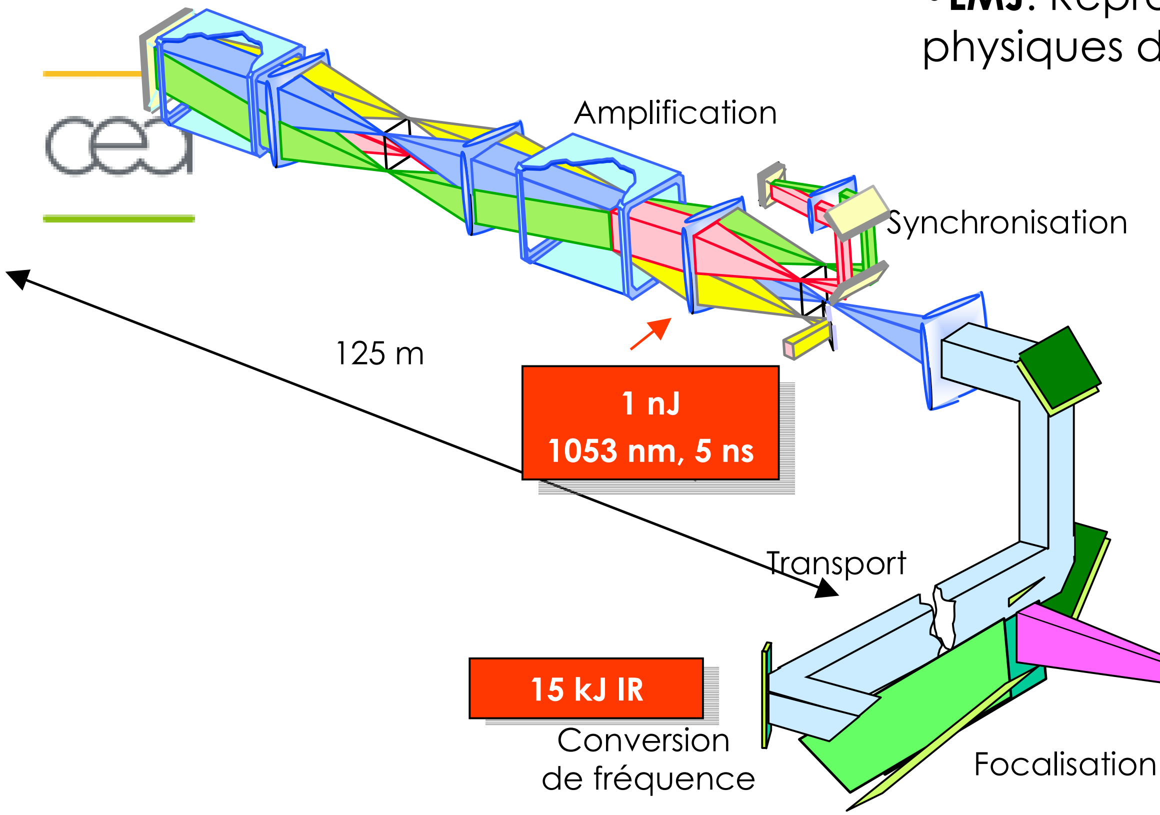
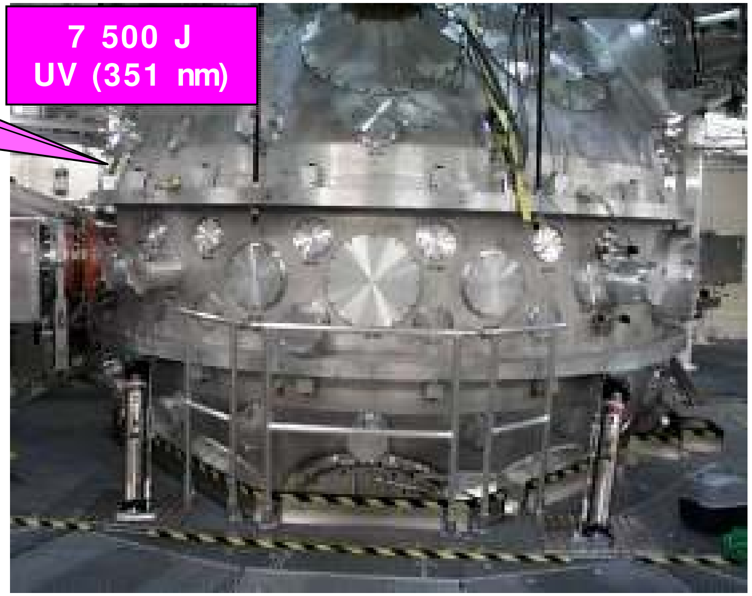
Incertitudes et Analyses de Sensibilité sur la Ligne d'Intégration Laser

- Métrologie des instruments
- Prédiction des réglages
  - Généralités
  - Mise en oeuvre

Contexte: LMJ et LIL

•**LMJ**: Reproduire en laboratoire les conditions physiques de fusion par confinement inertiel.



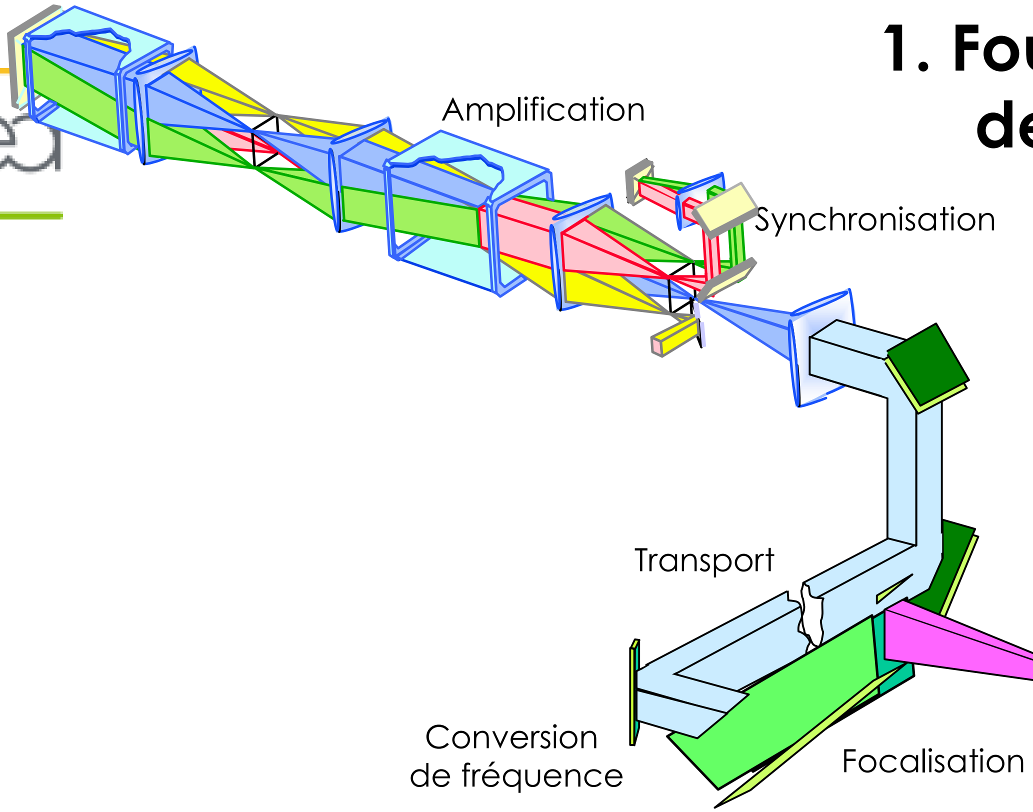


•**LIL**:

•Prototype à petite échelle du LMJ

•4 faisceaux laser focalisés dans une chambre d'expérience instrumentée.

Contexte: Exploitation…

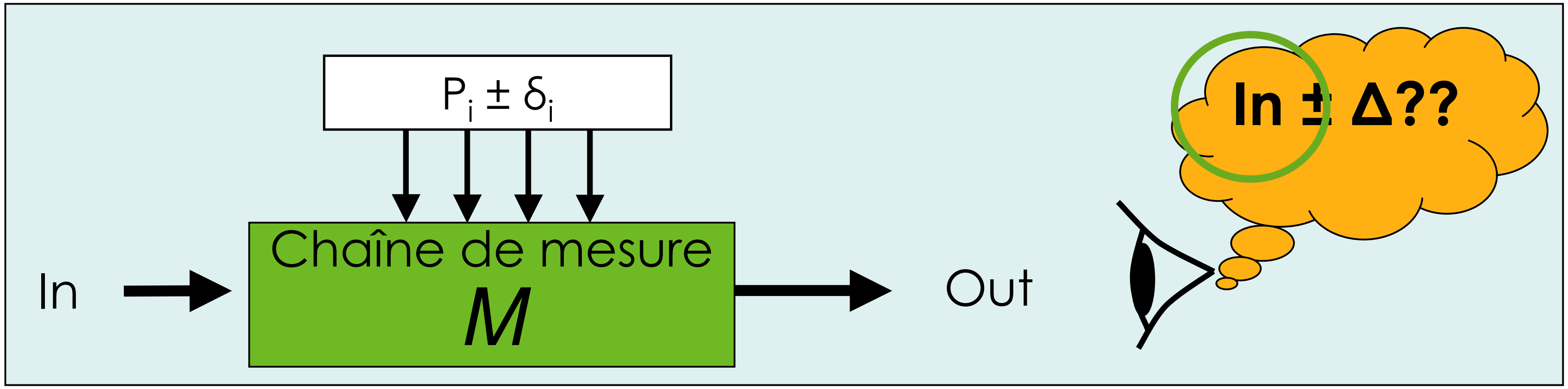


1. Fournir le terme source demandé sur la cible

2. Fournir des observations exploitables

Inversion Bayésienne

- **Métrologie**
- Prédiction

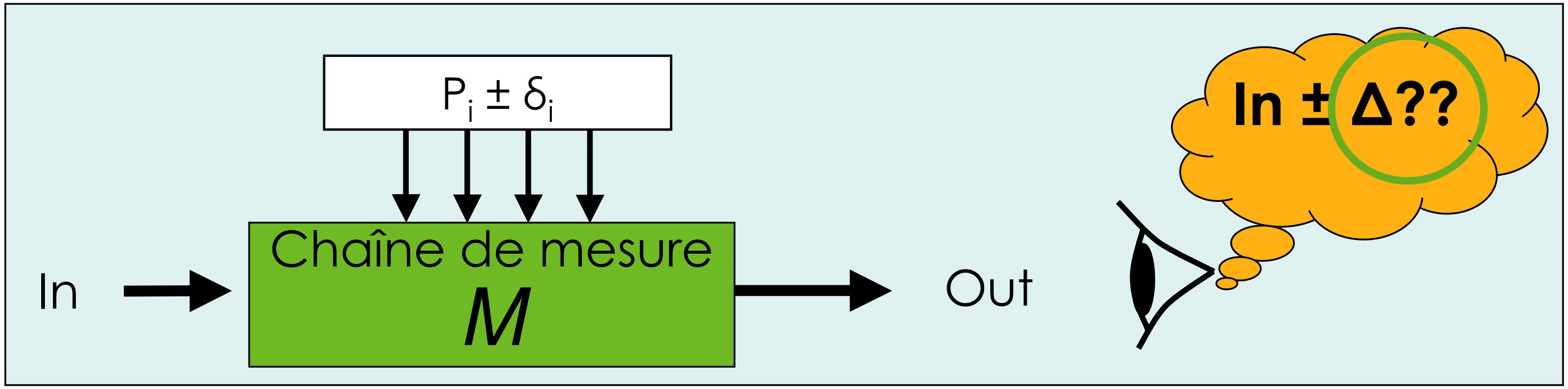


- Out = M(In, P_i): { • Sélection • Transformation • Quantification • Enregistrement } Perte d'Information

- In = M^{-1}(Out, P_i): Problème mal posé !
  - …+ Hypothèses M_0 réversible
  - …Bayes : p(in | out, **. . .**)

$$p(in|out, dout, p_i, \delta_i, M) = \frac{p(out|in, dout, p_i, \delta_i, M)\cdot p(in)}{\int p(out|in, dout, p_i, \delta_i, M)\cdot p(in)\cdot din}$$

Incertitudes

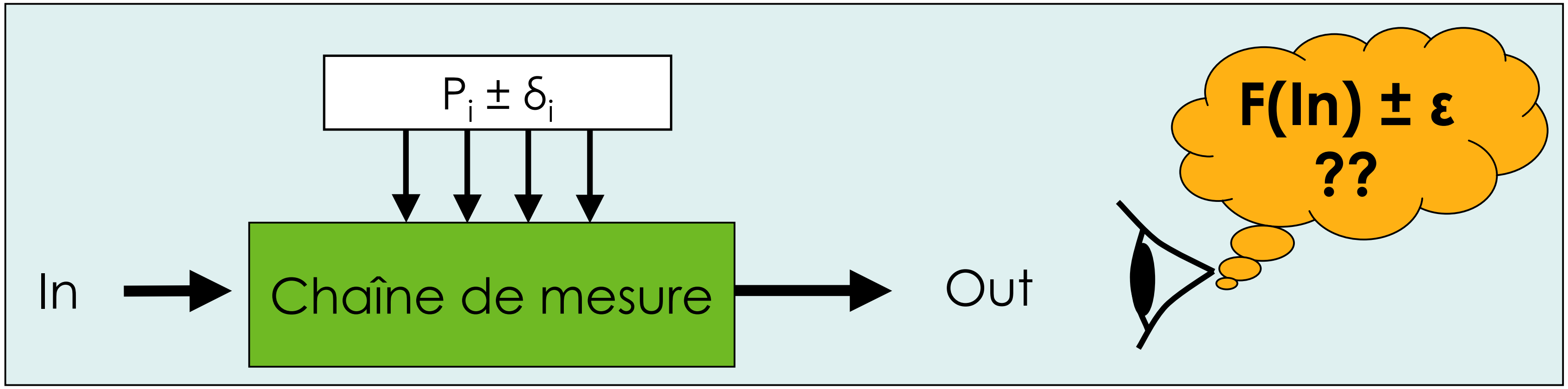


- **Norme ISO (GUM: Propagation variances):**
  - Modèle réversible (*M*)
  - P
  - Approx.
- **Évolution en cours (GUMS1: Propagation pdf)**
  - Modèle réversible (M0)
- **Inversion Bayésienne**
  - Modèle direct (*M*)

p(in|..) → estimation intervalle de confiance, …

Maîtrise des chaînes de mesure

- **Métrologie**
- Prédiction



- Connaissance $p_i \pm \delta_i$
- M

Inversion Bayésienne

- $P(In \mid Out, p_i, \delta_i, M)$
- Estimation Mesure: $In_1 \pm \Delta_1$

Méthode d'analyse

Estimation paramètre: $F(In_1) \pm \varepsilon$

$\to \varepsilon(\delta_i, \ldots)$

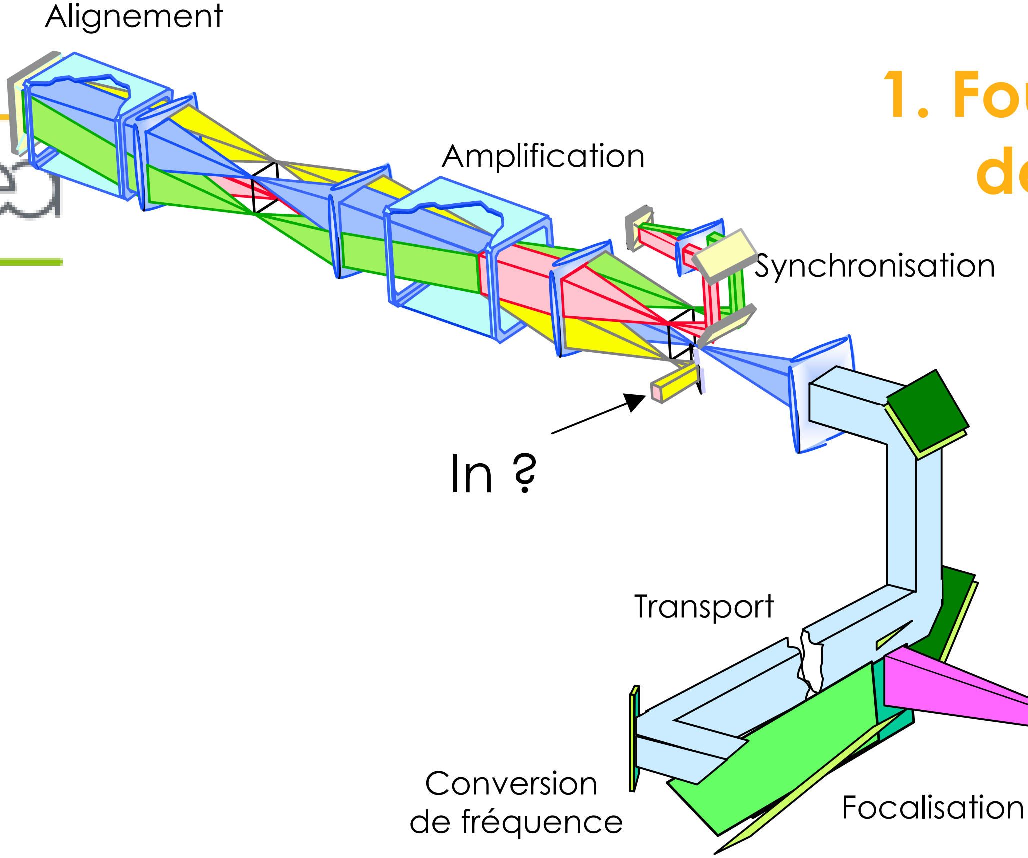
Etude Sensibilité

Métrologie

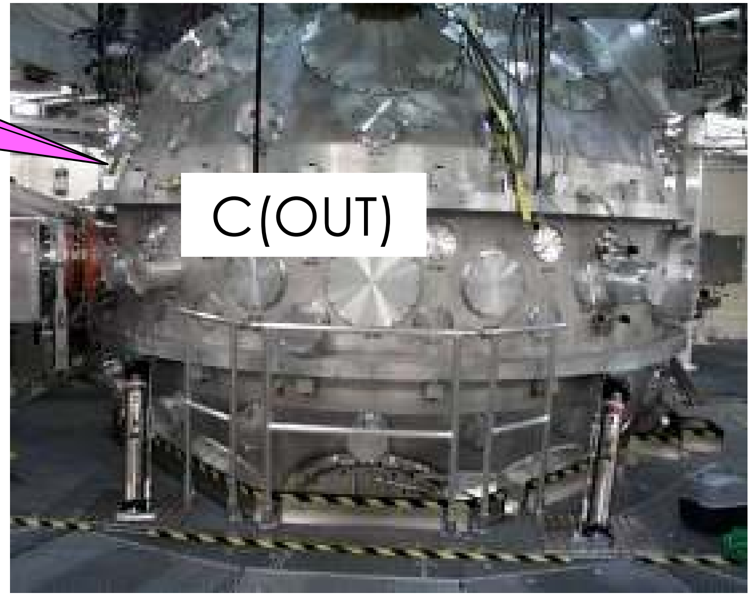
M. Sancandi (DEV)
E. Brosset (stage)
M. Ducros (stage)
J.-M. Lacaze (stage)

X. Vallières (Post-Doc DLP)
P. Minvielle-Larousse (DIA)

Contexte: Exploitation…

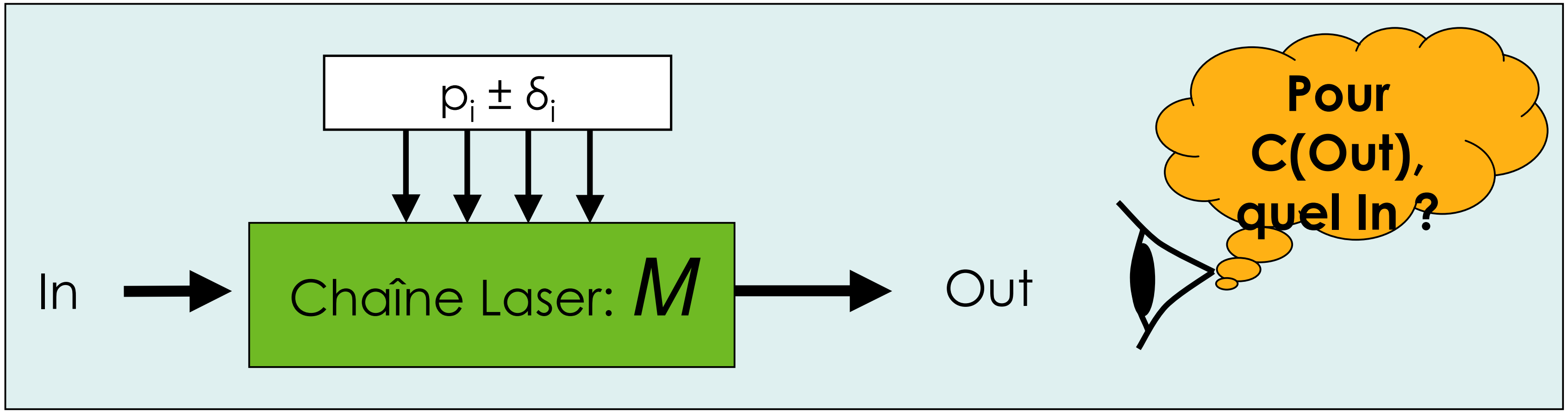


1. Fournir le terme source demandé sur la cible



2. Fournir des observations exploitables

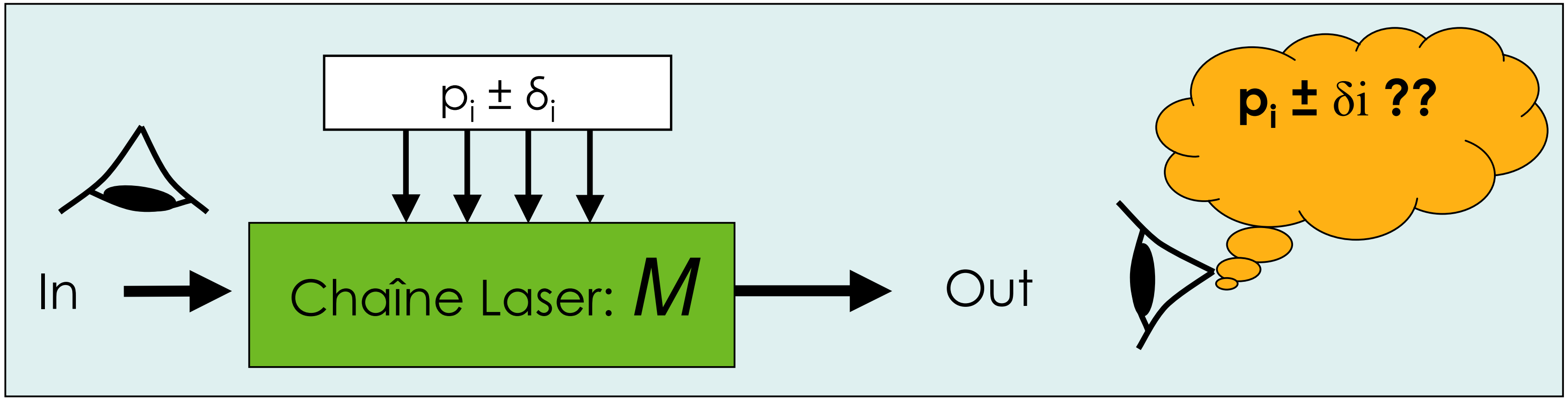
Prédiction des Réglages



- Méthodologie
  - Définition d'un objectif à réaliser: C(Out)
  - Calcul P(In | Out, $p_0(p_i,..)$, M)…

Calibration de Code

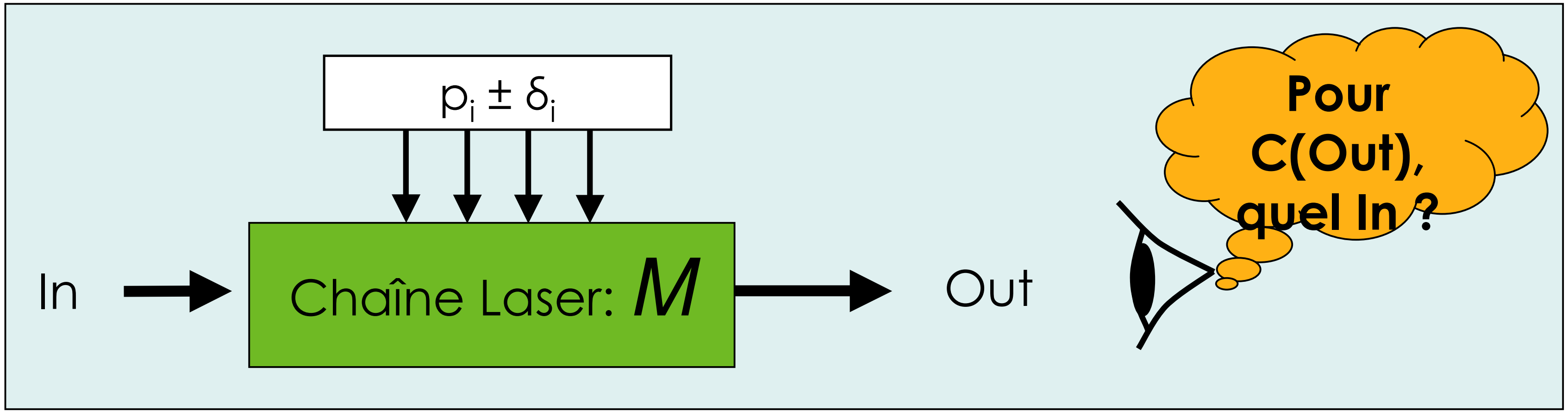
- Métrologie
- **Prédiction**



- **Calibration Bayésienne** du modèle de chaîne Laser:
  - $P(p_i \mid In, dIn, Out, dOut, M) = p_0(p_i \mid ..)$

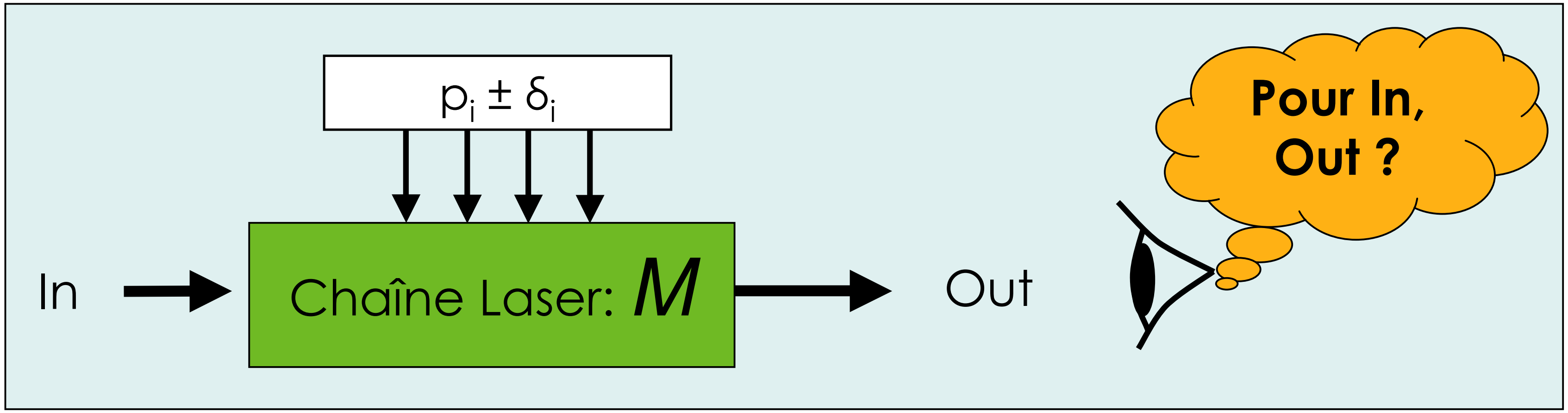
- **Développements:**
  - Classification Bayésienne:
    - Les observations (In, Out) font-elles apparaître des classes de paramètres intrinsèques ?
    - Détection de changement de régime d'une chaîne (panne, vieillissement,…)
  - Définition d'une stratégie de tirs laser et d'observation pour la optimiser la calibration ?

Prédiction des Réglages



- Méthodologie
  - Définition d'un objectif à réaliser: C(Out)
  - Calcul $P(In \mid Out, p_0(p_i,..), M)$
  - Choix du Réglage effectif: Î
- Développement:
  - Mise en exploitation d'une prédiction automatique des réglages

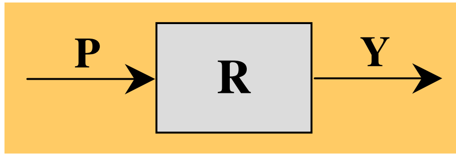
Prédiction de Résultats



- Prédiction de réglage des instruments de mesure:
  - $P(\text{Out} \mid \hat{I},\ p_0(p_i \mid ..),\ M)$
- Définition du terme source de l'expérience

Présentation du problème

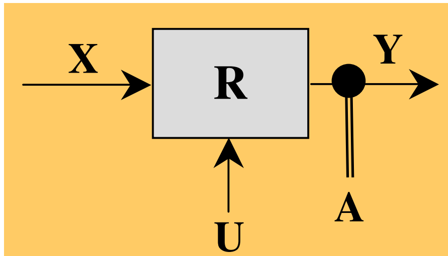
On dispose d'un moyen expérimental **R** dépendant de paramètres **P** et délivrant une réponse **Y**.
Quelle doit être la valeur de **P** (*conditions expérimentales*) pour que **Y** possède la valeur désirée $\mathbf{Y}^*$?



$$\mathbf{Y} = \mathbf{R}(\mathbf{P})$$

Difficultés :

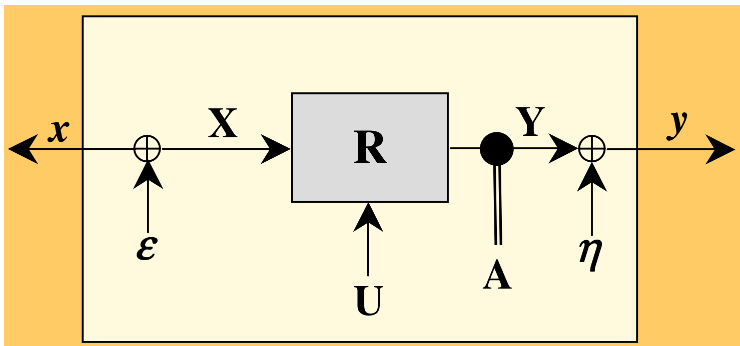
- L'ensemble **P** comprend des paramètres mesurés (**X**) et non mesurés (**V**)
- Parmi les paramètres **V**, certains (notés **U**) ont des valeurs stables d'une expérience à l'autre, alors que d'autres non (paramètres « aléatoires » **A**)



$$\mathbf{Y} = \mathbf{R}_{\mathrm{U}}(\mathbf{X}) + \text{"} f(\mathbf{A}) \text{"}$$

- Les paramètres **X** sont mesurés avec une erreur ε
- Les réponses **Y** sont mesurées avec une erreur η

$$\boxed{y = \widetilde{\mathbf{R}}_{\mathrm{U}}(x)}$$



Introduction des simulateurs

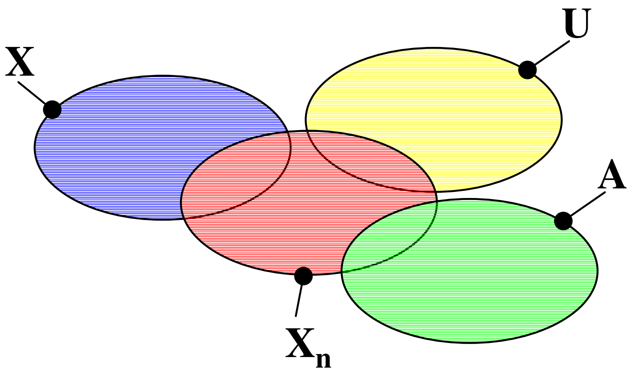
$$y = \tilde{\mathbf{R}}_{U}(x)$$

$\tilde{\mathbf{R}}_{U}$ représente le système réel perçu ou « apparent »

$$\left\{ \xrightarrow{\mathbf{X}_n} \boxed{\mathbf{S}_n} \xrightarrow{\mathbf{Y}_n} \right\}_{\mathbf{n=1...N}}$$

$\mathbf{S}_n$: un simulateur de **R** de « finesse » n (plusieurs n)
$\mathbf{X}_n$: entrées de $\mathbf{S}_n$
$\mathbf{Y}_n$: sorties de $\mathbf{S}_n$

Lien entre les entrées de $\tilde{\mathbf{R}}_{U}$ et celles de $\mathbf{S}_n$



Paramètres « propres » de $\mathbf{S}_n$

$\oplus$ $\oplus$ Perte de modélisation $\mathbf{R} \to \mathbf{S}_n$

$\oplus$ $\oplus$ Paramètres communs à **R** et $\mathbf{S}_n$

$$\mathbf{Y}_n = \mathbf{S}_n\left(\overline{\mathbf{X}}_n, \overline{\mathbf{U}}_n, \overline{\mathbf{A}}_n, \mathbf{W}_n\right)$$

Reformalisation du problème

Quelle doit être la valeur de $\boldsymbol{x}$

(conditions expérimentales imposées qui peuvent différer de celles vues par **R**)

pour que la probabilité que la sortie **Y** du système **R**

(inconnue car on n'a accès qu'à $\boldsymbol{y}$)

soit statistiquement équivalente à $\mathbf{Y}^*$?

Par exemple, $\boldsymbol{h}$ étant donné a priori, on peut penser minimiser le critère suivant :

$$\mathrm{Prob}\left(\widetilde{\mathbf{R}}_{\mathrm{U}}(\boldsymbol{x}) \notin \left[\mathbf{Y}^* - h, \mathbf{Y}^* + h\right]\right) \quad ①$$

Comment le résoudre en s'appuyant sur les codes $\mathbf{S_n}$?

On part de l'objectif « trouver le réglage $\boldsymbol{x}$ » qui minimise le critère choisi (① par exemple) :

- $\boldsymbol{x}$ est recherché via « ***l'inversion*** » de la relation $\mathbf{Y}^* = \mathbf{S}_{\mathrm{n}}\left(\boldsymbol{x}, \overline{\mathbf{U}}_{\mathrm{n}}, \overline{\mathbf{A}}_{\mathrm{n}}, \mathbf{W}_{\mathrm{n}}\right)$
- … ce qui nécessite d'avoir au préalable « ***identifié*** » $\overline{\mathbf{U}}_{\mathrm{n}}$ et « ajusté » $\mathbf{W_n}$
- donc, finalement, d'avoir calibré $\mathbf{S_n}$ a partir des observations disponibles de $\widetilde{\mathbf{R}}_{\mathrm{U}}$ et en tenant compte des a priori sur ε, η, $\overline{\mathbf{U}}_{\mathrm{n}}$, l'influence de $\overline{\mathbf{A}}_{\mathrm{n}}$, la capacité de $\mathbf{S_n}$ a représenter correctement **R**, …

Approche en 4 étapes

- Etape 1 : Formaliser la relation entre $\mathbf{S_n}$ et $\mathbf{R}$ et/ou $\tilde{\mathbf{R}}_U$
  Notion de discrépance, cf; Kennedy, Oklaey, O'Hagan, Rougier, Goldstein
- Etape 2 : Inférer les valeurs probables de $\overline{\mathbf{U}}_n$ $\left(\text{voire } \overline{\mathbf{A}}_n\right)$ et optimiser les paramètres numériques $\mathbf{W_n}$ (… qui peuvent dépendre de s paramètres précédents)
  Phase de calibration bayesienne de $\mathbf{S_n}$
- Etape 3 : Inférer la distribution a posteriori des $\overline{\mathbf{X}}_n$ (il est nécessaire que les réglages $x \in \overline{\mathbf{X}}_n$)
  Phase de prédiction bayesienne des réglages
- Etape 4 : Déterminer dans cette distribution le réglage qui maximise ①
  Choix robuste des réglages

Remarque :

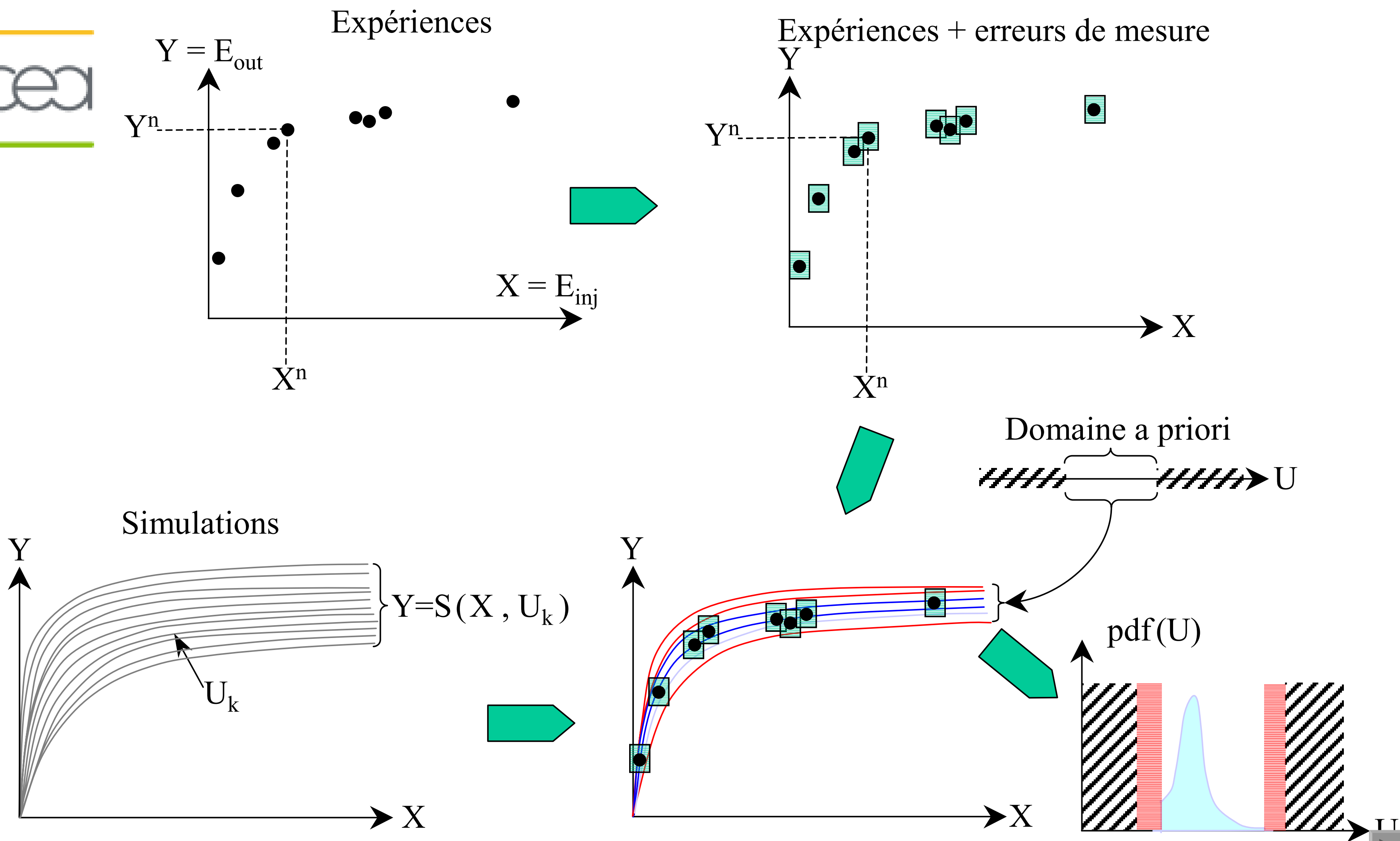
Le problème est simple à résoudre si $\dim\left(\overline{\mathbf{X}}_n\right) \leq \dim(\mathbf{Y})$

… mais complètement ouvert dans le cas contraire

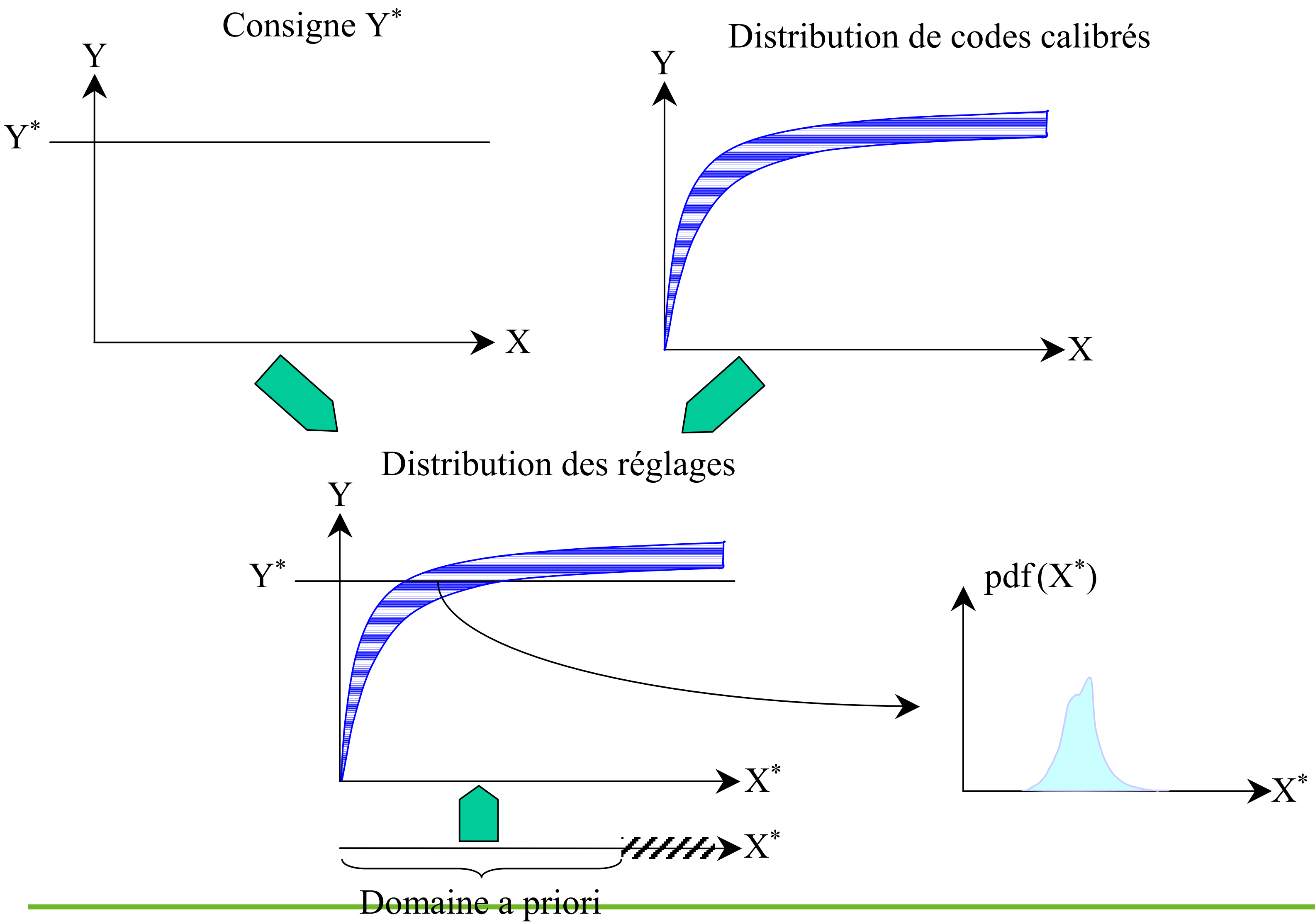
(schématiquement on peut dire que l'on a une condition et plusieurs inconnues)

Calibration Bayesienne de code

- Métrologie
- **Prédiction**



Prédiction Bayesienne des Réglages



Qualification d'un Réglage donné

- Métrologie
- **Prédiction**