

Méthodes d'estimation de paramètres

1 Méthodes d'approximation directe *

1.1 Méthode des moindres carrés *

C'est la méthode la plus répandue. Minimise la somme des carrés des écarts entre les valeurs prédites du modèle et les valeurs observées. Efficace pour les systèmes linéaires et peut être adaptée aux systèmes non-linéaires (moindres carrés non-linéaires).

1.2 Optimisation par gradient *

Pour les systèmes non-linéaires, descente de gradient et descente de gradient stochastique : on optimise une fonction de coût qui évalue l'erreur entre les prédictions et les données. Variantes avancées : *Adam* et *RMSprop*.

1.3 MCMC *

Méthode stochastique pour explorer l'espace de paramètres. Efficace pour les systèmes complexes où les surfaces de coût sont irrégulières et difficiles à optimiser par méthodes déterministes.

1.4 Optimisation globale et heuristique *

Pour les systèmes à paramètres multiples et non convexes, des algorithmes d'optimisation globale comme *l'algorithme génétique*, *les algorithmes de colonies de fourmis* et la recherche par *recuit-simulé* sont utilisés. Évite les minima locaux.

2 Méthodes probabilistes ou bayésiennes *

2.1 Méthodes bayésiennes *

Elles permettent d'intégrer une incertitude préalable sur les paramètres et de mettre à jour cette connaissance en fonction des observations. Elle est très adaptée pour les systèmes incertains, et elle est souvent implémentée par MCMC pour échantillonner l'espace des paramètres.

2.2 Filtres de Kalman et de Kalman Étendu

Le filtre de Kalman est un outil probabiliste pour estimer les paramètres dynamiques d'un système linéaire. Dans le cas de systèmes non-linéaires, le filtre étendu (EKF) et le filtre de Kalman d'ensemble (EnKF) sont des variantes courantes. Ils calculent des distributions de probabilité sur les paramètres, en tenant compte des nouvelles observations.

2.3 Filtres particuliers

Utile pour les systèmes non-linéaires et non-gaussiens, c'est une méthode d'échantillonnage séquentielle qui représente les distributions de paramètres par un ensemble de particules pondérées. Chaque particule correspond à une estimation possible de l'état, ce qui permet de représenter des incertitudes complexes.

3 Méthodes variationnelles *

3.1 Inférence variationnelle *

On approche les distributions de probabilité sur l'espace des paramètres par une classe de distributions paramétriques, en minimisant la divergence de Kullback-Leibler entre les deux distributions (cible et estimation), efficace pour les modèles probabilistes.

3.2 Four-Dimensional Variational Assimilation (4D-Var) **

Initialement développé pour l'assimilation de données en météo, la méthode 4D-Var optimise les paramètres d'un modèle dynamique en minimisant un écart entre le modèle et les observations sur une fenêtre temporelle donnée. Approche efficace pour les systèmes avec une grande quantité de données temporelles.

4 Méthodes d'apprentissage machine

4.1 Réseaux de neurones et apprentissage profond

Utile pour les cas non-linéaires et de grande dimension. Réseaux de neurones récurrents (RNN) et Long Short-Time Memory (LSTM) efficaces pour des systèmes avec dépendance temporelle.

4.2 Apprentissage par renforcement

On ajuste les paramètres du modèle en fonction des récompenses observées. Approche couramment utilisée dans des systèmes de contrôle dynamique et adaptatif.

4.3 Autoencodeurs et autoencodeurs variationnels

On projette les données dans un espace latent de petite dimension et estime les paramètres dans cet espace. Potentiellement efficace mais obscur : l'information est cachée.

5 Méthodes basées sur les EDP et l'identification de systèmes **

5.1 Identification paramétrique dans les EDP **

Pour les systèmes gouvernés par des EDP, les méthodes comme les *techniques de collocation* et le *shooting method* sont utilisés pour ajuster les paramètres. Les méthodes de collocation permettent de discrétiser le problème continu en un ensemble d'équations non-linéaires résolubles par des méthodes d'optimisation.

5.2 SINDy ★★★

Technique de régression symbolique, on projette le Right-Hand-Side de l'équation sur une base de fonctions d'une librairie en imposant la sparsité. Permet de retrouver un modèle si l'on connaît a priori la forme de la bibliothèque.