

---

## Démarche de sélection des paramètres de conception

---

---

## IV.1 Introduction

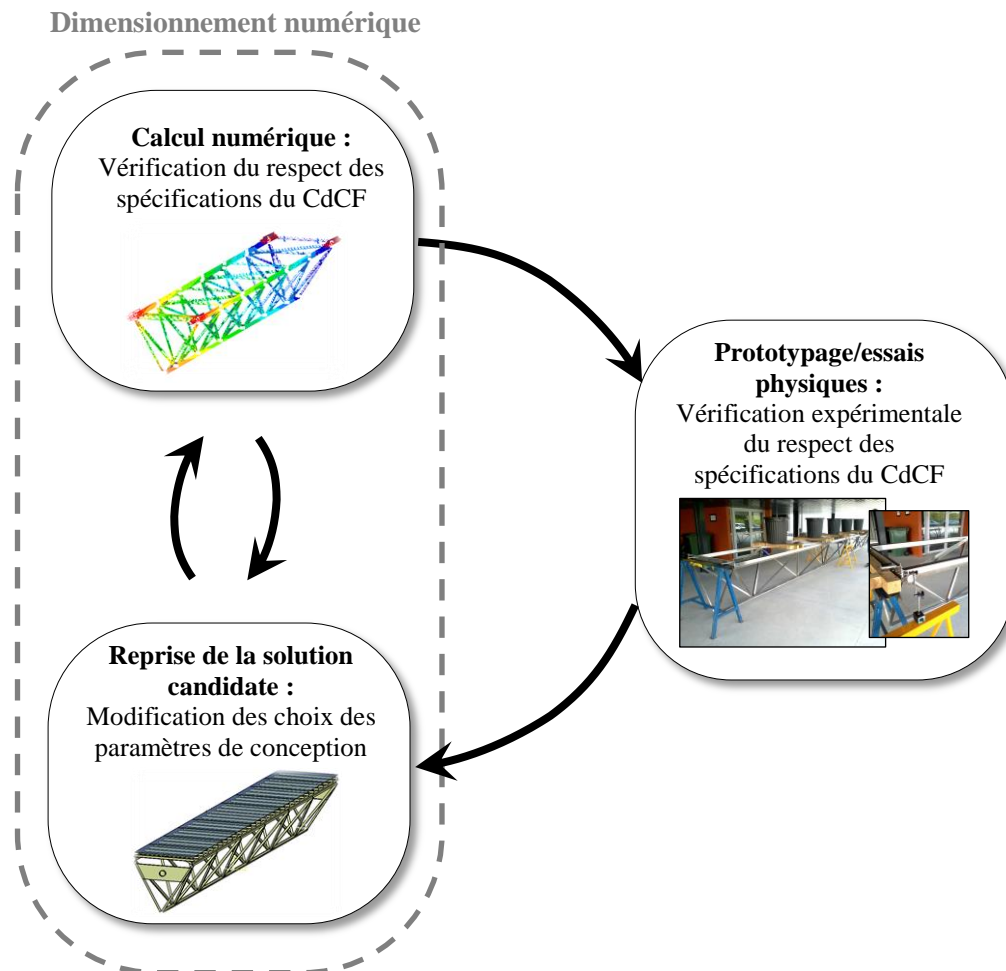
La démarche proposée dans le chapitre III permet de réduire le nombre des concepts proposés au début du projet. Les efforts et les ressources de l'entreprise pourront ainsi être concentrés sur les concepts les plus prometteurs. Le chapitre III traite des phases de développement très en amont dans le projet. Dans le chapitre actuel, nous nous positionnons dans des phases de développement plus avancée, dont lesquelles nous supposons que le choix du concept est figé. A ce stade de développement, le concept retenu doit faire l'objet de plus d'analyse en vue de maximiser la satisfaction des objectifs de conception. Nous nous intéressons dans ce chapitre à la phase de conception architecturale qui vise à définir les principaux choix de conception, appelés paramètres de conception ( $PC_i$ ) dans notre étude, comme les matériaux, les composants principaux (types, positionnement) et les dimensions structurantes [Pah96]. La conception architecturale constitue donc le passage d'un concept, qui est une représentation abstraite, vers une architecture du produit qui remplit les objectifs de conception attendus et dont les caractéristiques sont bien définies. C'est souvent la phase qui prend le plus de temps dans un processus de développement [Lan11]. Bien que les plus grands enjeux résident dans le choix du concept, la conception architecturale constitue aussi une étape importante et peut avoir un impact considérable sur le coût global du cycle de vie [Zim01].

Avant de présenter la démarche proposée pour l'aide au choix des paramètres de conception, nous présentons dans la suite de la section IV.1 le contexte industriel et nous expliquons plus en détail les problématiques liées à la phase architecturale de conception.

### IV.1.1. Démarche itérative pour la conception architecturale

L'étape de conception architecturale a longtemps été basée sur une démarche itérative du type "essai/erreur" pour définir les paramètres de conception  $PC_i$ . Cette démarche de développement est illustrée dans la Figure IV-1. Le bureau d'étude commence par dessiner l'assemblage, souvent via un outil de type CAO (Conception Assistée par Ordinateur) et propose une première solution candidate en fixant les paramètres de conception. Ensuite, le bureau de calcul effectue un ensemble d'études afin de vérifier le respect des spécifications du cahier des charges. La solution candidate initialement proposée est alors régulièrement reprise par les ingénieurs du bureau d'étude jusqu'à ce que toutes les spécifications soient vérifiées par le bureau de calcul. La solution candidate obtenue est ensuite prototypée et une série

d'essais physiques est effectuée. Dans le cas où le prototype physique respecte les spécifications, la solution candidate est validée. Dans le cas contraire, la solution candidate est reprise par le bureau d'étude et le cycle recommence. Le produit peut passer alors par plusieurs versions durant son cycle de développement avant d'aboutir à une version finale qui respecte les spécifications du CdCF.



**Figure IV-1** Démarche itérative dans la conception architecturale

La définition de l'architecture (détermination des  $PC_i$ ) suit un processus séquentiel et nécessite souvent de faire des choix de valeurs de  $PC_i$  pour pouvoir en définir d'autres. Ces choix sont souvent basés sur les habitudes professionnelles et sur l'expérience et le savoir-faire des concepteurs [Mat02]. Le processus de développement emprunte un chemin labyrinthique qui s'arrête dans le meilleur des cas à la première solution candidate jugée satisfaisante (respectant les spécifications du CdCF). Par conséquent, l'espace de conception exploré est restreint ce qui aboutit la plupart du temps à une solution de conception sous optimale [Saw02]. Ces problématiques sont récurrentes dans l'industrie.

### **IV.1.2. Vers une conception basée sur les modèles**

Jusqu'à aujourd'hui, la démarche itérative (Figure IV-1) est encore très largement répandue dans l'industrie. Cependant, grâce à la puissance informatique ainsi qu'aux progrès considérables dans le développement de modèles de comportement capables de prendre en compte les phénomènes complexes réels dans toutes les disciplines de la mécanique, une grande partie du temps de développement dans les départements de conception est consacrée aux calculs numériques. La phase de dimensionnement numérique, illustrée dans la Figure IV-1, devient plus conséquente dans les processus de développement modernes. Les modèles de comportement utilisés permettent une exploration rapide et peu coûteuse de l'espace de conception. Beaucoup de possibilités peuvent ainsi être éliminées avant de procéder au prototypage et à l'expérimentation physique. On parle alors de Prototypage Virtuel. Cela a permis de réduire considérablement le recours au prototypage physique, permettant à l'entreprise de gagner du temps et de l'argent. De cette évolution est né le concept de maquette numérique qui remplace de plus en plus la maquette physique traditionnelle.

Compte tenu des hypothèses et approximations adoptées dans ces modèles de comportement (qui ne sont pas intégrés à la maquette numérique), l'exactitude des résultats fournis et leur capacité à représenter de manière réaliste le comportement de la solution candidate reste une question cruciale pour les concepteurs. De plus, la solution candidate évolue beaucoup le long du cycle de développement et elle est alors susceptible de sortir du domaine de validité pour lequel le modèle de comportement a été conçu. D'une manière générale, l'écart observé entre les résultats fournis par le modèle et le comportement réel peut avoir trois sources :

- ✓ L'incertitude sur les hypothèses qui conduit à bien définir le domaine de validité ;
- ✓ L'incertitude sur l'identification des paramètres qui alimentent le modèle (évoqués dans la section II.3.3.). Il est souvent possible de trouver les paramètres les mieux identifiés pour valider une modélisation par rapport à une expérience, plus difficile de les trouver pour en valider plusieurs ;
- ✓ L'incertitude sur la précision de la résolution numérique ;

A défaut de méthodes adéquates pour mesurer le niveau d'exactitude des modèles utilisés ainsi que l'impact de ce niveau d'exactitude sur la fiabilité de la prise de décision, le concepteur se trouve souvent contraint de recourir au prototypage physique à chaque évolution de la solution candidate. Le prototypage physique se révèle être le seul moyen pour

vérifier l'exactitude des résultats obtenus par les modèles de comportement. Le recours excessif au prototypage physique reste jusqu'à ce jour une cause fréquente de dépassements des budgets de développement et des délais de développement.

### **IV.1.3. Interaction entre maquette numérique et prototypage physique**

La maquette numérique (ou DMU pour "*Digital Mockup*"), évoquée brièvement dans la section précédente, est une représentation numérique étendue du produit développé. Elle ne se limite pas seulement à une définition géométrique du produit mais constitue une plateforme numérique de développement qui permet de capitaliser, gérer et échanger toutes les données relatives aux différentes phases du cycle de vie du produit [Ber07]. Elle permet de simuler et visualiser le comportement aux sollicitations physiques extérieures, le processus de fabrication, etc. Les intervenants de différents métiers travaillent ensemble pour enrichir et gérer la maquette numérique tout au long du cycle de développement. Etant donné son adéquation avec l'ingénierie concourante et le contexte collaboratif des projets de développement, la DMU est devenu un format de représentation et un outil incontournable dans les grandes industries. Elle peut être vue comme une substitution du produit réel par un modèle d'information. Les modèles de comportement ont une place centrale dans la DMU car ils permettent de substituer l'expérimentation physique pour observer le comportement du produit et vérifier le respect des spécifications du CdCF [Ber07].

D'un autre côté, la fabrication de prototypes et l'expérimentation physique qui s'ensuit restent indispensables dans la plupart des applications et permettent, non pas seulement de vérifier l'exactitude des résultats des modèles de comportement de la DMU, mais de fournir une grande quantité de connaissances sur le produit. Le retour d'expérience lié à cette phase de prototypage physique contribue à une meilleure compréhension des phénomènes physiques qui régissent le comportement du produit. Formaliser ces connaissances pour ensuite les intégrer dans la DMU constitue un enjeu important car, pour que la DMU puisse être utilisée pour faire des choix de conception et éviter un recours excessif au prototypage physique, il faut qu'elle puisse intégrer un maximum de connaissances sur le produit, y compris les connaissances acquises à l'issue du prototypage physique réalisé antérieurement par l'entreprise.

### **IV.1.4. Objectifs et approche proposée**

Le travail proposé dans ce chapitre est né d'un besoin industriel qui consiste à réduire le délai de développement en diminuant le nombre d'itérations "*essai-erreur*" et le nombre de

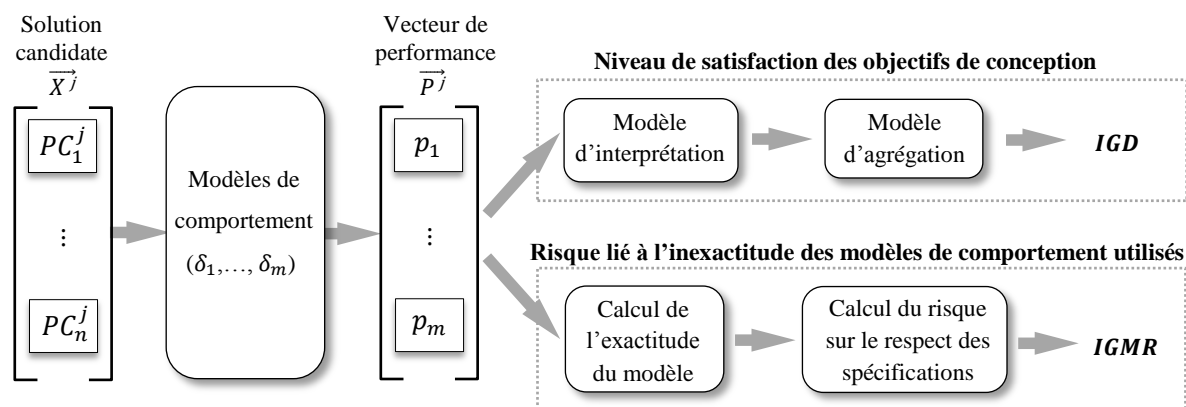
prototypes fabriqués au cours de la phase de conception architecturale. Pour répondre à ce besoin, l'approche suivie dans ce chapitre vise à explorer un vaste espace de conception en utilisant les modèles de comportement développés par les concepteurs. Etant donné que ces modèles présentent souvent une certaine inexactitude par rapport au comportement réel, nous souhaitons intégrer cet aspect lors de l'évaluation des solutions candidates. Une des difficultés majeures dans notre étude est de valoriser le retour d'expérience lié à la phase de prototypage en vue de qualifier l'exactitude des modèles de comportement utilisés.

Il est possible de transformer une solution par l'ensemble de paramètres de conception choisis, intégré dans une structure de solution générique (pattern ou vecteurs propres de l'espace de solutions). L'équation (IV.1) traduit cette formulation dans l'espace des solutions prédéfinies.

$$\vec{X}^j = [PC_1^j, PC_2^j, \dots, PC_i^j, \dots, PC_n^j] \text{ avec } n \in \mathbb{N}^* \text{ et } PC_i \in S_i \quad (IV.1)$$

Avec  $n$  le nombre des paramètres de conception du concept retenu,  $j$  l'indice de l'alternative de conception,  $S_i$  l'ensemble des valeurs admissibles du paramètre  $PC_i$ . L'ensemble des solutions candidates est appelé "espace de conception" et noté  $\bar{\Psi}$ .

La démarche proposée pour définir l'architecture du produit (choix des  $PC_i$ ) consiste à chercher dans l'espace de conception  $\bar{\Psi}$  la solution candidate qui maximise la satisfaction des objectifs de conception et qui minimise le risque liée à l'inexactitude des modèles de comportement utilisés. Etant donné le nombre élevé de solutions candidates à explorer dans la phase de conception architecturale, il convient d'automatiser le processus de traitement de ces solutions.



\*IGD : indice global de désirabilité

\*IGMR : indice globale de maîtrise de risque

\*m : nombre de variables de performance

\*n : nombre de paramètres de conception du concept retenu

Figure IV-2 Structure globale de la démarche proposée

Ainsi, nous proposons de traiter le problème via deux modèles, chacun étant associé à un indicateur de sortie. Le premier modèle a pour objectif d'**évaluer le degré de satisfaction des objectifs de conception** en se basant sur les modèles de comportement proposés et sans considération de leur niveau d'exactitude. Les préférences subjectives du décideur sont intégrées via les modèles d'interprétation et d'agrégation développés dans le chapitre III (section III.2.4.). Le deuxième modèle a pour objectif d'**évaluer le risque lié à l'inexactitude des modèles de comportement utilisés**. Une telle décomposition a pour objectif de faciliter la prise de décision en permettant au décideur d'exprimer son aversion au risque. La structure globale de la démarche est donnée dans la Figure IV-2.

Avant de présenter en détail les deux indicateurs utilisés, nous introduisons d'abord la méthode utilisée pour évaluer l'exactitude des modèles de comportement utilisés. Cette évaluation d'exactitude sera utilisée pour évaluer l'indice de maîtrise de risque.

## **IV.2 Proposition d'un indicateur d'exactitude des modèles de comportement**

Le comportement des solutions candidates a déjà été formalisé dans la section III.2.3. Le modèle d'observation proposé, noté  $\delta$ , permet de distinguer entre les paramètres  $PC_i$  décrivant les caractéristiques de la solution candidate, les paramètres  $PE_i$  décrivant le milieu environnant du produit et, les variables  $p_i$  décrivant le comportement obtenu de la solution candidate étudiée. A ce stade de développement, nous supposons que les paramètres  $PE_i$  ont été fixés (le milieu environnant est bien défini). Chaque variable de performance  $p_i$  est évaluée par le biais d'un modèle de comportement  $\delta_i$  qui lui est associé. Les variables de performance fournies permettent de vérifier la satisfaction des objectifs de conception. Les modèles de comportement  $\delta_i$  doivent garantir un niveau de confiance suffisamment élevé si nous voulons nous baser sur les variables résultantes  $p_i$  pour faire des choix de conception. Ainsi, nous nous intéressons dans cette section à évaluer l'exactitude de des modèles de comportement  $\delta_i$ .

L'exactitude, selon Travé-Massuyès [Tra97], procure une appréciation de la distance entre le résultat du modèle de comportement et le comportement de "*référence*", qui est généralement le comportement observé du système réel. Il est important de ne pas confondre entre exactitude et précision d'un modèle de comportement. La différence entre les deux termes est expliquée dans la section II.5.1. D'une manière générale, il est difficile d'évaluer l'exactitude d'un modèle de comportement  $\delta_i$ . Ceci est particulièrement vrai lorsqu'il s'agit

d'un modèle purement prédictif pour lequel, même si l'objet d'étude est constitué d'éléments connus, il est impossible d'observer le comportement réel de cet objet. Dans ce cas-là, il n'existe pas encore, à notre connaissance, de méthodes pour mesurer l'exactitude du modèle de comportement. Seule une hiérarchie qualitative des hypothèses adoptées peut être faite [Lem14]. Dans notre contexte, nous supposons disposer d'une référence qui correspond à une solution candidate dont le comportement (formalisé par les variables  $p_i$ ) est connu d'une manière expérimentale que nous qualifierons alors d'exacte. Cette solution, qui sera appelée par la suite "*solution de référence*", sera notre point de départ pour qualifier l'exactitude de nos modèles de comportement  $\delta_i$ . En supposant avoir cette solution de référence, nous partons de la définition d'exactitude de Travé-Massuyès et al. [Tra97], qui a été donnée au début de cette section, pour mesurer l'exactitude. Cependant, cette définition engendre deux principales questions :

- ✓ Comment pouvons-nous définir une mesure de distance entre solution de référence et résultats du modèle de comportement ;
- ✓ Comment pouvons-nous généraliser la mesure d'exactitude à tout l'espace de conception ;

Ces deux questions seront traitées dans les sections qui suivent. Dans la section IV.2.1, nous présentons plus en détail la notion de solution de référence. Dans la section IV.2.2, nous expliquons comment la solution de référence est utilisée pour obtenir une mesure objective de l'exactitude d'une modèle de comportement en se basant sur la définition de l'exactitude de Travé-Massuyès et al. [Tra97]. Dans la section IV.2.3, nous proposons une deuxième mesure de l'exactitude, qui est de nature subjective, et qui a pour objectif de généraliser la première mesure d'exactitude à tout l'espace de conception.

### IV.2.1. Solution de référence

Dans notre étude, la solution de référence correspond à une solution candidate qui a été prototypée et expérimentée physiquement par l'entreprise. Dans la suite de ce manuscrit, elle est formulée à l'aide de l'équation (IV.2).

$$\vec{X}^* = [ PC_1^*, PC_2^*, \dots, PC_i^*, \dots, PC_n^* ] \quad (IV.2)$$

En supposant disposer d'une solution de référence  $\vec{X}^*$ , les variables de performance  $p_i$  liées à cette solution peuvent être évaluées de deux manières : en utilisant les modèles de comportement  $\delta_i$  et en utilisant les résultats de l'expérimentation sur le prototype physique.



Les vecteurs de performance issus des modèles de comportement  $\delta_i$  et de l'expérimentation physique sont représentés respectivement par les équations (IV.3) et (IV.4).

$$\vec{P}^* = [ p_1^*, \dots, p_i^*, \dots, p_n^* ] \quad (IV.3)$$

$$\vec{\tilde{P}}^* = [ \tilde{p}_1^*, \dots, \tilde{p}_i^*, \dots, \tilde{p}_n^* ] \quad (IV.4)$$

Afin de simplifier notre démarche, nous adoptons les hypothèses suivantes à propos de l'expérimentation physique :

- ✓ Le prototype fabriqué est supposé correspondre à la solution candidate imaginée : les mêmes valeurs des paramètres de conception sont utilisés ;
- ✓ Les conditions de l'expérimentation (*e.g.* sollicitation mécanique appliquée, température) coïncident avec les conditions réelles de fonctionnement du produit ;
- ✓ Les moyens de mesure utilisés (*e.g.* comparateur) produisent des résultats exacts ;

Il convient de noter qu'il s'agit d'hypothèses fortes, qui sont rarement réunies dans la réalité. Sur la base de ces hypothèses, nous pouvons supposer que les performances fournies par expérimentation physique (les  $\tilde{p}_i^*$ ) sont exactes.

## IV.2.2. Evaluation objective de l'exactitude

### IV.2.2.1 Mesure de la distance

Nous allons dans cette section donner une première évaluation de l'exactitude en utilisant la solution de référence et en se rapportant à la proposition de Travé-Massuyès [Tra97] qui stipule que la mesure de l'exactitude d'un modèle doit se faire en comparant les résultats prédits par les modèles de comportement avec ceux issus de l'expérimentation physique sur le prototype. Les résultats à comparer dans notre cas sont les variables de performance  $p_i$  du fait de leur intérêt dominant dans l'aide à la décision. Dans la section II.5.3., nous avons passé en revue les mesures de distance proposées dans la littérature pour mesurer l'exactitude d'un modèle de comportement comme l'erreur maximum, l'erreur minimum, ou l'erreur moyenne. Dans le cas de plusieurs solutions de référence, Vernat [Ver04] préconise l'utilisation de l'erreur maximale afin d'éviter de sous-estimer l'exactitude du modèle de comportement. Dans notre cas, où une seule solution de référence existe, nous pouvons utiliser simplement l'erreur par rapport à la solution de référence, comme l'indique la relation suivante :

$$E_i = \left| \tilde{p}_i^* - p_i^* \right| \quad (IV.5)$$

Contrairement aux indices de désirabilité  $ID_i$ , les variables de performance  $p_i$  dépendent uniquement du modèle de comportement et n'intègrent pas les préférences subjectives du décideur. Cela permet d'avoir une mesure  $E_i$  qui est intrinsèque au modèle de comportement.

#### IV.2.2.2 Prise en compte de l'imprécision

Nous étudions dans cette section comment adapter la mesure de l'exactitude qui a été présentée dans la section précédente au cas où le modèle de comportement et/ou l'expérimentation physique fournissent des résultats imprécis. Supposant que les variables de performance  $p_i$  fournies par modèle et celles fournies par l'expérimentation physique sont représentées par des intervalles qui sont respectivement notés  $P_i^* = [p_i^{*min}, p_i^{*max}]$  et  $\widetilde{P}_i^* = [\widetilde{p}_i^{*min}, \widetilde{p}_i^{*max}]$ . L'arithmétique des intervalles fournit pour les opérations élémentaires sur des variables représentées par des intervalles, la définition de l'intervalle résultant [Kea96]. La soustraction simple de deux intervalles est un intervalle, qui est définie par la relation suivante :

$$\widetilde{P}_i^* - P_i^* = [\widetilde{p}_i^{*min}, \widetilde{p}_i^{*max}] - [p_i^{*min}, p_i^{*max}] = [\widetilde{p}_i^{*min} - p_i^{*max}, \widetilde{p}_i^{*max} - p_i^{*min}] \quad (IV.6)$$

La valeur absolue d'un intervalle peut également être définie [Kea96]. Soit  $[x, y]$  un intervalle quelconque définie sur  $\mathbb{R}$ . Sa valeur absolue selon Kearfott [Kea96] est définie par :

$$|[x, y]| = \begin{cases} [\min(|x|, |y|), \max(|x|, |y|)] & \text{si } 0 \notin [x, y] \\ [0, \max(|x|, |y|)] & \text{si } 0 \in [x, y] \end{cases} \quad (IV.7)$$

Cette définition peut être appliquée à l'intervalle résultant de la soustraction dans l'équation (IV.6). Pour cela, il suffit de faire les remplacements suivant :

$$\begin{cases} x = \widetilde{p}_i^{*min} - p_i^{*max} \\ y = \widetilde{p}_i^{*max} - p_i^{*min} \end{cases} \quad (IV.8)$$

Ainsi, nous obtenons grâce à l'arithmétique des intervalles, une mesure d'exactitude imprécise. La mesure obtenue permet de garder l'aspect imprécis et toute l'information, tous les écarts entre le modèle qualifié et la référence sont conservés. Enfin, si l'on souhaite faire une comparaison, il est nécessaire de proposer une mesure caractérisée par un réel. On peut alors prendre le milieu de l'intervalle de l'exactitude. Ceci permet de comparer les exactitudes d'un modèle précis et d'un modèle imprécis.

### IV.2.2.3 Normalisation de la mesure de la distance

On peut remarquer que la mesure de l'exactitude obtenue par l'équation (IV.5) est exprimée dans la même dimension que la variable de performance  $p_i$ . Nous proposons de normaliser cette mesure en la transformant en une grandeur adimensionnée entre 0 et 1 traduisant le niveau de satisfaction de l'objectif d'exactitude. Une telle normalisation vise aussi à simplifier l'intégration de l'exactitude dans la prise de décision. Pour normaliser la mesure définie par l'équation (IV.5), nous fixons dans un premier temps une valeur seuil de distance, que nous notons  $E_{i,s}$ . Le respect de ce seuil constitue une condition nécessaire à l'utilisation du modèle de comportement. Le choix de  $E_{i,s}$  varie d'un objectif à un autre et fait appel à l'expertise du concepteur : ce choix résulte d'une connaissance liée aux valeurs attendues de la variable de performance  $p_i$ . La mesure d'exactitude normalisée du modèle  $\delta_i$  est obtenue par l'écart relatif entre la distance mesurée  $E_i$ , calculée par l'équation (IV.5), et la distance seuil  $E_{i,s}$ , tel qu'il est exprimé dans la relation suivante :

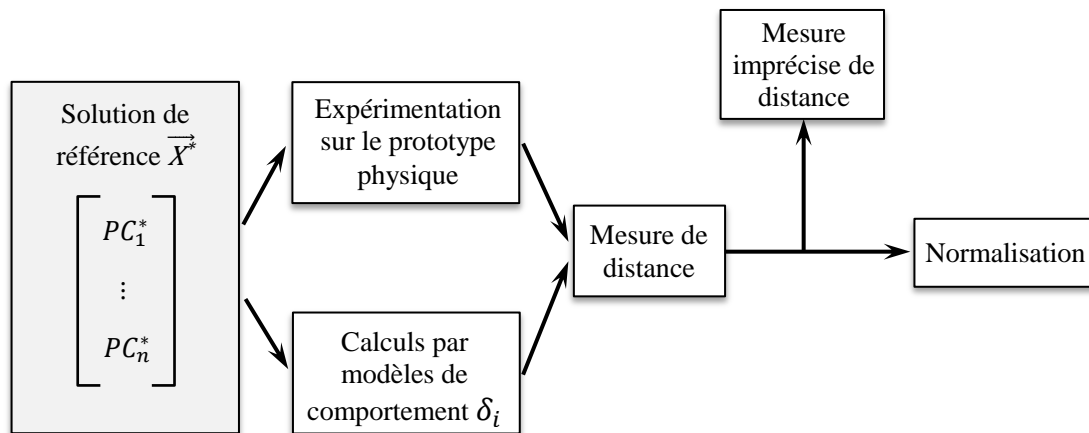
$$MOE_i = \begin{cases} \left| \frac{E_{i,s} - E_i}{E_{i,s}} \right| & \text{si } E_i \leq E_{i,s} \\ 0 & \text{si } E_i \geq E_{i,s} \end{cases} \quad (\text{IV.9})$$

Cette étape de normalisation s'apparente à celle de l'interprétation présentée dans le chapitre précédent car elle permet aussi d'intégrer la préférence des concepteurs vis-à-vis de l'objectif d'exactitude. Ainsi, une exactitude  $MOE_i$  égale à 1 correspond au cas où le modèle de comportement  $\delta_i$  est totalement exacte (cas le plus favorable) car la valeur de  $p_i$  qu'il fournit est identique à celle obtenue par l'expérimentation physique. Une exactitude égale à 0 signifie que le modèle de comportement  $\delta_i$  est inutilisable (cas le plus défavorable) du fait du non-respect de la valeur seuil de distance  $E_{i,s}$ .

### IV.2.2.4 Bilan

La mesure de l'exactitude que nous venons de proposer présente l'avantage d'être une mesure objective, ce qui diffère de certaines techniques de validation présentées par [Bal98], qui suggèrent, par exemple, de juger de l'exactitude d'un modèle sur la base des variations de ce modèle en fonction de certaines variables pour les comparer à des cinétiques ou à des valeurs de dérivées connues. En plus, grâce à l'arithmétique des intervalles, nous pouvons évaluer l'exactitude d'un modèle en contexte imprécis, en conservant la même définition que la

mesure en contexte précis. La mesure d'exactitude obtenue est un intervalle, elle permet de conserver l'aspect imprécis de toutes les valeurs d'exactitude du modèle imprécis.



**Figure IV-3** Evaluation objective de l'exactitude

Cependant, la mesure de l'exactitude  $MOE_i$  est valable en principe que pour la solution de référence  $\vec{X}^*$  et il est difficile de justifier son utilisation pour une autre solution candidate dont les paramètres de conception diffèrent de ceux de  $\vec{X}^*$ . En effet, rien ne nous garantit que l'exactitude du modèle de comportement  $\delta_i$  ne se dégrade pas lorsque les paramètres de conception s'éloignent de ceux de la solution de référence  $\vec{X}^*$ . Or, nous visons à explorer un espace de conception assez vaste afin pour trouver la solution candidate qui répond le mieux aux objectif de conception.

### IV.2.3. Evaluation subjective de l'exactitude

Après avoir proposé une première mesure objective de l'exactitude des modèles de comportement  $\delta_i$ , nous souhaitons dans cette section proposer une méthode permettant de généraliser cette mesure à tout l'espace de conception  $\vec{\Psi}$ .

La mesure de distance qui a été proposée ( $MOE_i$ ), bien qu'elle apporte une information précieuse sur l'exactitude du modèle, est loin de contenir toute les connaissances qui peuvent être générées dans la phase de prototypage et de l'expérimentation physique qui s'ensuit. En effet, le retour d'expérience lié à l'expérimentation physique est susceptible de fournir une grande quantité de connaissances non formalisées sur le produit. Le retour d'expérience contribue notamment à une meilleure compréhension des phénomènes physiques qui régissent le comportement du produit et contribue par la même occasion à comprendre l'écart qui existe entre le comportement modélisé et le comportement réel. Ces connaissances, qui sont souvent

de nature implicite (tacite) et donc difficiles à transmettre entre les intervenants du projet, peuvent être mal valorisées dans le processus de développement. Dans cette section, nous souhaitons exploiter ces connaissances pour définir une deuxième qualification du modèle, permettant d'étendre la mesure d'exactitude (présentée dans la section IV.2.2) à tout l'espace de conception.

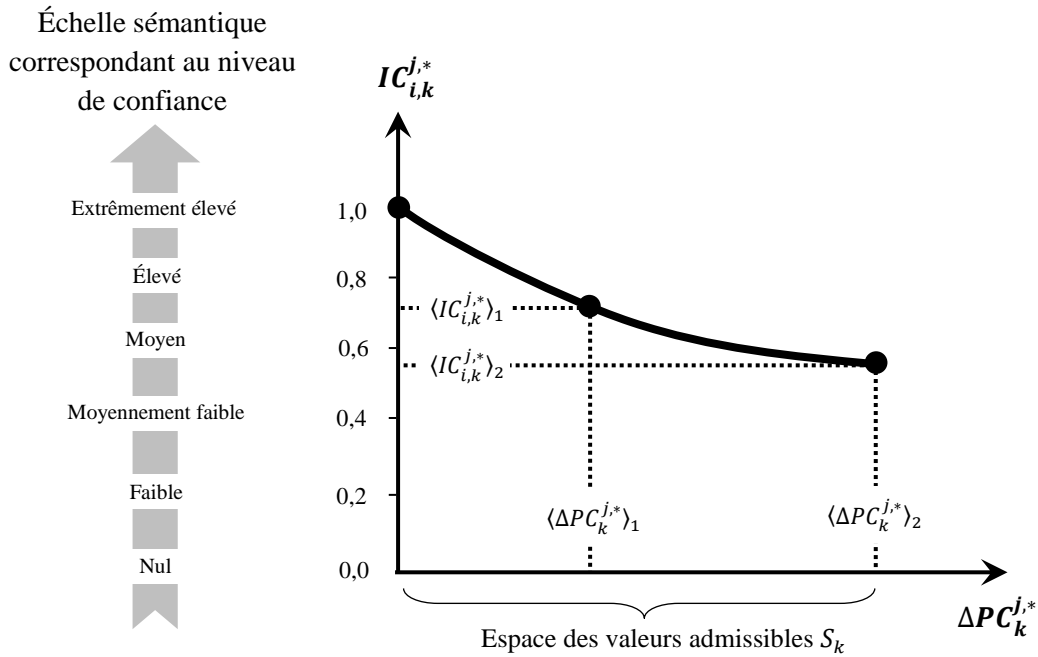
La qualification de l'exactitude que nous proposons dans cette section, et qui peut être qualifiée de subjective, se base sur l'utilisation de fonctions de confiance. Pour chaque modèle de comportement  $\delta_i$ , nous associons une fonction de confiance notée  $\theta_{i,k}$  à chaque paramètre de conception  $PC_k$ , avec  $k \in \{1, \dots, n\}$ . Cette fonction de confiance met en jeu deux grandeurs qui sont  $\Delta PC_k^{j,*}$  et  $IC_{i,k}^{j,*}$ . Dans l'équation (IV.10),  $\Delta PC_k^{j,*}$  représente la valeur absolue de l'écart entre le paramètre de conception  $PC_k^j$  de la solution candidate étudiée et le paramètre de conception  $PC_k^*$  de la solution de référence. L'équation (IV.11) traduit le vecteur de distance  $\overrightarrow{D}^{j,*}$  qui est composé des différentes distances  $\Delta PC_k^{j,*}$ , correspondant à chacun des  $n$  paramètres de conception du concept retenu.

$$\Delta PC_k^{j,*} = |PC_k^j - PC_k^*| \quad (IV.10)$$

$$\overrightarrow{D}^{j,*} = [\Delta PC_1^{j,*}, \dots, \Delta PC_n^{j,*}] = [|PC_1^j - PC_1^*|, \dots, |PC_n^j - PC_n^*|] \quad (IV.11)$$

L'indice de confiance  $IC_{i,k}^{j,*}$  traduit la confiance accordée à l'utilisation du modèle de comportement  $\delta_i$  lorsqu'on s'éloigne de la solution de référence d'une distance de  $\Delta PC_k^{j,*}$ . Les fonctions de confiance  $\theta_{i,k}$  permettent ainsi d'attribuer à chaque écart  $\Delta PC_k^{j,*}$  un indice de confiance  $IC_{i,k}^{j,*}$ . Les  $IC_{i,k}^{j,*}$  sont adimensionnés et sont compris entre 0 et 1. La valeur de 1 correspond à un niveau de confiance maximale. La structure de cette fonction est donnée dans la Figure IV-4.

Les fonctions de confiance sont établies par le concepteur. Elles permettent de formaliser une partie de la connaissance qu'il a acquise lors de la phase de prototypage et d'expérimentation physique. Elles font également appel à son expérience et à son savoir-faire. Le nombre de points d'estimation est au choix du concepteur. Si, par exemple, ce dernier estime que l'exactitude chute d'une manière linéaire, il peut se contenter de deux points d'estimation seulement par fonction. Si par contre l'exactitude change brusquement pour certaines valeurs (*e.g.* changement du mode de déformation d'une plaque à partir d'une certaine épaisseur), il peut utiliser plusieurs points d'estimation autour de cette valeur.



$(\langle \Delta PC_k^{j,*} \rangle_1, \langle IC_{i,k}^{j,*} \rangle_1)$  et  $(\langle \Delta PC_k^{j,*} \rangle_2, \langle IC_{i,k}^{j,*} \rangle_2)$  sont les points d'estimation (générés par le concepteur) permettant d'établir la fonction de confiance.

**Figure IV-4** Les fonctions de confiance pour le modèle  $\delta_i$

Dans la Figure IV-4, une échelle sémantique est associée à chaque niveau de confiance retourné par la fonction de confiance. L'échelle sémantique constitue un outil qui peut aider le concepteur dans sa construction des fonctions de confiance car elle lui permet d'associer un niveau de confiance sémantique à une valeur d'écart donnée.

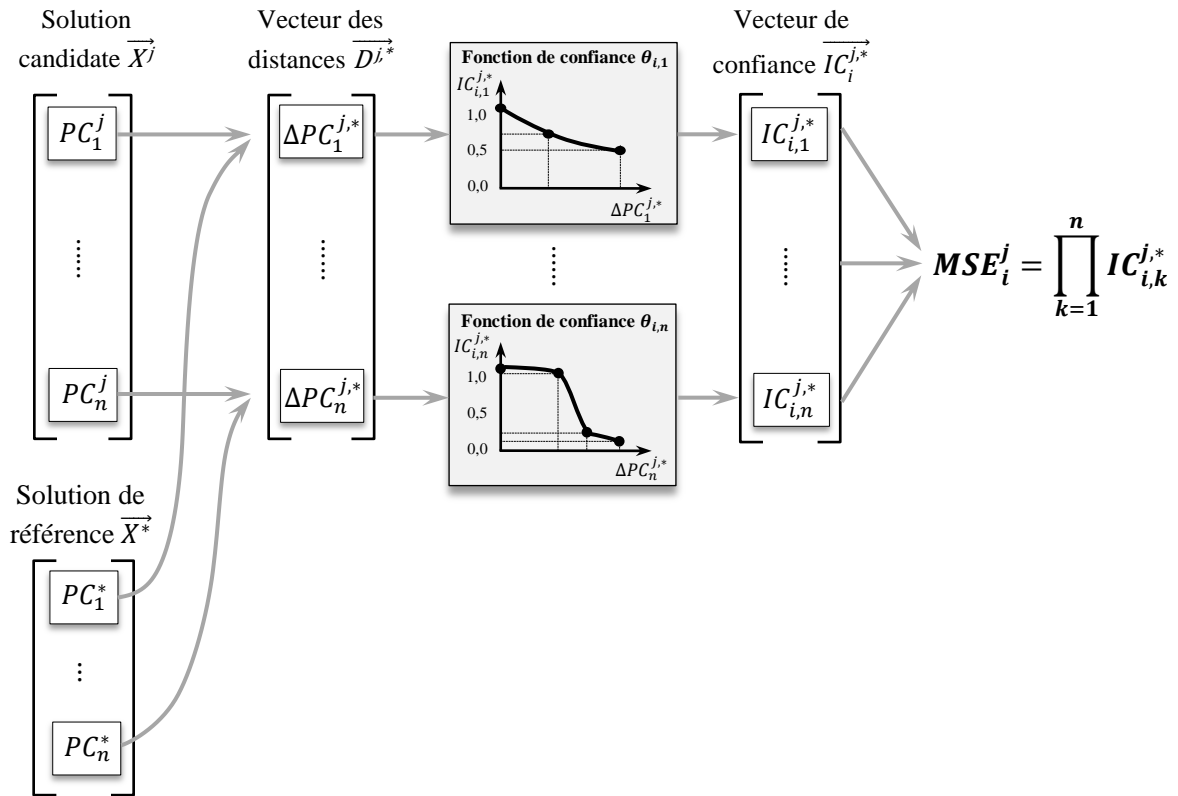
Pour un vecteur d'éloignement nul ( $\Delta PC_k^{j,*} = 0 \forall k \in \{1, \dots, n\}$ ), l'indice de confiance est toujours égale à 1 car on considère que l'exactitude du modèle à ce point ne se dégrade pas par rapport à la mesure objective d'exactitude  $MOE_i$ , calculée initialement. Lorsque l'éloignement à la solution de référence ( $\Delta PC_k^{j,*}$ ) correspond à un niveau de confiance nul ( $IC_{i,k}^{j,*} = 0$ ), cela signifie que le modèle ne peut plus être utilisé (le niveau de confiance est au plus bas).

A partir des différents indices de confiance  $IC_{i,k}^{j,*}$  (liés à chacun des paramètres de conception), nous définissons une mesure d'exactitude, appelée mesure subjective d'exactitude et notée  $MSE_i^j$ , qui traduit la dégradation totale du niveau d'exactitude du modèle  $\delta_i$  à cause de l'éloignement entre la solution candidate étudiée et la solution de référence. Dans l'équation Figure IV-5, la mesure  $MSE_i^j$  est obtenue par le produit de tous les indices de confiance  $IC_{i,k}^{j,*}$ . La mesure obtenue est également comprise entre 0 et 1. Nous

utilisons le produit car il suffit qu'un seul indice  $IC_{i,k}^{j,*}$  soit nul pour que le modèle de comportement soit inutilisable.

$$MSE_i^j = \prod_{k=1}^n \theta_{i,k}(\Delta PC_k^{j,*}) = \prod_{k=1}^n IC_{i,k}^{j,*} \quad (IV.12)$$

Contrairement à la mesure  $MOE_i$ , cette nouvelle qualification de l'exactitude intègre le jugement subjectif du concepteur et dépend de la solution candidate étudiée. La procédure globale de calcul de la mesure subjective d'exactitude est illustrée dans la Figure IV-5.



**Figure IV-5** Procédure de calcul de la mesure subjective de l'exactitude du modèle  $\delta_i$

#### IV.2.4. Mesure d'exactitude généralisée

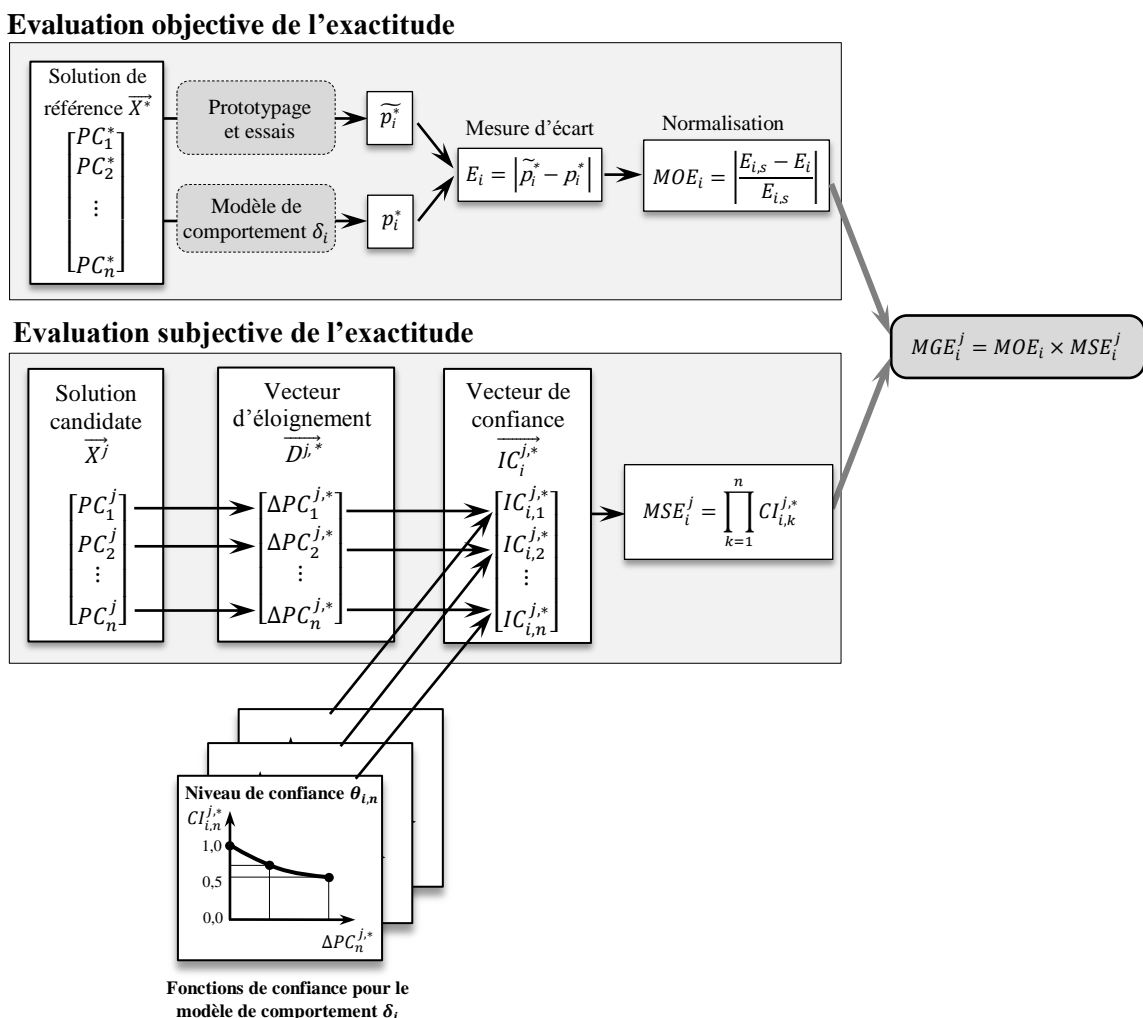
A ce stade de notre analyse, nous disposons d'une mesure objective et subjective de l'exactitude du modèle de comportement. L'étape suivante consiste à agréger ces deux mesures en vue d'obtenir un indicateur unique d'exactitude capable de couvrir l'intégralité de l'espace de conception. Pour ce faire, nous choisissons d'utiliser le produit comme l'exprime l'équation (IV.13).

$$MGE_i^j = MOE_i \times MSE_i^j \quad (IV.13)$$

L'utilisation du produit dans notre cas traduit une volonté d'être conservatif : si l'un des mesures (objective ou subjective) retourne une valeur nulle, la valeur d'exactitude globale doit également être nulle.

#### IV.2.5. Bilan

Nous avons proposé dans cette section une mesure d'exactitude intrinsèque au modèle de comportement et capable de couvrir l'espace de conception  $\bar{\Psi}$  dans sa globalité. Une synthèse de la démarche permettant le calcul de la mesure globale de l'exactitude est donnée dans la Figure IV-6.



**Figure IV-6** Synthèse de la démarche de calcul de la mesure globale de l'exactitude d'un modèle de comportement  $\delta_i$

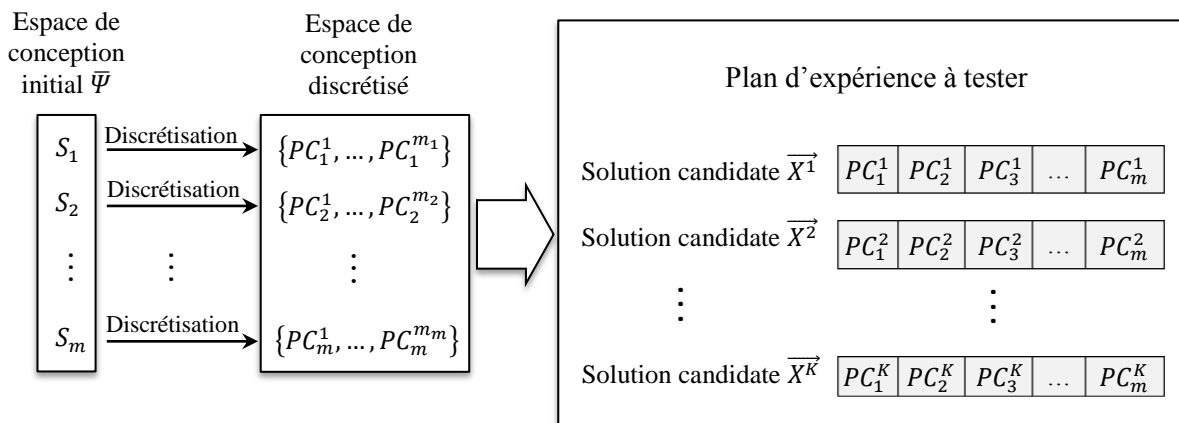
La mesure obtenue s'avérera très utile dans notre démarche d'aide au choix des paramètres de conception car elle permettra au concepteur d'explorer un vaste domaine de conception en vue de trouver la solution candidate la plus appropriée en considérant l'inexactitude des



modèles de comportement utilisés. Dans la section IV.3, nous expliquons comment la mesure d'exactitude introduite dans la section IV.2 est intégrée dans notre démarche d'aide à la décision afin d'aiguiller le décideur sur une solution candidate satisfaisante, tout en intégrant ses préférences quant aux objectifs de conception à satisfaire.

### IV.3 Proposition d'un modèle d'aide à la décision

Dans cette section, nous expliquons plus en détail le modèle d'aide à la décision qui a été introduit brièvement dans l'introduction (section IV.1.4). Ce modèle évalue, pour une solution candidate donnée, l'indice global de désirabilité et l'indice global de maîtrise de risque. Ce dernier indice utilise la mesure globale de l'exactitude, qui a été proposée dans la section IV.2, dans le but d'évaluer le risque du non-respect des spécifications minimales de conception.



$m$  : Nombre de paramètres de conception pour le concept étudié  
 $S_k$  : Ensemble des valeurs possibles pour le paramètre de conception  $PC_k$   
 $m_k$  : Nombre de valeurs générées après discrétisation du paramètre  $PC_k$

**Figure IV-7** Constitution du plan d'expérience

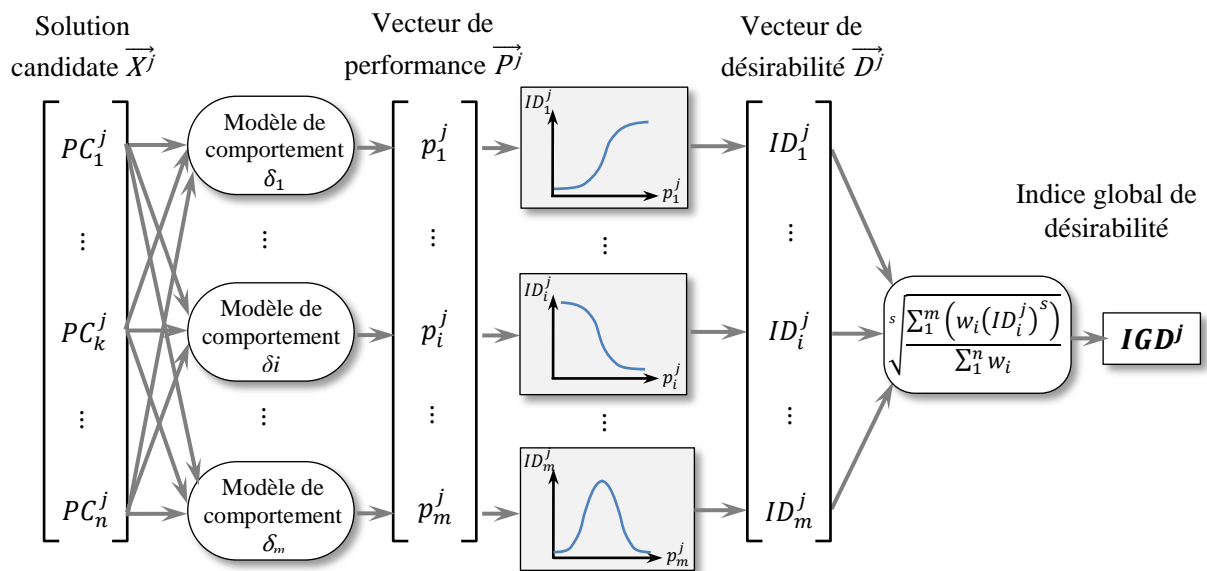
Comme le montre la Figure IV-7, la première étape consiste à constituer un plan d'expérience qui englobe toutes les solutions candidates  $\bar{X}^j$  que l'on souhaite évaluer. Les résultats obtenus dans l'étape de calcul des indices de couplage (expliquée dans la section III.3.3.) peuvent être utilisés ici pour faciliter au concepteur la constitution du plan d'expérience. En effet, les paramètres de conception ayant un faible impact sur les variables de performance peuvent être figés à une valeur constante (par exemple la valeur jugée la plus pertinente par le concepteur) ou être discrétisés d'une manière grossière. Par contre, les paramètres de conception ayant un impact important sur les variables de performance doivent être discrétisés d'une manière plus

fine. Certains paramètres de conception ne nécessitent pas de discrétisation car ils sont déjà de nature discrète (*e.g.* le choix du matériau ou le nombre de points de fixation d'un composant).

Une fois la discrétisation faite, le concepteur peut établir le plan d'expérience en générant toutes les combinaisons possibles de paramètres de conception (Figure IV-7). Dans la suite de notre démarche, chacune des solutions candidates contenues dans le plan d'expérience va être évaluée en termes d'indice global de désirabilité et d'indice global de maîtrise de risque.

### IV.3.1. Indice global de désirabilité

L'objectif derrière l'utilisation de l'indice global de désirabilité est d'évaluer le degré d'adéquation entre les objectifs de conception établis initialement et les valeurs de performance obtenues (les  $p_i$ ). L'évaluation de ces valeurs de performance est faite sur la base des modèles de comportement  $\delta_i$  et sans tenir compte de leur niveau d'exactitude. Les préférences du décideur quant aux objectifs de conception à satisfaire sont intégrées via les modèles d'interprétation et d'agrégation qui ont été présentés et détaillés dans le chapitre précédent. Ainsi, nous associons à chaque solution candidate  $\vec{X}^j$  du plan d'expérience un indice global de désirabilité  $IGD^j$ .



$n$  : nombre de paramètres de conception pour le concept retenu.  
 $m$  : nombre de variables de performance.

**Figure IV-8** Modèle de calcul de l'indice global de désirabilité d'une solution candidate

Comparé à la démarche proposée dans le chapitre précédent, nous évaluons ici des solutions candidates dont les paramètres de conception sont définis d'une manière précise. En plus, le

milieu environnant est bien défini à ce stade de développement (les  $PE_i$  sont supposés précis). Ainsi, la grandeur obtenue à la sortie ( $IGD^j$ ) sera également une grandeur précise. L'utilisation d'un tel modèle de formalisation de préférences (interprétation et agrégation) dans le contexte actuel s'avère être utile car, contrairement à la problématique de sélection de concepts, le nombre d'entités à comparer est ici très élevé et nécessite l'automatisation du processus de traitement. La structure du modèle global permettant de déterminer  $IGD^j$  est récapitulée dans la Figure IV-8.

### IV.3.2. Indice de maîtrise de risque

Dans la section IV.2, nous avons proposé une mesure de l'exactitude des modèles de comportement utilisés. Dans cette section, nous souhaitons intégrer cette mesure de l'exactitude dans la prise de décision. Comme nous l'avons expliqué dans l'état de l'art, l'axiome d'annihilation doit être respecté dans les problèmes de conception de produits [Bie91, Ott93, Vin83]. Au niveau des variables de performance  $p_i$ , cela se traduit par la nécessité de respecter le seuil d'acceptabilité  $AC_i$  (*accurate constraint*), propre à chaque variable  $p_i$ . Dans cette section, nous souhaitons évaluer le risque qu'engendre l'inexactitude des modèles de comportement utilisés sur le respect de ces seuils d'acceptabilité. En plus du niveau de l'exactitude du modèle, l'estimation de ce risque est dépendant de deux autres aspects qui sont :

- ✓ **La marge de sécurité par rapport au seuil d'acceptabilité.** Nous considérons que plus la marge de sécurité entre la valeur de  $p_i$  (fournie par le modèle) et le seuil d'acceptabilité  $AC_i$  est élevée, moins il y a de risque de voir ce seuil non respecté à cause de l'inexactitude du modèle de comportement utilisé. Dans la suite du manuscrit, cette marge de sécurité sera appelée "*occurrence du risque*" et sera notée  $O_i^j$ , où  $j$  représente l'indice de la solution candidate  $\vec{X}^j$  étudiée et  $i$  l'indice de la variable de performance  $p_i$  considérée. Dans la relation (IV.14), nous définissons  $O_i^j$  comme l'écart relatif entre la valeur de  $p_i$ , obtenue par le modèle de comportement  $\delta_i$ , et le seuil d'acceptabilité  $AC_i$  ;

$$O_i^j = \begin{cases} \left| \frac{p_i^j - AC_i}{AC_i} \right| & \text{si } p_i^j \text{ respecte le seuil d'acceptabilité} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{IV.14})$$

- ✓ **La sévérité du non-respect du seuil d'acceptabilité.** La prise en compte de cet aspect permet de donner plus de considération aux objectifs de conception dont le non-respect du seuil  $AC_i$  est le plus critique. Ce facteur de sévérité est noté  $S_i$ , où  $i$  représente l'indice de la variable de performance  $p_i$  considérée.  $S_i$  sera déterminé en utilisant une échelle de valeurs (allant de 0.2 à 1) associée à une échelle sémantique. Une valeur de  $S_i$  de 0.2 correspond au niveau le plus critique. L'échelle utilisée pour notre cas d'application est donnée dans le Tableau IV-1 ;

Valeur de sévérité $S_i$	Description sémantique associée
0.20	<b>Impact catastrophique</b> : le non-respect du seuil $AC_i$ a des conséquences catastrophiques sur le sort du produit ; Le produit ne peut pas être accepté en l'état ; Le système global (dont fait partie le produit) est compromis ; Absence d'une alternative valable au produit développé ;
0.40	<b>Impact critique</b> : le non-respect du seuil $AC_i$ entraîne des répercussions indésirables très graves sur la qualité du produit. Le produit ne peut pas être accepté en l'état ; D'autres composants en liens avec le produit développé sont affectés ;
0.60	<b>Impact majeure</b> : le non-respect du seuil $AC_i$ entraîne des répercussions très importantes sur la qualité du produit ; le produit peut très difficilement être validé en l'état ;
0.80	<b>Impact significatif</b> : le non-respect du seuil $AC_i$ entraîne une répercussion assez importante sur la qualité de produit ;
1.00	<b>Impact mineur</b> : le non-respect du seuil $AC_i$ n'a aucune conséquence significative sur qualité du produit ; est produit peut être validé sans problème ;

**Tableau IV-1** Echelle utilisée pour l'évaluation de la sévérité  $S_i$

L'indice de maîtrise de risque  $IMR_i^j$  d'une solution candidate  $\vec{X}^j$  et pour un modèle de comportement  $\delta_i$  est déterminé en fonction de la mesure d'exactitude  $MGE_i^j$ , de l'occurrence  $O_i^j$  et de la sévérité  $S_i$  par la relation (IV.15).

$$IMR_i^j = MGE_i^j \times O_i^j \times S_i \quad (IV.15)$$

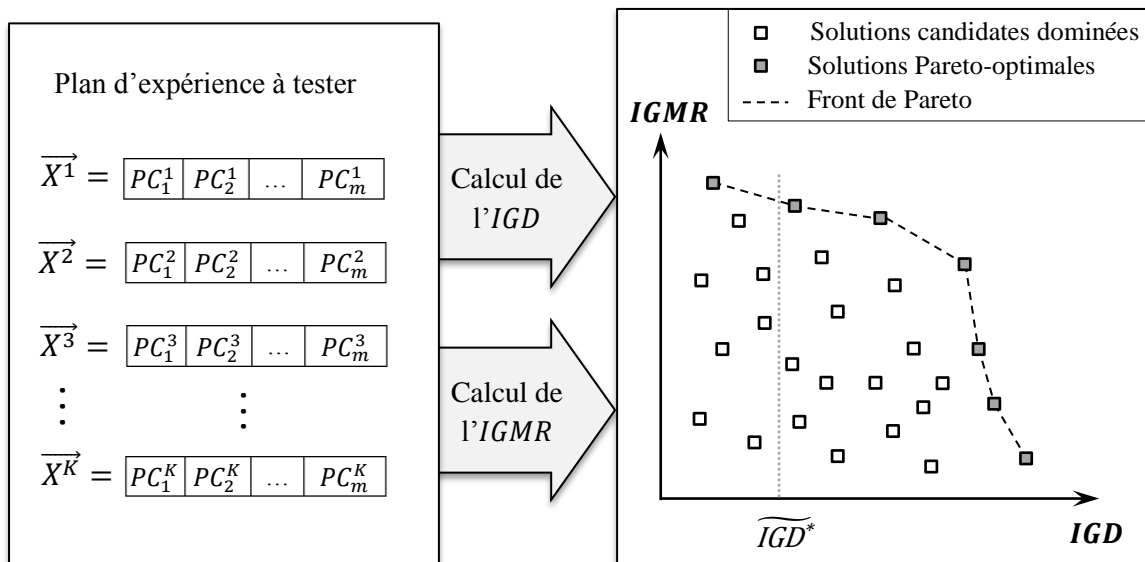
Une fois que l'indice  $IMR_i^j$  est calculé pour chacun des modèles de comportement  $\delta_i$ , l'indice global de maîtrise de risque pour la solution candidate  $\vec{X}^j$  est calculé en prenant le minimum des indices  $IMR_i^j$ , comme l'exprime la relation (IV.16) :

$$IMR^j = \min_{i \in \{1, \dots, n\}} IMR_i^j \quad (IV.16)$$

Avec  $n$  le nombre de variables de performance utilisées. Nous utilisons ici le minimum car nous souhaitons être conservatif dans l'évaluation du risque : nous considérons que la variable de performance la plus risquée renseigne sur le risque global lié à la solution  $\vec{X}^j$ .

### IV.3.3. Utilisation dans le cadre de la conception itérative

Comme le montre la Figure IV-9, chacune des solutions candidate  $\vec{X}^j$  du plan d'expérience est caractérisée par un indice global de désirabilité  $IGD^j$  et par un indice global de maîtrise de risque  $IGMR^j$ .



$\widetilde{IGD}^*$  : indice global de désirabilité de la solution de référence  $\vec{X}^*$   
 $m$  : nombre de paramètres de conception pour le concept étudié

**Figure IV-9** Evaluation de l'indice global de désirabilité et de l'indice de maîtrise de risque pour chaque solution candidate du plan d'expérience

A ce stade de notre analyse, le décideur se doit de faire un compromis entre ces deux grandeurs ( $IGD^j$  et  $IGMR^j$ ) en vue de choisir la solution candidate appropriée. Il doit également décider du plan d'action (activités de développement à entreprendre) qui en découle. Ces choix doivent se faire en adéquation avec les circonstances du projet de développement et la stratégie de l'entreprise d'une manière plus générale (leur aversion au risque, cadre réglementaire, etc). Quelques lignes directrices peuvent cependant être recommandées. Dans le cas où la phase de conception architecturale est à son début (avec une bonne marge de manœuvre), le décideur sera probablement plus intéressé d'explorer des

solutions candidates dont l'indice global de désirabilité est élevé et ce, même au détriment du risque (faible  $IGMR^j$ ). Cependant, ce choix implique davantage d'activités de développement dans les étapes ultérieures de développement pour diminuer le risque. Ces activités peuvent être :

- ✓ Améliorer les modèles de comportement existants en vue d'augmenter leur niveau d'exactitude (e.g. faire un maillage plus raffiné dans les régions de la structure à fort gradient de contrainte). Dans ce cas-là, la mesure de l'exactitude doit être recalculée, y compris les fonctions de confiance qui doivent être mises à jour ;
- ✓ Fabriquer un nouveau prototype correspondant à la nouvelle solution candidate choisie et faire les essais nécessaires pour vérifier l'exactitude des résultats de performance ( $p_i$ ) prédits auparavant par les modèles de comportement ;

La deuxième option reste plus efficace que la première. Cependant, dans beaucoup de situations, le coût lié à l'amélioration des modèles de comportement reste moins important que celui lié au prototypage et à l'expérimentation physique. Notons que dans notre cas, nous nous focalisons essentiellement sur l'exactitude du modèle. En réalité, il existe d'autres critères à considérer dans le choix du modèle de comportement, ou le choix des aspects à améliorer dans un modèle existant. Comme évoqué dans la section II.5., ces critères peuvent être la parcimonie, la spécialisation ou la précision [Ver10, Red05]. Un modèle de comportement trop spécialisé peut être inadapté, soit parce que ce modèle, de par son domaine de validité, oriente déjà fortement les choix de conception, soit parce qu'il ne permet pas d'explorer une partie importante de l'espace de conception. Dans ce cas, on risque de passer à côté de solutions candidates intéressantes.

Dans le cas où la contrainte de temps se fait très pressante (à l'approche de la date limite de validation du produit), le décideur sera probablement plus intéressé par des solutions du front de Pareto qui ont un bon indice de maîtrise de risque et ce, même au détriment de la performance ( $IGD$ ). La marge de manœuvre dans ces circonstances est très faible pour entreprendre des actions visant à diminuer le risque (fabrication de prototypes, amélioration des modèles de comportement, etc.).

#### **IV.3.4. Bilan de l'approche proposée**

Une des limites de la démarche proposée est la non-prise en compte des effets de couplage entre les paramètres de conception. En effet, la fonction de confiance associée à un paramètre

de conception donné est construite en supposant que les autres paramètres de conception sont figés à leur valeur de référence (correspondant à la solution de référence). Cependant, lorsqu'il y a plus de deux paramètres de conception qui évoluent simultanément par rapport à aux valeurs de la solution de référence, rien ne nous garantit l'absence d'effets induits (positifs ou négatifs) par cette évolution simultanée sur la dégradation de l'exactitude du modèle (en plus de l'effet des variations prises individuellement que nous avons considéré dans notre démarche).

La construction des fonctions de confiance est très subjective et peut présenter quelques difficultés pour le concepteur. La construction de ces fonctions nécessite, d'une part, une connaissance assez solide du modèle de comportement utilisé (hypothèses du modèle, etc.) et, d'autre part, une observation fine du comportement du prototype lors des phases d'expérimentation.

#### **IV.4 Conclusion**

En vue de réduire les itérations essais/erreurs et éviter les remises en cause répétitives et pénalisantes en termes de temps et de ressources, il est important de pouvoir explorer un large espace de conception dès le début de la phase architecturale. Cette exploration doit prendre en considération le risque inhérent à l'utilisation de modèles de comportement utilisant un ensemble d'hypothèses et d'approximations. Une démarche a été proposée dans ce chapitre pour l'aide au choix des paramètres de conception en intégrant le niveau de l'exactitude des modèles de comportement utilisés. La démarche proposée se base, d'une part, sur la maximisation de la satisfaction des objectifs de conception en intégrant les préférences du décideur et, d'autre part, sur la minimisation du risque qu'engendre l'inexactitude des modèles de comportement utilisés sur le respect des spécifications minimales établies dans le CdCF (traduites par les  $AC_i$ ).

Nous avons choisi dans notre démarche de ne pas agréger *IGD* et *IGMR* en une seule grandeur. Etant donné que le nombre de grandeurs à analyser est faible (*IGD* et *IGMR*), l'utilisation d'une agrégation ne nous paraît pas indispensable dans notre cas. Nous considérons que le décideur est à même d'analyser les solutions candidates du front de Pareto (Figure IV-9) et de choisir la solution candidate qui présente le compromis adéquat entre performance et risque. De plus, lorsqu'on choisit d'agréger, il y a toujours un risque d'utiliser un opérateur d'agrégation qui ne traduit pas correctement la volonté du décideur ou un risque

d'utiliser des pondérations qui ne représentent pas correctement les priorités relatives des indices agrégés.