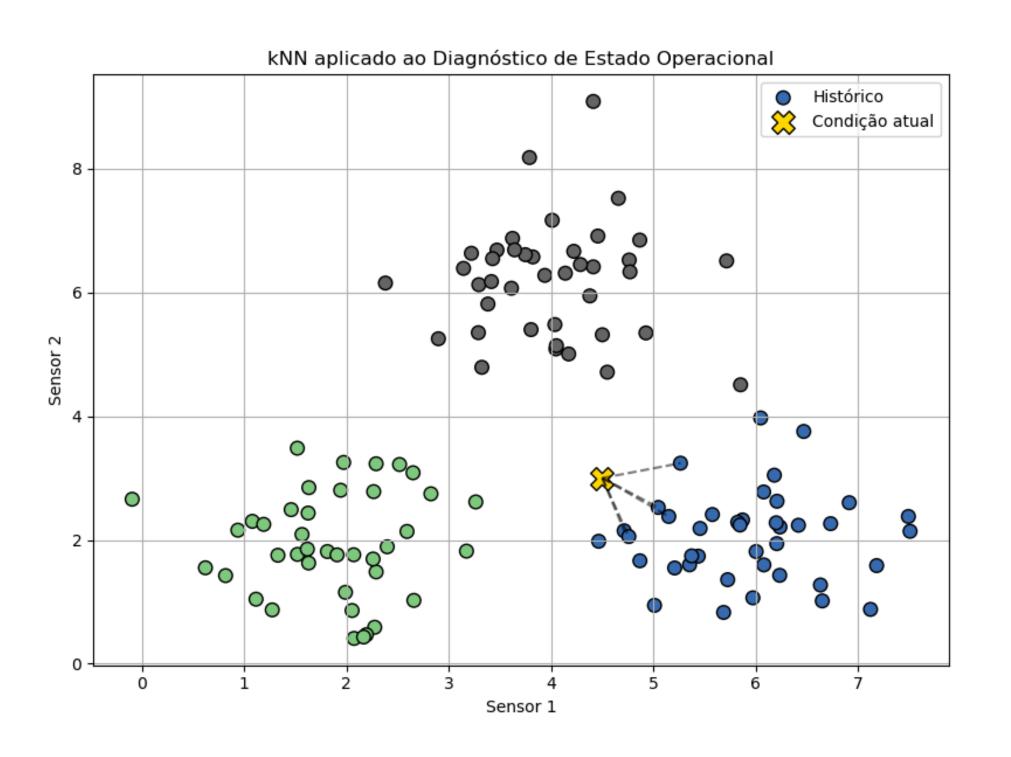
$$d(p,q) = \left(\sum_{i=1}^n |p_i - q_i|^p
ight)^{1/p}$$



Page 09



Page 10



Page 11

Aspecto	KDE	KNN
Tipo de Tarefa	Estimativa de Densidade	Classificação / Regressão
Natureza dos Dados	Contínuos	Supervisionados
Saída	Função de Densidade	Rótulo ou valor Numérico
Modelo	Não Supervisionado	Supervisionado
Dependência de Dados	Alta	Alta*
Parâmetro Chave	Bandwidth (h)	Número de Vizinhos (k)
Aplicações	Visualização, detecção de outliers	Diagnóstico, predição, classificação