Regressão Logística

Regressão logística é uma técnica estatística usada para modelar a probabilidade de uma variável dependente binária (0 ou 1, sim ou não, sucesso ou fracasso) baseada em variáveis independentes.

Fórmula Matemática

A regressão logística modela a probabilidade como uma função logística (sigmoide) baseada em uma combinação linear das variáveis independentes.

$$f(Z) = \frac{1}{1 + e^{-(Z)}}$$

Sendo Z:

$$Z = ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \ldots + \beta_k X_k$$

- O termo $ln\left(\frac{p}{1-p}\right)$ é chamado de **logit**
- O termo $\frac{p}{1-p}$ representa a chance (**odds**) de ocorrência do evento de interesse

Onde:

- p: Probabilidade estimada de uma observação pertencer à classe positiva.
- β0: Intercepto. (É o valor da função quando todas as variáveis independentes são zero - Log-odds)
- β1, β2, ..., βn: Coeficientes (impacto) das variáveis independentes -Parâmetros.
- x1, x2, ..., : Variáveis independentes.

OBS: Se β >0, a variável aumenta a chance da classe 1.

Se β <0, a variável diminui a chance.

Essa equação utiliza a função sigmoide, que transforma qualquer valor real em um número entre 0 e 1, permitindo interpretar a saída como uma probabilidade.

A decisão final é feita com base em um limiar (threshold), geralmente 0.5 Classe= {1 se p≥0.5, 0 se p<0.5}

Assunções do Modelo

- **Dependência linear**: A relação entre variáveis independentes e o logit (log das odds) é linear.
- Independência das observações: As amostras devem ser independentes umas das outras.
- Ausência de multicolinearidade: As variáveis independentes não devem ser altamente correlacionadas.
- Homogeneidade da variância (não essencial).

Métricas de Avaliação

- Acurácia: Porcentagem de classificações corretas.
- **Precisão, Recall e F1-score**: Medem a performance em cada classe.
- ROC e AUC: Avaliam o desempenho do modelo em diferentes limiares.
- Matriz de Confusão: Analisa verdadeiros positivos, verdadeiros negativos, falsos positivos e falsos negativos.

Divisão da Amostra

Para validação do modelo, usamos o recurso da divisão de amostra, aonde particionamos a amostra em duas partes

- Modelagem (treino) de 50% a 75% do tamanho da base
- Teste de 50% a 25% do tamanho da base

Então usamos a parte de treino para treinarmos/criarmos o modelo e então a parte de teste para validarmos a "qualidade" do modelo.

OBS: Se a amostra for muito pequena, validar a função no mesmo grupo que foi utilizado para desenvolver a função

Medidas de Ajuste do Modelo

Quando criamos um modelo de regressão logística, precisamos avaliar o quão bem o modelo se ajustou aos dados. E fazemos isso com:

Log-Verossimilhança (-2LL) ou -2 Log Verossimilhança

A verossimilhança mede:

Quão provável é observar os dados Yi que temos dado o modelo e os parâmetros β. O -2LL é simplesmente o dobro do valor negativo da log-verossimilhança:

Interpretação:

Quanto menor o -2LL, melhor o ajuste do modelo.

Um -2LL menor significa que o modelo está atribuindo probabilidades maiores para as observações corretas (0s e 1s reais).

OBS: Quando a verossimilhança for 1, indica ajuste perfeito e o valor do -2LL é 0 (Praticamente impossível de acontecer)

Log-Likelihood e Pseudo R²

Log-Likelihood: quão provável os dados observados são, dados os parâmetros do modelo.

Quanto maior (menos negativo) o log-likelihood, melhor o ajuste.

Pseudo R²

Cox & Snell R² (Semelhante ao R² da regressão linear múltipla)

$$R^2_{CS} = 1 - \left(\frac{L_0}{L_\beta}\right)^{\frac{2}{N}} :: R^2_{CS MAX} = 1 - (L_0)^{\frac{2}{N}}$$

Obs: Nunca atinge 1 (ideal)

Nagelkerke R²

É uma correção do Cox & Snell para forçar o máximo a 1:

$$R^2: \tilde{R}^2{}_N = \frac{R^2{}_{CS}}{R^2{}_{CS\,MAX}}$$

Curva ROC

Quanto mais distante a curva estiver da diagonal melhor será o poder discriminatório do Modelo, ou seja, mais próximo do canto superior esquerdo, melhor.

Onde o AUC:

• Abaixo de 0.5: Não há discriminação

• Entre 0,7 e 0,8: Discriminação aceitável

• Maior que 0,8: Discriminação excelente