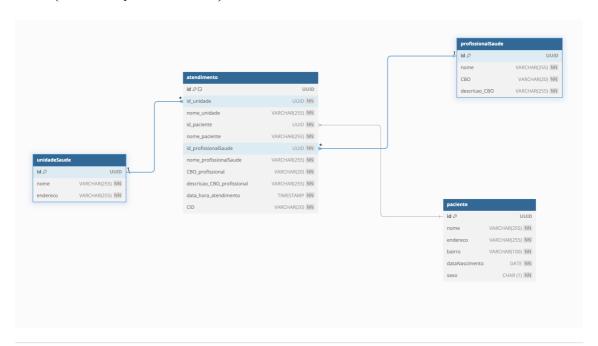
MEMORIAL DESCRITIVO

Diagrama Entidade-Relacionamento (DER)

O Diagrama Entidade-Relacionamento para a base de dados descrita contém quatro entidades principais: unidadeSaude, profissionalSaude, paciente, e atendimento, com os seguintes relacionamentos:

- 1. **unidadeSaude**: Cada unidade de saúde tem um relacionamento com a entidade **atendimento**, onde a chave estrangeira id_unidade em **atendimento** referencia a chave primária id em **unidadeSaude**.
- 2. **profissionalSaude**: Relaciona-se com **atendimento** através do id_profissionalSaude, onde cada profissional de saúde está vinculado a vários atendimentos.
- 3. **paciente**: Relaciona-se com **atendimento** através do id_paciente, onde cada paciente pode estar associado a múltiplos atendimentos.
- 4. **atendimento**: A tabela central que registra os atendimentos médicos, com referências às entidades **unidadeSaude**, **profissionalSaude**, e **paciente**.

DER (Visualização Descritiva):



Entidades:

1. unidadeSaude:

 Descrição: Tabela que armazena as informações das unidades de saúde onde os atendimentos ocorrem.

o Atributos:

- id (UUID, PK): Identificador único da unidade de saúde.
- nome (VARCHAR(255)): Nome da unidade de saúde.
- endereco (VARCHAR(255)): Endereço da unidade de saúde.

2. profissionalSaude:

 Descrição: Tabela que armazena os dados dos profissionais de saúde, com seus códigos de ocupação (CBO) e uma breve descrição de suas funções.

o Atributos:

- id (UUID, PK): Identificador único do profissional de saúde.
- nome (VARCHAR(255)): Nome do profissional de saúde.
- CBO (VARCHAR(20)): Código Brasileiro de Ocupações (CBO) que define a função do profissional.
- descrição (VARCHAR(255)): Descrição do cargo baseado no CBO (Ex.: Médico, Enfermeiro, Técnico de Enfermagem).

3. paciente:

 Descrição: Tabela que armazena os dados dos pacientes atendidos nas unidades de saúde.

o Atributos:

- id (UUID, PK): Identificador único do paciente.
- nome (VARCHAR(255)): Nome do paciente.
- endereco (VARCHAR(255)): Endereço do paciente.
- bairro (VARCHAR(100)): Bairro do paciente.
- dataNascimento (DATE): Data de nascimento do paciente.
- sexo (CHAR(1)): Sexo do paciente (M/F).

4. atendimento:

o **Descrição**: Tabela que registra os atendimentos realizados, associandoos aos profissionais de saúde, pacientes e unidades de saúde.

Atributos:

- id (UUID, PK): Identificador único do atendimento.
- id_unidade (UUID, FK): Referência para a unidade de saúde onde ocorreu o atendimento.
- nome_unidade (VARCHAR(255)): Nome da unidade de saúde onde ocorreu o atendimento.
- id paciente (UUID, FK): Referência para o paciente atendido.
- nome paciente (VARCHAR(255)): Nome do paciente atendido.
- id_profissionalSaude (UUID, FK): Referência para o profissional de saúde que realizou o atendimento.
- nome_profissionalSaude (VARCHAR(255)): Nome do profissional que realizou o atendimento.
- CBO_profissional (VARCHAR(20)): Código CBO do profissional de saúde.
- data_hora_atendimento (TIMESTAMP): Data e hora em que o atendimento foi realizado.
- CID (VARCHAR(20)): Classificação Internacional de Doenças (CID) relacionada ao atendimento.

MODELO -- RELATÓRIO DE PREVISÃO DE ATENDIMENTOS POR BAIRRO

1. Introdução

Este relatório apresenta o desenvolvimento de um modelo de previsão de atendimentos médicos por bairro, utilizando dados de atendimentos, pacientes, profissionais de saúde e unidades de saúde. A análise é realizada com foco em previsões de séries temporais, utilizando a plataforma Driverless Al para otimizar os resultados. O objetivo é avaliar a demanda de atendimentos por bairro em diferentes intervalos de tempo (diário, semanal e mensal).

2. Descrição da Base de Dados

A base de dados utilizada contém informações provenientes de várias tabelas:

- **Tabela Atendimento:** Contém os registros de atendimentos médicos, incluindo dados como data, hora, e unidade de atendimento.
- **Tabela Paciente:** Armazena os dados demográficos dos pacientes, como nome, endereço, bairro, e data de nascimento.
- **Tabela Profissional de Saúde:** Contém dados sobre os profissionais de saúde, como nome e cargo.
- **Tabela Unidade de Saúde:** Armazena informações sobre as unidades de saúde onde os atendimentos ocorreram.

Relacionamentos

Os relacionamentos entre as tabelas foram estabelecidos com base no ID do paciente e na unidade de atendimento, permitindo a integração dos dados de atendimento e os dados demográficos para análises mais robustas.

3. Metodologia

3.1 Tratamento de Dados

- 1. **União das Tabelas:** Os dados das tabelas de atendimentos foram unidos com os dados da tabela de pacientes, utilizando o id_paciente como chave, para incluir as informações de bairro no dataset principal.
- 2. Utilizei a linguagem python no experimento:

python

df_unificado = pd.merge(df_atendimentos, df_paciente, left_on='id_paciente',
right_on='id')

- 3. **Agrupamento dos Dados:** Foram criados três datasets para análise em diferentes granularidades:
 - Diário: Agrupado por dia.
 - Semanal: Agrupado por semanas.
 - o Mensal: Agrupado por meses.
- 4. **Normalização de Outliers:** Nos datasets diários e semanais, os outliers que apareciam apenas uma vez foram substituídos pela mediana, enquanto os dados mensais não passaram por este tratamento devido à amostra reduzida.
- 5. Divisão dos Dados: Cada dataset foi dividido em treino e teste:

- Diário e Semanal: 75% treino 25% teste.
- Mensal: 75% treino 25% teste.

3.2 Modelo Utilizado

O modelo escolhido foi de **Regressão Linear**, com o **RMSE** (**Root Mean Squared Error**) como métrica principal de avaliação. A plataforma Driverless AI foi configurada com as seguintes prioridades:

Acurácia: 7Tempo: 5

Interpretabilidade: 7

4. Resultados

4.1 Previsões Diárias

 Erro médio (RMSE): O erro encontrado para as previsões diárias foi significativamente maior em alguns bairros. Por exemplo, o bairro Montenegro apresentou um erro de x,xx, enquanto o bairro Cardoso teve um erro elevado de y,yy, sugerindo grande variabilidade nos dados diários.

4.2 Previsões Semanais

• Erro médio (RMSE): As previsões semanais apresentaram melhor consistência. O bairro Montenegro teve um erro de z,zz unidades, enquanto o bairro Catolé apresentou maior variabilidade, com um RMSE mais elevado, devido à maior dispersão dos dados reais.



Figura 1-exemplo--01

4.3 Previsões Mensais

Erro médio (RMSE): As previsões mensais apresentaram o menor RMSE (0,\{\frac{1}{2}\}), mas devido ao número reduzido de casos de teste, há uma limitação na generalização dos resultados. O bairro Silveira teve a menor diferença de X unidades, enquanto o bairro Ouro Velho apresentou o maior erro com x,yz unidades.



Figura 2- Exemplo 2

5. Discussão

Os resultados mostram que as previsões diárias tendem a ser mais imprevisíveis, com maiores variações no erro, o que pode ser explicado pela volatilidade dos dados em períodos curtos. Já as previsões semanais e mensais demonstram maior estabilidade, com destaque para a análise mensal, que apesar do menor RMSE, requer mais dados para uma avaliação confiável.

A escolha do modelo de **Regressão Linear** foi adequada para este cenário inicial, mas poderia ser interessante testar outros modelos, como **ARIMA**, especialmente para capturar padrões de sazonalidade e melhorar a acurácia em séries temporais de períodos mais longos.

6. Conclusão

Este experimento mostrou que as previsões para o número de atendimentos variam de acordo com a granularidade temporal dos dados. As previsões mensais se mostraram mais precisas, mas carecem de maior volume de dados para validação. No futuro, seria interessante testar modelos mais complexos e realizar experimentos com uma base de dados expandida, além de refinar o tratamento de outliers para obter resultados mais robustos.

7. Próximos Passos

- 1. Testar modelos adicionais, criar agrupamentos para aplicar ARIMA.
- 2. Aumentar o período de coleta de dados para capturar sazonalidades.
- 3. Refinar o tratamento de outliers e melhorar a qualidade das previsões diárias.