# Trabalho Mineração de Dados - Previsão de Diabetes

Alunos: Rafael Martins e Enzo Innecco



# Diabetes

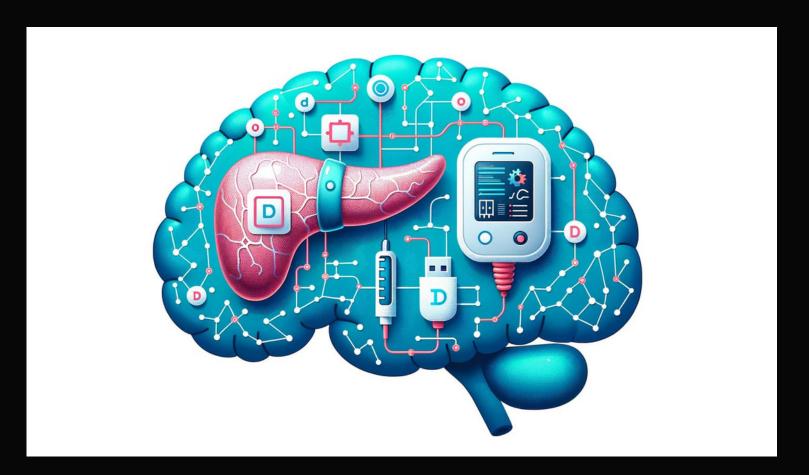
A diabetes é uma doença crônica que ocorre quando o corpo não consegue regular adequadamente os níveis de açúcar no sangue. Isso pode ser devido à produção insuficiente de insulina (um hormônio que regula a glicose no sangue) ou à incapacidade do corpo de usar a insulina efetivamente.

A diabetes é um problema sério de saúde porque pode levar a complicações graves, como danos ao coração, artérias, olhos, rins e nervos. Em casos extremos, pode até levar à morte. Portanto, é crucial entender e gerenciar essa condição para manter uma vida saudável.



# Objetivo

Portanto, o objetivo do projeto é criar modelos de predição usando Machine Learning para prever se um paciente, de acordo com suas características, tende a ter diabetes ou não, além de descobrir quais características que mais contribuem e influenciam uma pessoa a ter diabetes. Com isso, os hospitais poderão implementar esses modelos em seus sistemas para identificar precocemente os pacientes em risco de desenvolver diabetes.



# Base de Dados

Selecionamos um conjunto que contém uma coleção de 100 mil dados médicos e demográficos de pacientes, juntamente com seu estado de diabetes.

gender	age	hypertension	heart_disease	smoking_history	bmi	HbA1c_level	blood_glucose_level	diabetes
Female	80.0	0	1	never	25.19	6.6	140	0
Female	54.0	0	0	No Info	27.32	6.6	80	0
Male	28.0	0	0	never	27.32	5.7	158	0
Female	36.0	0	0	current	23.45	5.0	155	0
Male	76.0	1	1	current	20.14	4.8	155	0
Female	80.0	0	0	No Info	27.32	6.2	90	0
Female	2.0	0	0	No Info	17.37	6.5	100	0
Male	66.0	0	0	former	27.83	5.7	155	0
Female	24.0	0	0	never	35.42	4.0	100	0
Female	57.0	0	0	current	22.43	6.6	90	0

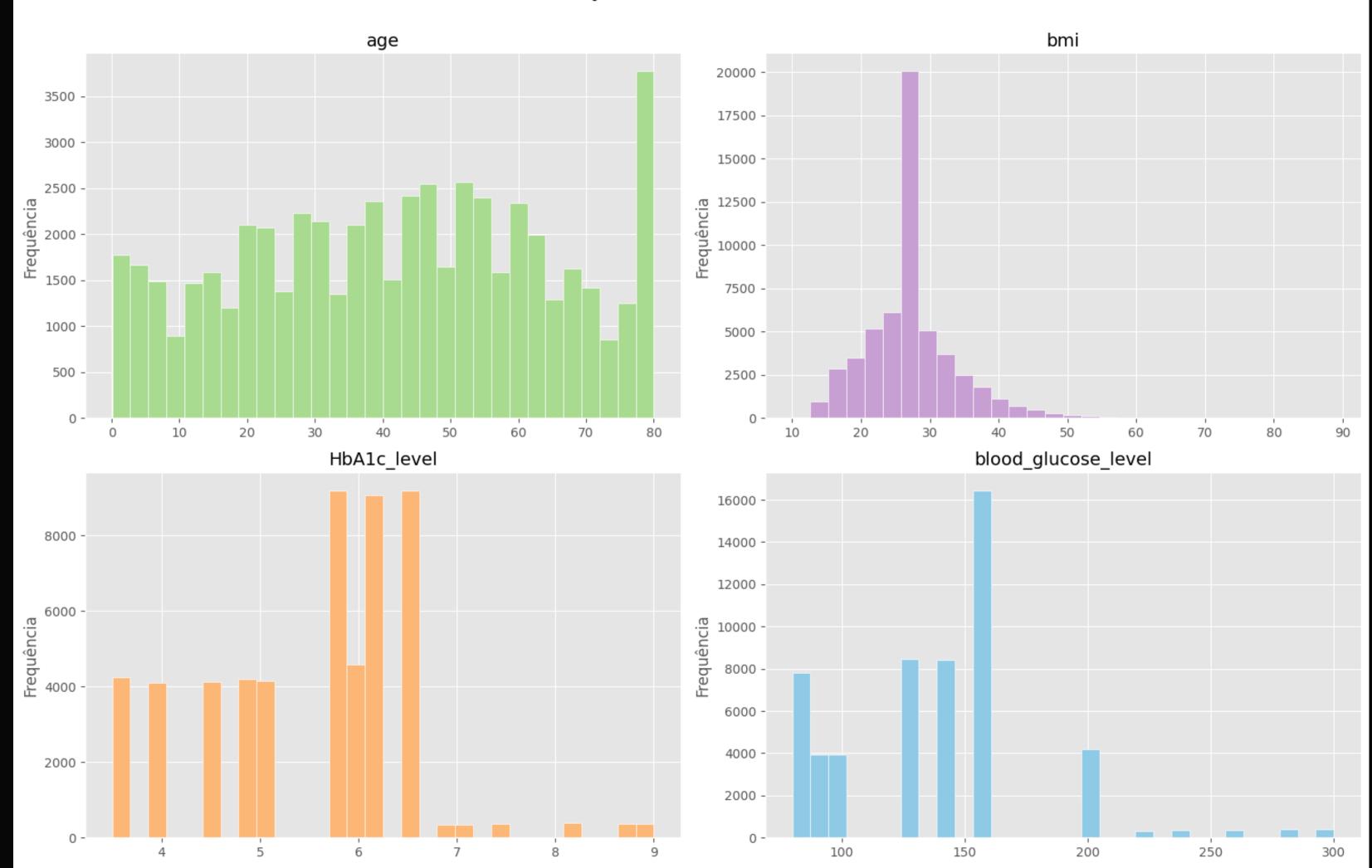
- Gênero
- Idade
- Hipertensão
- Doenças Cardíacas
- Histórico de Tabagismo
- IMC
- Nível de HbA1c
- Nível de Glicose
- Diabetes

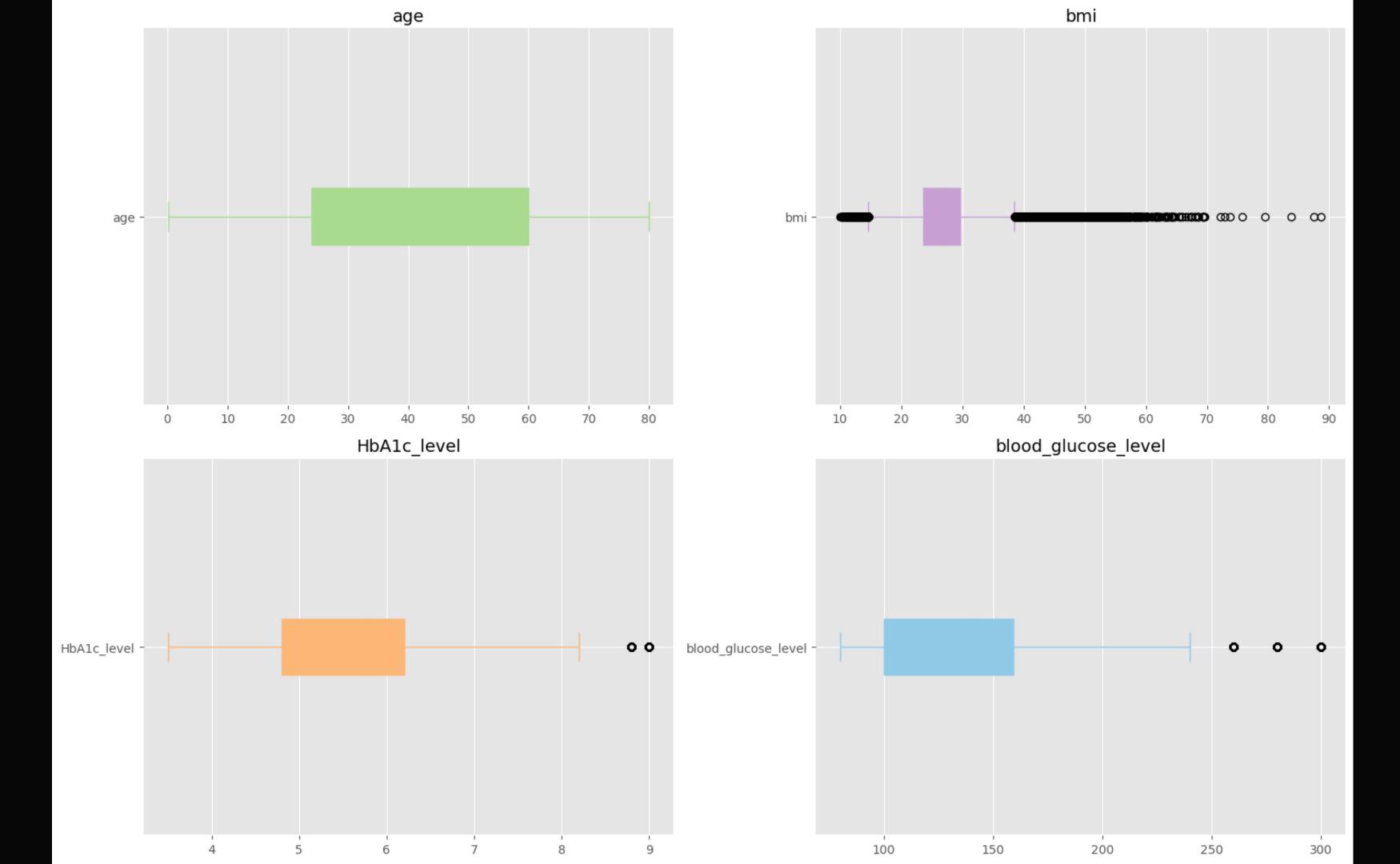
# Pré-Processamento

- A base não possui valores NA
- Aplicamos o One-Hot Encoding nas variáveis categóricas

smoking_history_current	smoking_history_ever	smoking_history_former	smoking_history_never	smoking_history_not current
0	0	0	1	0
0	0	0	0	0
0	0	0	1	0
1	0	0	0	0
1	0	0	0	0

#### Distribuição das Variáveis Numéricas





			Heat	map de Correl	ação				- 1.0
age	1.00	0.25	0.23	0.34	0.10	0.11	0.26		
hypertension	0.25	1.00	0.12	0.15	0.08	0.08	0.20		- 0.8
heart_disease	0.23	0.12	1.00	0.06	0.07	0.07	0.17		- 0.6
bmi	0.34	0.15	0.06	1.00	0.08	0.09	0.21		0.0
HbA1c_level	0.10	0.08	0.07	0.08	1.00	0.17	0.40		- 0.4
blood_glucose_level	0.11	0.08	0.07	0.09	0.17	1.00	0.42		- 0.2
diabetes	0.26	0.20	0.17	0.21	0.40	0.42	1.00		
	age	hypertension	heart_disease	bmi	HbA1c_level	blood_glucose_level	diabetes	- '	

# Normalização

Por conta do o intervalo e a escala dessas variáveis, normalizamos os dados para garantir que todas as características tenham o mesmo peso nos algoritmos de aprendizado de máquina. Utilizamos a normalização Min-Max, que transforma os dados para terem um valor mínimo de 0 e um máximo de 1.

	age	hypertension	heart_disease	bmi	HbA1c_level	blood_glucose_level	diabetes
0	1.000000	0.0	1.0	0.192860	0.563636	0.272727	0.0
1	0.674675	0.0	0.0	0.219921	0.563636	0.000000	0.0
2	0.349349	0.0	0.0	0.219921	0.400000	0.354545	0.0
3	0.449449	0.0	0.0	0.170753	0.272727	0.340909	0.0
4	0.949950	1.0	1.0	0.128700	0.236364	0.340909	0.0

# Modelos usados

Foram usados 3 modelos de Machine Learning: Árvore de Decisão, Regressão Logística e KNN

Acurácia: 94.89%

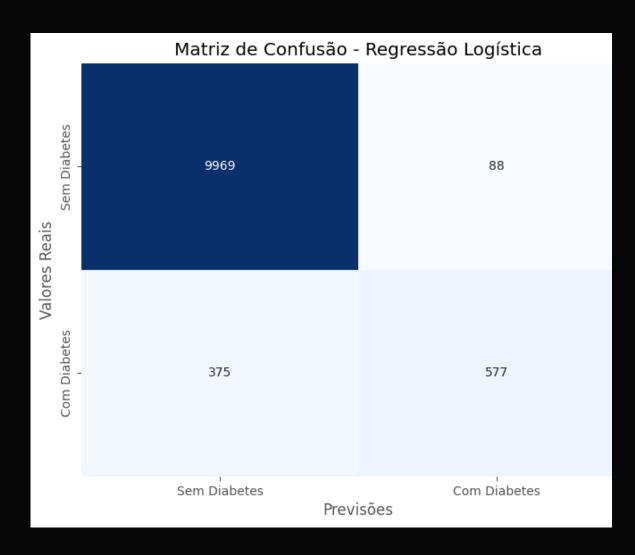
Matriz de Confusão - Árvore de Decisão

9769
288

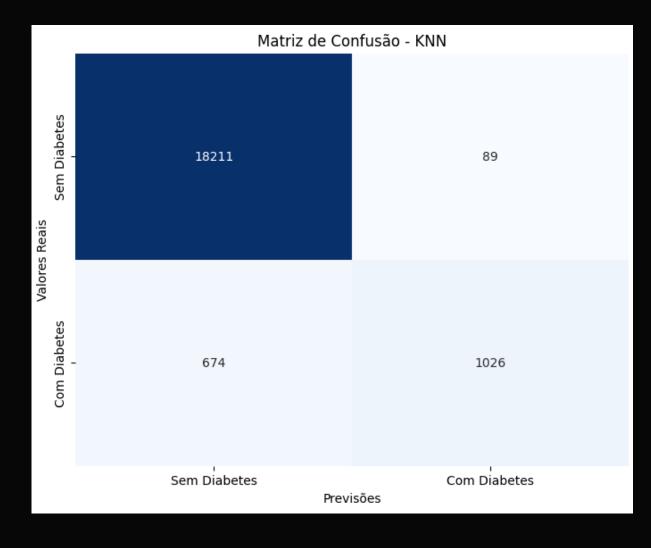
275
677

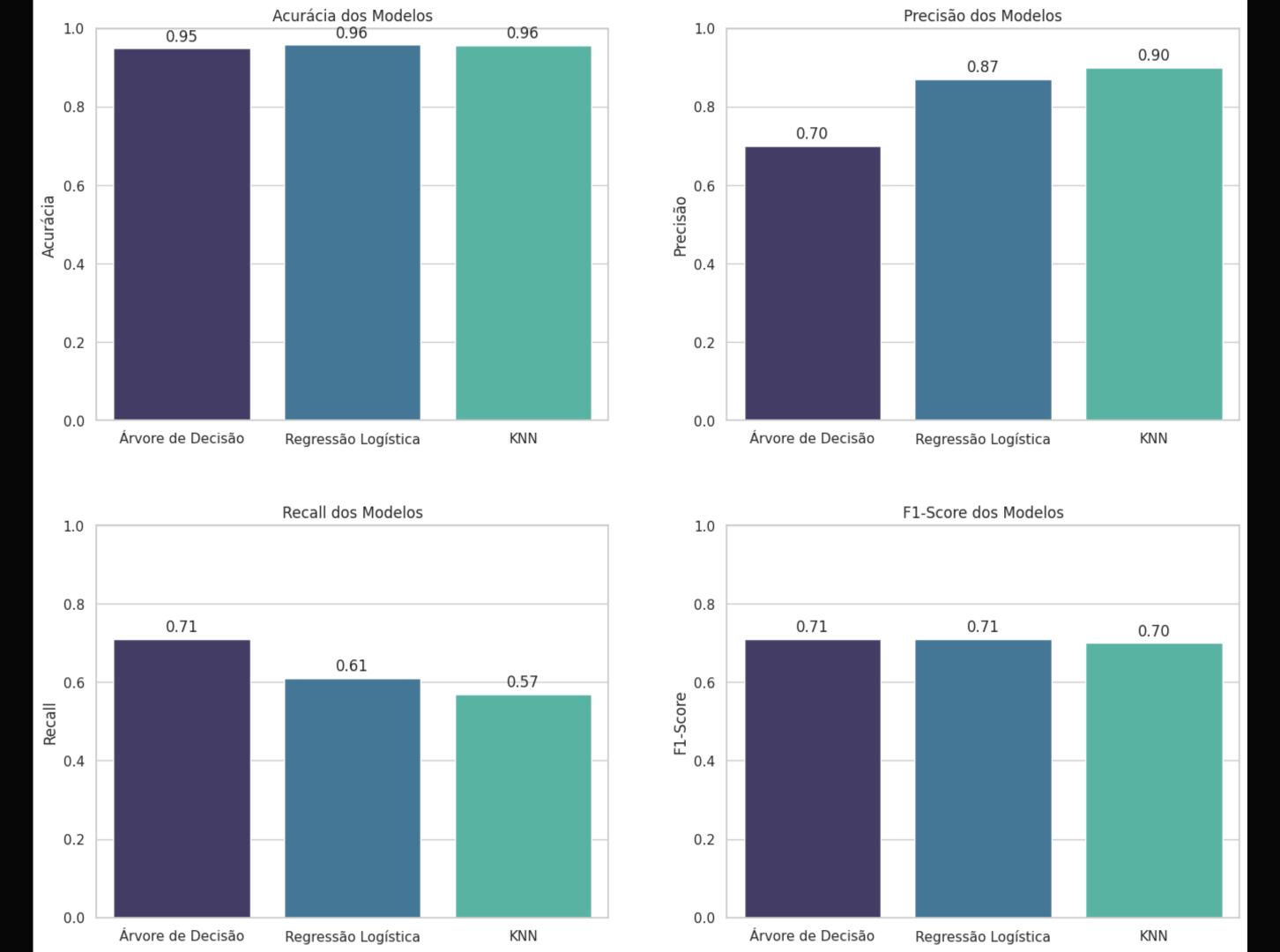
Sem Diabetes
Previsões

Acurácia: 95.80%



Acurácia: 95.71%



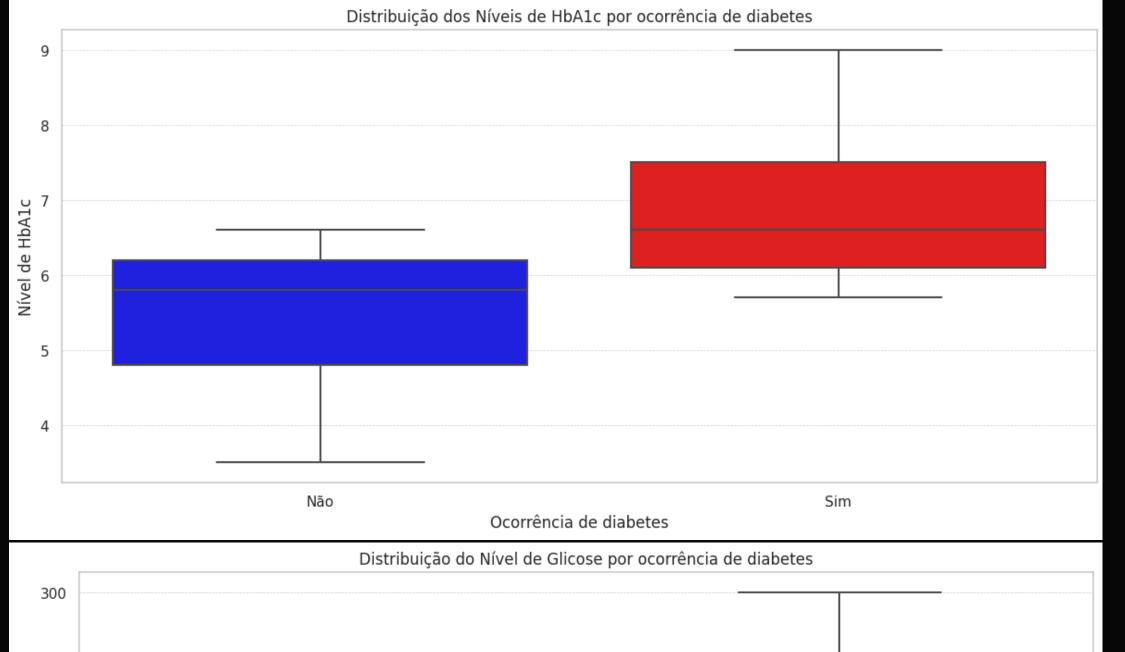


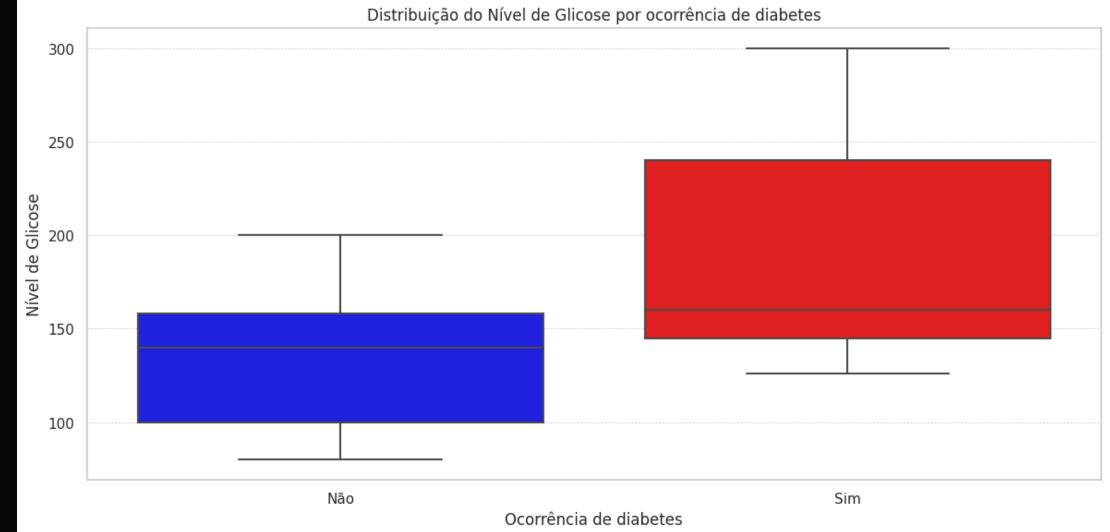
## Teste dos Modelos

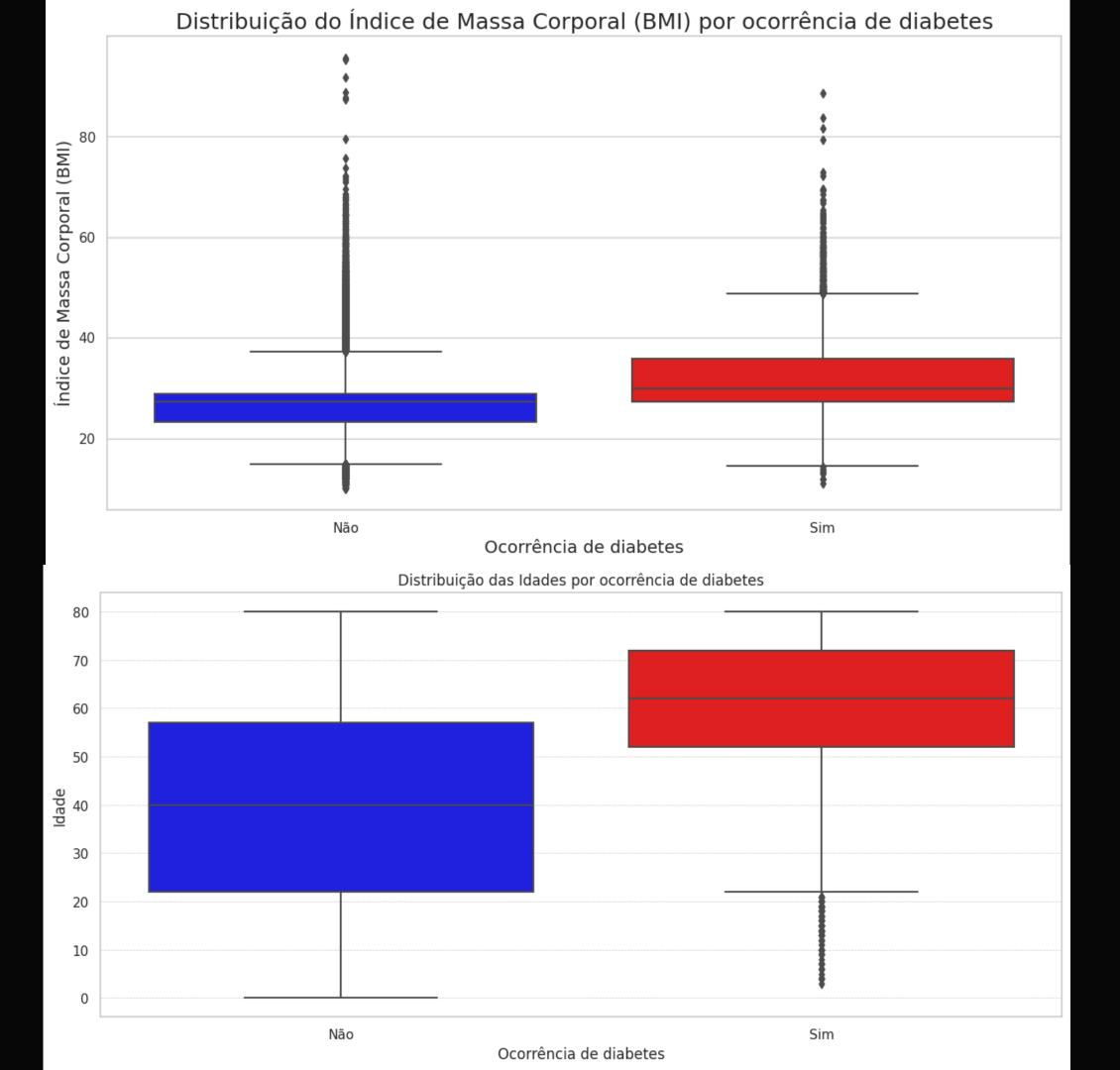
Para testar os modelos, criamos uma base de dados igual a original com dados fictícios de 15 pacientes para servirem de teste.

age	hypertension	heart_disease	bmi	HbA1c_level	blood_glucose_level	gender	smoking_history
50	1	1	39.13	6.82	175.33	Male	never
55	1	0	31.75	6.50	168.88	Male	former
57	0	0	33.08	6.89	167.24	Female	current
62	1	1	34.93	6.61	172.52	Male	former
58	0	1	32.70	6.68	170.44	Male	never
26	0	0	19.84	4.71	72.93	Female	former
36	0	0	21.14	4.94	79.32	Female	never
36	0	0	22.55	4.28	80.06	Male	never
32	0	0	20.46	4.75	94.26	Male	never
35	0	0	21.08	4.43	86.87	Female	current
52	0	0	20.95	4.68	94.96	Male	current
30	1	1	26.69	4.08	168.22	Male	never
57	1	0	34.01	4.79	175.92	Male	never
29	0	0	28.66	5.12	115.17	Male	never
47	1	1	25.95	5.77	119.13	Male	former

```
Previsões do modelo Árvore de Decisão:
[1. 1. 1. 1. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 1. 0. 1.]
Previsões do modelo Regressão Logística:
[1. 1. 1. 1. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 1.]
Previsões do modelo KNN:
[1. 1. 1. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0.]
```







## Conclusão

A vasta maioria dos pacientes (91,5%) não apresenta diabetes. A média de idade é de aproximadamente 42 anos, e o Índice de Massa Corporal (IMC) médio de 27,32 indica uma tendência ao sobrepeso na população estudada. O nível médio de glicose no sangue, situando-se em 138,06 mg/dL, se aproxima do limite superior do considerado normal, sugerindo um monitoramento mais atento em relação ao risco de diabetes. Além disso, a análise destacou a importância de considerar múltiplos fatores de risco ao avaliar a predisposição ao diabetes. Investigações futuras devem se aprofundar na relação entre características como hipertensão, doenças cardíacas e histórico de tabagismo com a incidência da doença.

# Conclusão

### Desempenho dos Modelos:

- Regressão Logística e KNN: Acurácias altas (~95.7%).
- Árvore de Decisão: Acurácia ligeiramente menor (94.9%), mas melhor equilíbrio e interpretabilidade.

### Recall Importante:

- Regressão Logística e KNN: Precisos, mas com mais falsos negativos.
- Árvore de Decisão: Melhor em capturar casos reais de diabetes.

Portanto, com base nas análises dos modelos, para a previsão de diabetes, a árvore de decisão poderia ser a melhor opção, apesar da acurácia um pouco menor. A capacidade deste modelo de fornecer resultados mais equilibrados, sua interpretabilidade e seu maior recall para casos de diabetes (essencial para minimizar falsos negativos) são vantagens significativas no contexto de previsões médicas.