### Técnicas de Validação e Ajuste de Modelos

Leonardo Raiz

August 4, 2025

#### Hold-Out

$$D = D_{\mathsf{train}} \cup D_{\mathsf{test}}, \quad D_{\mathsf{train}} \cap D_{\mathsf{test}} = \emptyset$$
 Acurácia  $= rac{1}{|D_{\mathsf{test}}|} \sum_{x_i \in D_{\mathsf{test}}} \mathbb{I}(f(x_i) = y_i)$ 

Divide uma única vez o conjunto de dados em treino e teste. Simples, mas sensível à divisão.

#### K-Fold Cross-Validation

Acurácia Média 
$$= rac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left( rac{1}{|D^{(k)}|} \sum_{x_i \in D^{(k)}} \mathbb{I}(f^{(k)}(x_i) = y_i) 
ight)$$

Os dados são divididos em K partes. Cada parte é usada uma vez como teste.

### Leave-One-Out (LOO)

Acurácia LOO = 
$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \mathbb{I}(f^{(-i)}(x_i) = y_i)$$

Cada exemplo é usado como teste uma vez. Muito preciso, mas lento em grandes conjuntos.

### Stratified K-Fold

$$P(y=1 \mid D^{(k)}) \approx P(y=1 \mid D), \quad \forall k$$

Igual ao K-Fold, mas preserva a proporção das classes em cada fold.

# ShuffleSplit (Subamostragem)

Acurácia Média = 
$$\frac{1}{R} \sum_{r=1}^{R} \frac{1}{|D_{\text{test}}^{(r)}|} \sum_{x_i \in D_{\text{test}}^{(r)}} \mathbb{I}(f^{(r)}(x_i) = y_i)$$

Faz várias divisões aleatórias entre treino e teste. Estável e flexível.

# Sub Ajuste (Underfitting)

$$f(x) = \operatorname{sign}(w^{\top}x + b)$$

Modelo simples demais para aprender os padrões dos dados. Acurácia baixa no treino e teste.

## Super Ajuste (Overfitting)

$$f(x) = sign(w_0 + w_1x + w_2x^2 + \cdots + w_nx^n)$$

Modelo complexo demais, aprende até os ruídos. Acurácia alta no treino, baixa no teste.

### Modelo Ideal

$$f(x) = \operatorname{sign}(w^{\top}x + b)$$

$$\min_{w} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \mathcal{L}(f(x_i), y_i) + \lambda ||w||^2$$

Modelo com complexidade equilibrada, generaliza bem. Boa acurácia no treino e teste.