

# Guia Explicativo — Diagnóstico de Diabetes

#### 1. Introdução ao problema

O diabetes mellitus tipo 2 é uma condição crônica e silenciosa que pode gerar graves complicações à saúde, como doenças cardiovasculares, cegueira e falência renal. Identificar precocemente indivíduos com alto risco de desenvolver diabetes é crucial para intervenção preventiva. Este trabalho busca desenvolver modelos de aprendizado de máquina capazes de prever a presença de diabetes a partir de dados clínicos e laboratoriais de pacientes.

#### 2. Descrição do dataset

Foi utilizado o dataset *Pima Indians Diabetes*, composto por 768 registros de mulheres com pelo menos 21 anos de idade e descendência Pima. As colunas são:

- Gravidezes: número de gestações
- Glicose: concentração de glicose plasmática
- PressaoArterial: pressão arterial diastólica
- EspessuraDobraCutanea: espessura da dobra cutânea do tríceps
- Insulina: insulina sérica
- **IMC**: índice de massa corporal
- HistoricoFamiliar: função da história familiar de diabetes
- Idade: idade em anos
- Diabetes: variável-alvo (0 = não, 1 = sim)

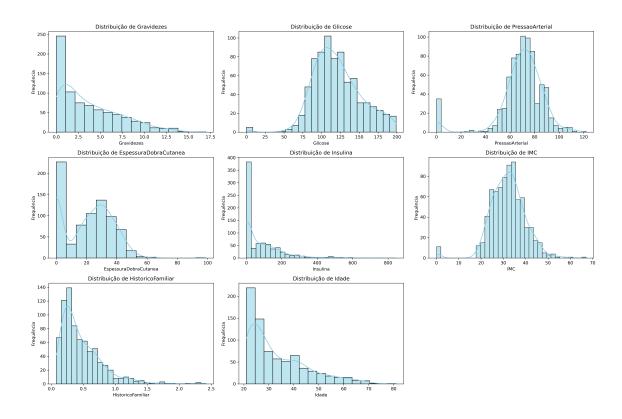
#### 3. EDA e preparação dos dados

📌 Etapas realizadas:

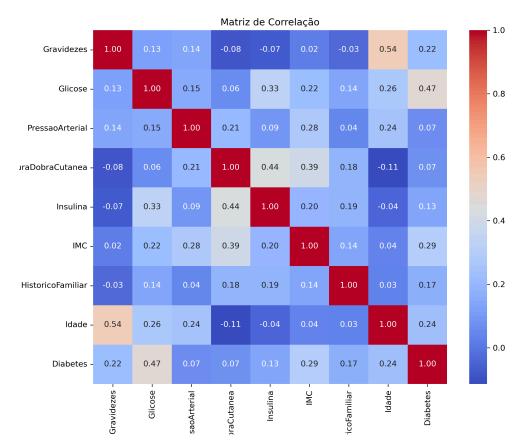
- Renomeação das colunas para o português.
- Análise de estatísticas básicas e visualizações para entender a distribuição das variáveis.
- **Detecção de valores inválidos** (como glicose = 0, que é clinicamente impossível).
- Substituição dos zeros por NaN e preenchimento com a mediana da respectiva variável.
- Criação da variável FaixaEtaria, com categorias: Jovem, Adulto, Idoso.
- Normalização dos dados contínuos com Z-score (média 0, desvio padrão 1).

## Visualizações geradas:

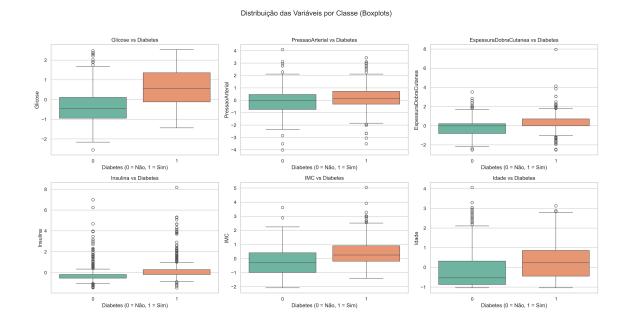
• Distribuição das variáveis contínuas antes da normalização.



• Matriz de correlação entre as variáveis do dataset.

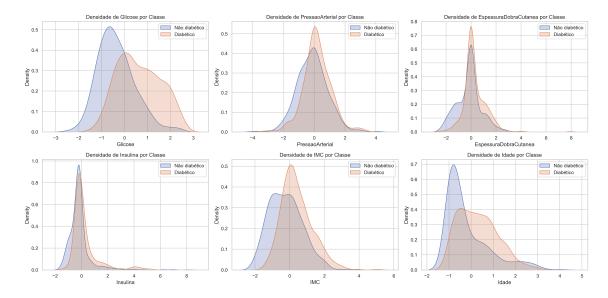


 Boxplots das variáveis contínuas por classe (0 = não diabético, 1 = diabético).



• Gráficos de densidade (KDE) das variáveis por classe.





- · Histogramas por variável
- Matriz de correlação
- Comparações antes/depois da normalização
- Boxplots por classe (diabético/não diabético)
- Gráficos de densidade (KDE) comparando distribuições por classe

## 4. Descrição dos modelos implementados

Dois modelos supervisionados foram utilizados para previsão da variável Diabetes :

## Random Forest

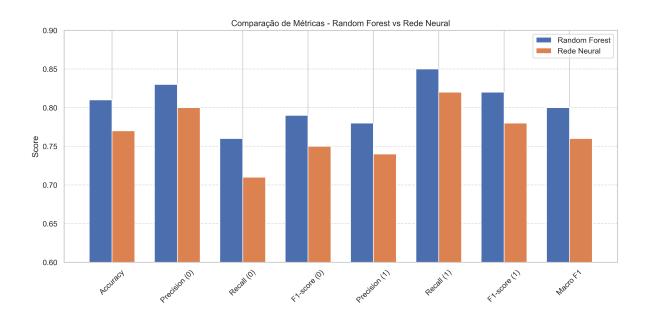
- Algoritmo baseado em múltiplas árvores de decisão.
- Vantagens: robustez a overfitting, lida bem com dados com ruído.
- Foi avaliado com métricas como Acurácia, Precisão, Recall e F1-Score.

## 🧠 Rede Neural Artificial (RNA)

- Modelo com camadas densas totalmente conectadas.
- Capaz de capturar relações não lineares e complexas.
- Também avaliado com as mesmas métricas de classificação.

### 5. Resultados e comparação entre modelos

Métrica	Random Forest	Rede Neural
Acurácia	0.79	0.77
Precisão	0.78	0.80
Recall	0.85	0.71
F1-Score	0.82	0.75
ROC-AUC	0.80	0.74



#### ■ Observações:

- O Random Forest teve melhor desempenho geral em quase todas as métricas, especialmente em Recall e F1.
- A **Rede Neural** apresentou bom desempenho em precisão, mas teve recall inferior indicando que errou mais nos casos positivos (diabéticos).
- As visualizações ajudaram a entender a separação das classes por variáveis, destacando a importância de atributos como Glicose, IMC e Idade.

## 6. Conclusões finais com aprendizados

• A limpeza e o preparo correto dos dados foram fundamentais para garantir a qualidade dos modelos.

- A visualização de dados permitiu insights importantes sobre a relação entre variáveis e o diagnóstico de diabetes.
- O **modelo Random Forest** demonstrou ser uma solução robusta, precisa e interpretável para o problema.
- Aprendemos que diferentes modelos têm pontos fortes e fracos, e que a escolha ideal depende do equilíbrio entre precisão e sensibilidade.
- A inclusão de variáveis derivadas (como FaixaEtaria) pode enriquecer os dados e melhorar o desempenho preditivo.
- A normalização foi especialmente relevante para algoritmos baseados em distância ou gradientes.