**Séries Temporais**

**Definição**

Uma série temporal é uma sequência de observações registradas em momentos específicos no tempo.  
Exemplo: vendas diárias de um produto, temperaturas mensais ou valores de ações ao longo de semanas.

**Estrutura**

**Observações (yt​​)**: Valores medidos em momentos t.

**Tempo (t)**: Pode ser diário, semanal, mensal, anual ou em intervalos irregulares.

**Utilidade e Quando Usar Séries Temporais**

Séries temporais são úteis em cenários onde os dados variam ao longo do tempo e existe a necessidade de entender padrões, realizar análises ou prever eventos futuros. Elas são empregadas em diversas áreas devido à sua capacidade de capturar tendências, sazonalidades e dependências temporais.

A análise de séries temporais é essencial para previsão, identificação de padrões, monitoramento, tomada de decisão estratégica e otimização de processos.

A previsão permite estimar valores futuros com base em dados históricos, sendo útil para demandas de estoque, vendas, produção de energia e preços de mercado. Já a análise de padrões identifica tendências, sazonalidades e ciclos, auxiliando no entendimento de variações de vendas, padrões climáticos e comportamento do consumidor.

O monitoramento detecta anomalias em tempo real, como falhas em máquinas, fraudes financeiras e variações no tráfego de redes. Na tomada de decisão estratégica, essas informações ajudam no planejamento de campanhas, precificação dinâmica e infraestrutura urbana.

Por fim, a otimização permite ajustar processos automaticamente, como controlar a produção industrial, gerenciar o consumo de energia e otimizar transportes públicos.

**Componentes de Séries Temporais**

As séries temporais podem ser decompostas em quatro componentes principais:

**1. Tendência (Trend)**

Representa o movimento de longo prazo na série. Exemplo: Crescimento consistente no número de vendas ao longo dos anos.

**2. Sazonalidade (Seasonality)**

Padrões que se repetem em intervalos regulares de tempo. Exemplo: Aumento de vendas no Natal.

**3. Ciclo (Cycle)**

Flutuações que ocorrem devido a fatores econômicos ou outros ciclos (não tem a ver com o tempo). Exemplo: Alta e baixa de um mercado financeiro em períodos não fixos.

**4. Resíduo (Noise)**

Variação aleatória ou irrelevante na série. Exemplo: Pequenas flutuações inesperadas em vendas diárias.

**Tipos de Séries Temporais**

1. **Univariada**

Contém apenas uma variável observada ao longo do tempo. O foco é entender e prever essa única variável com base em seus próprios valores passados. Exemplo: Preço diário de uma ação, temperatura média mensal, vendas de um produto ao longo do ano.

1. **Multivariada**

Envolve múltiplas variáveis inter-relacionadas, analisadas simultaneamente. Essas variáveis podem influenciar umas às outras, tornando a modelagem mais complexa. Exemplo: Preço de uma ação considerando também taxas de juros e volume de negociação, previsão de demanda levando em conta fatores climáticos e promoções.

**Estacionaridade**

Um conjunto de dados estacionário é aquele cujas propriedades estatísticas não mudam ao longo do tempo. Isso significa que a média, a variância e a auto covariância do processo são constantes. Em outras palavras, uma série temporal estacionária não apresenta tendências ou sazonalidades de longo prazo, tornando-a mais previsível e mais fácil de modelar.

**Modelos e Técnicas de Análise**

**Modelos Estatísticos**

1. **Média Móvel (Moving Average)**

A Média Móvel suaviza flutuações em uma série temporal, facilitando a identificação de tendências. Ela calcula a média de um número fixo de valores anteriores, eliminando variações aleatórias.

1. **ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average)**

O modelo ARIMA combina três componentes principais para modelar séries temporais:

**AR (AutoRegressive)**: Usa valores passados da própria série para prever futuros.

**I (Integrated)**: Aplica diferenciação para tornar a série estacionária.

**MA (Moving Average)**: Modela os erros da previsão baseando-se em valores passados.

O ARIMA é indicado para séries temporais estacionárias ou que podem ser transformadas em estacionárias. Ele é representado como **ARIMA(p, d, q)**, onde:

**p** = Número de defasagens na parte autoregressiva.

**d** = Número de diferenciações para tornar a série estacionária.

**q** = Número de termos de média móvel.

**Exemplo de Aplicação**: Previsão de demanda por produtos ou previsão de inflação.

1. **SARIMA (Seasonal ARIMA)**

O **SARIMA** é uma extensão do ARIMA que incorpora sazonalidade, ou seja, padrões que se repetem periodicamente. Ele adiciona quatro novos parâmetros para capturar variações sazonais:

**P** = Ordem da parte autoregressiva sazonal.

**D** = Diferenciação sazonal necessária.

**Q** = Ordem da média móvel sazonal.

**S** = Período da sazonalidade (exemplo: 12 para dados mensais).

O modelo é representado como **SARIMA(p, d, q) × (P, D, Q, S)**.

**Exemplo de Aplicação**: Previsão de vendas sazonais, como consumo de energia elétrica ao longo do ano.

**Etapas Práticas para Análise de Séries Temporais**

**1. Importar e Visualizar os Dados**

A visualização de dados é uma etapa essencial na análise de séries temporais, pois permite identificar padrões, tendências, sazonalidade e anomalias antes da modelagem. Algumas das principais técnicas incluem:

**Gráfico de Linha:** A forma mais comum de visualização, exibindo a evolução dos dados ao longo do tempo. Ajuda a detectar tendências e padrões sazonais.

**Histogramas e Boxplots:** Úteis para analisar a distribuição dos dados e identificar outliers.

**Autocorrelação (ACF) e Parcial (PACF):** Mostram como os valores passados influenciam os valores futuros, auxiliando na escolha de modelos ARIMA/SARIMA.

**Decomposição de Série Temporal:** Separa os componentes da série em tendência, sazonalidade e resíduo, facilitando a interpretação.

**Heatmaps e Gráficos de Dispersão:** Podem ser usados para visualizar padrões sazonais ou relações entre múltiplas variáveis em séries temporais multivariadas.

**2. Analisar a Estacionaridade**

**Visualização Gráfica**

**Gráfico de Linha:** Se houver uma tendência crescente/decrescente ou padrões sazonais evidentes, a série pode não ser estacionária.

**Rolling Statistics:** Calcular e plotar a média e a variância em janelas móveis para ver se se mantêm constantes.

**Testes Estatísticos**

**Teste de Dickey-Fuller Aumentado (ADF)**

Hipótese nula (H0): A série tem raiz unitária (não estacionária).

Hipótese alternativa (H1​): A série é estacionária.

Se o p-valor for menor que 0,05, rejeitamos H0 e concluímos que a série é estacionária.

**Teste KPSS (Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin)**

Hipótese nula (H0​): A série é estacionária.

Hipótese alternativa (H1​): A série não é estacionária.

Se o p-valor for menor que 0,05, rejeitamos H0, indicando que a série não é estacionária.

**Teste de Phillips-Perron (PP)**

Similar ao ADF, mas mais robusto a heterocedasticidade.

**Função de Autocorrelação (ACF) e Autocorrelação Parcial (PACF)**

Se a ACF decai lentamente em vez de cair rapidamente para zero, a série pode ser não estacionária.

**Como Tornar uma Série Estacionária?**

Se a série não for estacionária, pode-se aplicar transformações para estabilizar suas propriedades:

**Diferenciação:** Subtrair o valor anterior do atual () para remover tendências.

**Transformação Logarítmica** **():** para estabilizar a variância.

**Diferenciação Sazonal:** Para séries com sazonalidade, subtrair valores do mesmo período anterior (​).

**Remover Tendência com Modelos de Regressão:** Ajustar e remover uma tendência linear ou polinomial.

**Yt​** representa o valor da série temporal no instante t. Ou seja, é o valor observado no tempo t.

**S** representa a sazonalidade da série, ou seja, o número de períodos após os quais os padrões se repetem.

**3. Decomposição**

A decomposição de séries temporais é uma técnica que separa a série em diferentes componentes para facilitar a análise e a modelagem. Isso permite entender melhor as tendências, identificar padrões sazonais e remover ruídos. Podendo ser dividida em Tendencia, Sazonalidade e Resíduo.

**1. Decomposição Aditiva**

Quando os componentes são somados:

Usada quando a **amplitude da sazonalidade é constante** ao longo do tempo.

**Exemplo:** Temperatura média diária ao longo do ano.

**2. Decomposição Multiplicativa**

Quando os componentes são multiplicados:

Aplicada quando a **sazonalidade varia em intensidade** conforme a tendência cresce ou diminui.

**Exemplo:** Receita de uma empresa, onde picos sazonais aumentam à medida que a empresa cresce.

**4. Modelagem**

Escolher e ajustar o modelo apropriado (ARIMA, SARIMA, LSTM, Prophet, etc.).

**5. Avaliação**

Ao trabalhar com séries temporais, a separação dos dados deve ser feita de forma **sequencial**, mantendo a ordem cronológica. Diferente de problemas comuns de aprendizado de máquina, onde a divisão pode ser aleatória, em séries temporais isso comprometeria a capacidade preditiva do modelo.

**Como Dividir os Dados?**

A abordagem mais utilizada é:

**Conjunto de Treino**: Parte inicial dos dados, usada para ajustar o modelo.

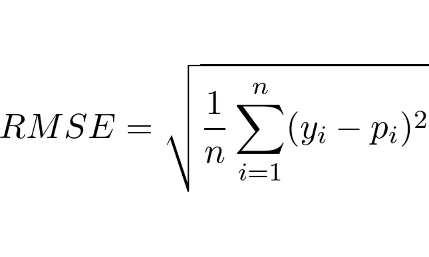
**Conjunto de Teste**: Últimos períodos da série, utilizados para avaliar a performance.

**Métricas de Avaliação para Séries Temporais**

Depois de treinar o modelo, ele precisa ser avaliado com métricas que quantificam o erro das previsões em relação aos valores reais. As mais utilizadas são:

**1. RMSE (Erro Quadrático Médio - Root Mean Squared Error)**

Mede a diferença média entre valores reais e previstos, penalizando mais os erros grandes:

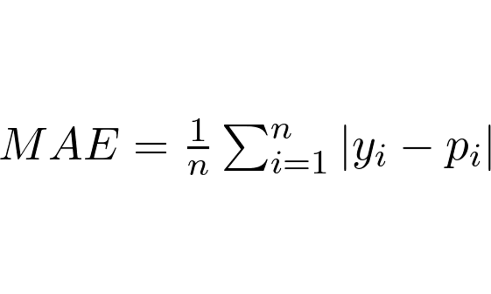


Valores menores indicam previsões mais precisas.

Penaliza fortemente erros grandes devido à elevação ao quadrado.

**2. MAE (Erro Absoluto Médio - Mean Absolute Error)**

Mede a média dos erros absolutos, sem dar peso maior para erros grandes:

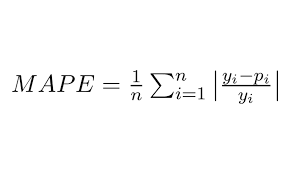


Fácil de interpretar, pois está na mesma unidade dos dados.

Não amplifica tanto os erros maiores, diferente do RMSE.

**3. MAPE (Erro Percentual Médio Absoluto - Mean Absolute Percentage Error)**

Expressa o erro médio em termos percentuais, o que facilita a interpretação:

​​​ 

Útil para comparar previsões em diferentes escalas de valores.

Problemático quando Yi​ se aproxima de zero, pois pode gerar distorções.

**Desafios em Séries Temporais**

1. **Não-estacionaridade**

Séries temporais que possuem média ou variância variando ao longo do tempo.

Solução: Transformações (diferenciação, logaritmos).

1. **Dados Perdidos (Missing Data)**

Dados ausentes podem prejudicar a análise.

Solução: Interpolação ou preenchimento com valores estimados.

1. **Séries Curta**

Poucos dados dificultam a identificação de padrões.

Solução: Adicionar variáveis externas ou usar modelos que lidem bem com pequenos conjuntos de dados.

1. **Sazonalidades Complexas**

Séries com múltiplos padrões sazonais podem ser difíceis de modelar.