Respostas: Questões Teóricas

1. Explique a diferença entre erro padrão, intervalo de confiança e erro de predição.

Erro Padrão (EP): Pense nele como a medida de incerteza de uma estimativa. Se nós tirássemos várias amostras da mesma população e calculássemos um coeficiente β (de uma regressão) ou uma média para cada amostra, o erro padrão nos diz o quanto essas estimativas variariam. Ele quantifica a nossa incerteza sobre o parâmetro que estimamos.

Intervalo de Confiança (IC): É um *intervalo* de valores. Ele usa o erro padrão para construir uma faixa onde temos um certo nível de confiança (ex: 95%) de que o **verdadeiro parâmetro da população** está contido. É uma faixa de incerteza para o *parâmetro* (ex: a média populacional μ ou o β verdadeiro).

Erro de Predição: Refere se à incerteza ao prever uma única observação futura. Um intervalo de predição é sempre mais largo que um intervalo de confiança. A justificativa é que ele inclui duas fontes de incerteza: 1) a incerteza sobre onde está o parâmetro (capturada pelo IC) e 2) a variabilidade aleatória natural dos dados (o erro ϵ que o modelo nunca consegue prever).

2. Em um modelo de regressão linear, o que significa multicolinearidade e como detectá la?

O que é: A multicolinearidade acontece quando duas ou mais variáveis preditoras (as variáveis X) no modelo estão fortemente correlacionadas entre si. Na prática, elas carregam informação redundante.

Justificativa (Problema): Isso inflaciona a variância dos coeficientes β estimados. O resultado é que os erros padrão desses coeficientes ficam muito grandes. Isso torna as estimativas individuais instáveis e difíceis de interpretar; o modelo pode ter um R^2 alto (explicando bem os dados), mas nenhum coeficiente β individual é estatisticamente significante (p valores altos).

Detecção: A forma mais comum é calcular o **Fator de Inflação de Variância** (**VIF**) para cada variável. O VIF mede o quanto a variância de um coeficiente é inflada pela presença de outras preditoras. Uma regra prática comum é que um VIF acima de 5 ou 10 indica um nível problemático de multicolinearidade.

3. Diferencie overfitting e underfitting; cite uma forma de mitigar cada um.

Underfitting (Subajuste): Ocorre quando o modelo é simples demais e não

consegue capturar a tendência principal dos dados. Ele falha em aprender o sinal. O modelo terá um desempenho ruim tanto nos dados de *treino* quanto nos de *teste*. Dizemos que ele tem alto viés (bias).

• Mitigação: Aumentar a complexidade. Isso pode ser feito usando um modelo mais potente (ex: trocar regressão linear por uma árvore de decisão ou adicionar termos polinomiais), ou adicionando mais variáveis (features) relevantes.

Overfitting (Sobreajuste): Ocorre quando o modelo é complexo demais. Ele começa a "decorar"o ruído aleatório presente nos dados de treino, ao invés de aprender o sinal geral. O modelo terá um desempenho excelente no treino, mas muito ruim no teste (ele não consegue generalizar). Dizemos que ele tem alta variância.

 Mitigação: Reduzir a complexidade. A técnica mais comum é a regularização (como L1 Lasso ou L2 Ridge), que penaliza coeficientes grandes, forçando o modelo a ser mais simples e focar apenas nas variáveis mais importantes. Outra forma é usar mais dados de treino.

4. Explique o conceito de estacionariedade em séries temporais e como testá la.

Conceito: Uma série temporal é considerada (fracamente) estacionária se suas propriedades estatísticas básicas não mudam ao longo do tempo. Especificamente, sua **média é constante** e sua **variância é constante**. Além disso, a autocovariância (a correlação dela com ela mesma no passado) depende apenas da defasagem k, e não do ponto t no tempo. Uma série estacionária "flutua"em torno da mesma média, sem tendências ou sazonalidades fortes.

Teste: A estacionariedade é fundamental porque a maioria dos modelos (como ARMA) assume isso. Para testar, usamos **testes de raiz unitária**. O mais popular é o **Teste Dickey Fuller Aumentado (ADF)**.

- A hipótese nula (H_0) do teste ADF é que a série **possui uma raiz unitária**, o que significa que ela não é estacionária (ex: é um passeio aleatório).
- A hipótese alternativa (H_1) é que a série é estacionária.
- Justificativa: Se o p valor do teste for baixo (geralmente menor que 0.05), nós rejeitamos H_0 e podemos tratar a série como estacionária.

5. Por que o uso de validação cruzada temporal é necessário em séries?

A validação cruzada tradicional (como k folds) embaralha os dados aleatoriamente para criar os conjuntos de treino e teste. Em séries temporais, isso é um erro grave porque a ordem cronológica dos dados importa.

Justificativa: O valor de amanhã depende do valor de hoje. Se embaralharmos os dados, o modelo pode acabar sendo treinado com dados do "futuro" (ex: ano 2020) para prever o "passado" (ex: ano 2019). Isso é um vazamento de dados (data leakage) que não acontece na vida real. O modelo parecerá ter uma performance ótima nos testes, mas falhará catastroficamente na prática.

Por isso, usamos validação temporal (como forward chaining ou janelas deslizantes). O modelo é **sempre treinado no passado para prever o futuro**, respeitando a ordem dos fatos. Por exemplo: treina nos dados [1...100] e testa em [101...110]; depois, treina em [1...110] e testa em [111...120].

6. O que é autocorrelação dos resíduos e como pode ser testada?

Conceito: É a correlação dos erros (resíduos) do modelo ao longo do tempo. Se existe autocorrelação, significa que o erro no tempo t está sistematicamente relacionado com o erro no tempo t-1 (ou t-2, etc.).

Justificativa (Problema): Isso é um problema sério, especialmente em modelos de regressão OLS (Mínimos Quadrados Ordinários). Uma das premissas chave do OLS é que os erros são independentes. Se eles são autocorrelacionados, significa que o modelo falhou em capturar toda a estrutura temporal dos dados; sobrou informação "previsível"nos resíduos.

Embora os coeficientes β possam continuar corretos (não enviesados), os **erros padrão ficam incorretos** (geralmente subestimados). Isso invalida todos os testes de hipótese (p valores) e intervalos de confiança, levando a conclusões erradas sobre a significância das variáveis.

Teste: O teste clássico é o de **Durbin Watson (DW)**. Um teste mais geral e consistente (que também testa correlações de ordem superior) é o **Teste de Breusch Godfrey** (um teste LM). Visualmente, podemos inspecionar o gráfico da **Função de Autocorrelação (ACF)** dos resíduos; se houver barras significativas fora do intervalo de confiança, há evidência de autocorrelação.