



I N S E A







Regularization

Machine learning classic: zero-to-hero

Comment choisir **C** ?

Comment choisir **C** ?

On veut le CC qui donne la
meilleure performance sur le test

Our celestial counterpart:

\mathbf{X}

$\mathbf{X}_{\text{train}}$

\mathbf{X}_{test}

\mathbf{Y}

$\mathbf{Y}_{\text{train}}$

\mathbf{Y}_{test}

2. Choisir une liste de valeurs de **C**, par ex: [0.01, 0.05, 0.1, 1, 10]

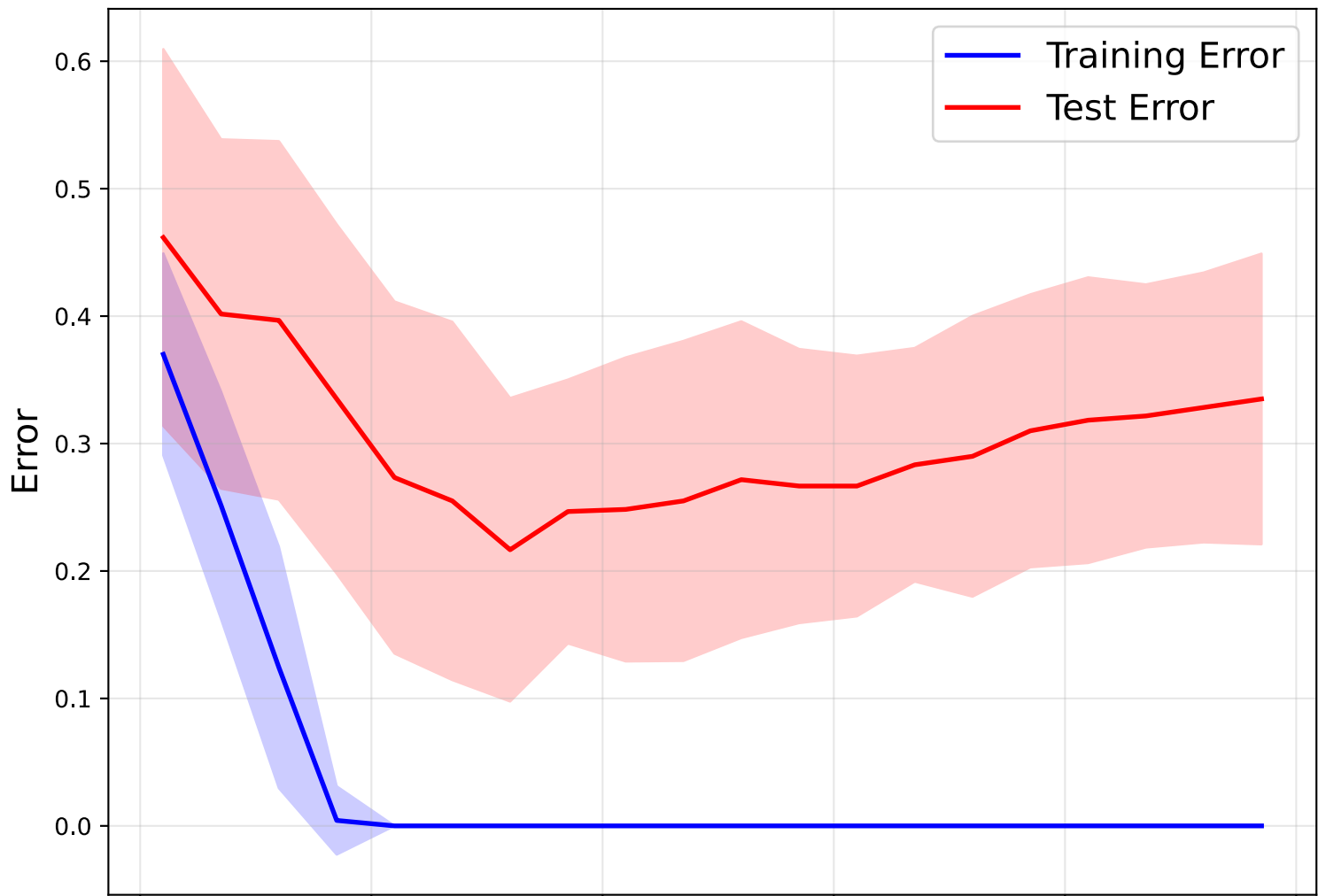
1. Cuperle dataset train test:



1. Optimiser sur $\mathbf{X}_{\text{train}}$ $\mathbf{Y}_{\text{train}}$ $\min_{\theta \in \mathbb{R}^p} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{loss}(f_{\theta}(\mathbf{x}_i), y_i) + \frac{1}{C} \text{pénalité}(\theta)$

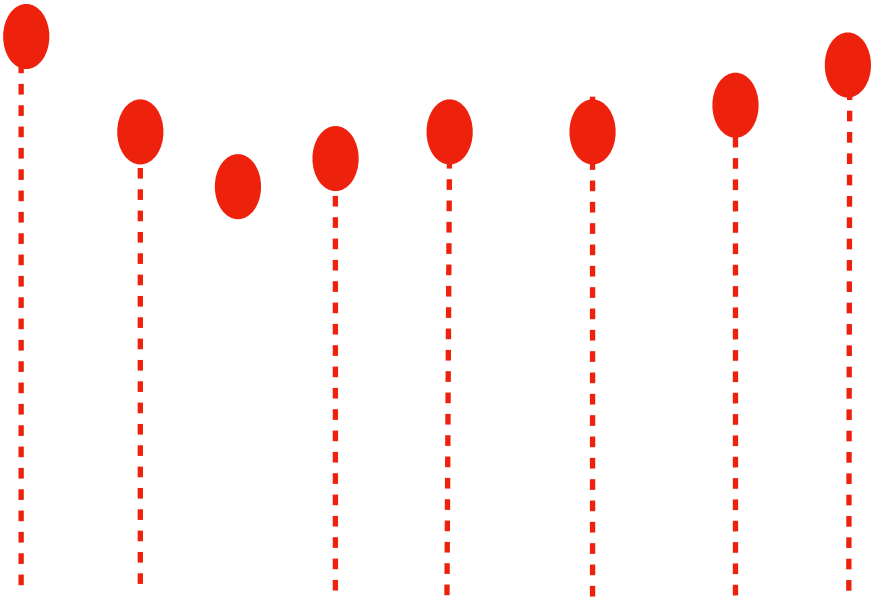
2. Évaluer l'erreur de prédiction sur \cancel{X}_{test} Y_{test}

3. Choisir la valeur de **C** avec la plus petite erreur de prédiction sur le test





C optimal

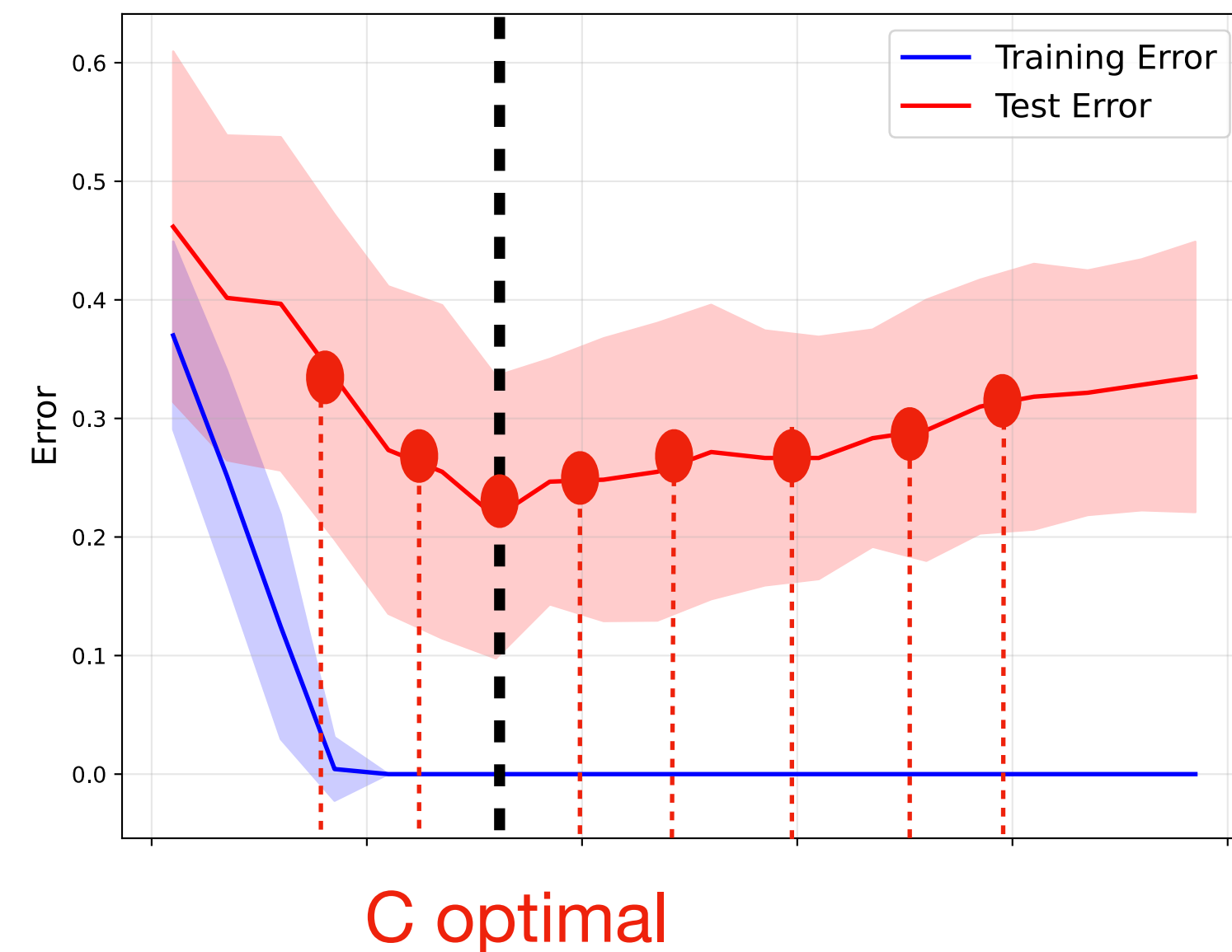


Quelle est l'incertitude principale de cette méthode?

Le  chaisi d'entraînement / test

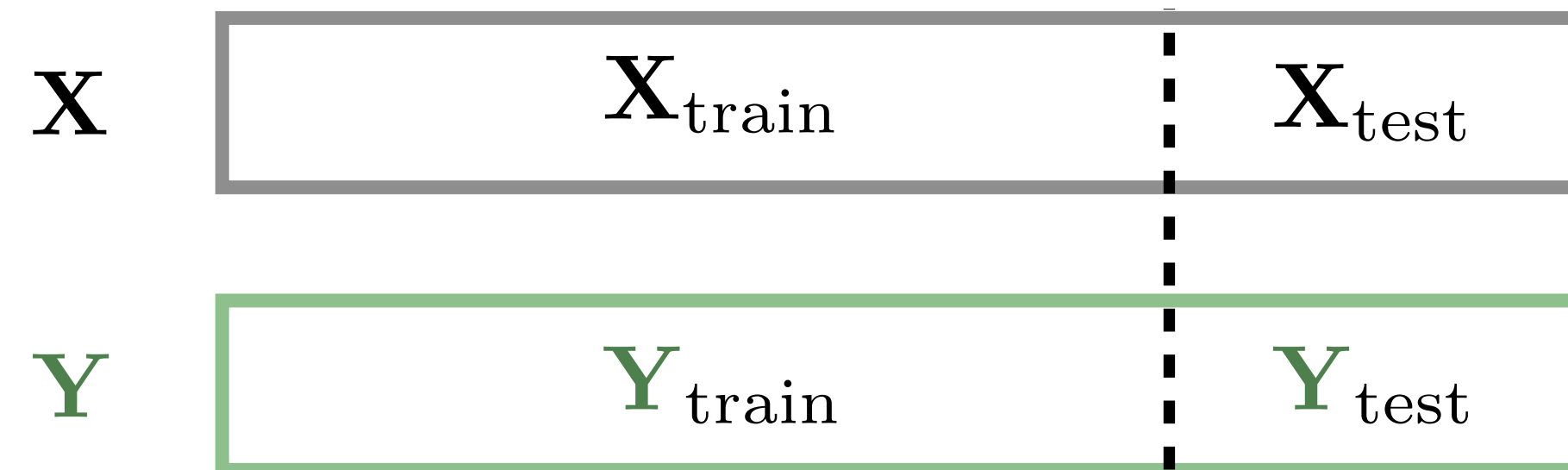
Comment choisir C ?

On veut le C qui donne la meilleure performance sur le test



Pour cela on peut:

1. Couper le dataset en deux train et test:



2. Choisir une liste de valeurs de C , par ex: [0.01, 0.05, 0.1, 1., 10]

Pour chaque C :

1. Optimiser sur X_{train} Y_{train} $\min_{\theta \in \mathbb{R}^p} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{loss}(f_{\theta}(\mathbf{x}_i), y_i) + \frac{1}{C} \text{pénalité}(\theta)$

2. Évaluer l'erreur de prédiction sur X_{test} Y_{test}

3. Choisir la valeur de C avec la plus petite erreur de prédiction sur le test

Quel est l'inconvénient principal de cette méthode ? Le C choisi dépend du découpage aléatoire train / test



Idée: Effectuer plusieurs découpages et moyenner l'erreur de test