THESE DE DOCTORAT DE L'ECOLE CENTRALE DE LYON

Spécialité :

MECANIQUE

Présentée par

Gaël LAVAUD

Pour obtenir le grade de DOCTEUR de l'Ecole Centrale de Lyon

Sujet de la thèse :

OPTIMISATION ROBUSTE

APPLIQUEE AU CRASH AUTOMOBILE

soutenue le 28/06/07 devant le jury composé de :

M. L. JEZEQUEL, Ecole Centrale de Lyon, Professeur	Directeur de Thèse
M. G. OPPENHEIM, Université de Marne La Vallée, Professeur	Rapporteur
Mme. E. AUBRY, Université de Haute Alsace, Professeur	Rapporteur
M. Y. TOURBIER, RENAULT, Expert Optimisation	Examinateur
M. J.-L. LOUBET, Ecole Centrale de Lyon, Directeur de Recherche	Examinateur

Ce travail a été réalisé dans le cadre d'un contrat CIFRE avec la société RENAULT S.A.

A la demande de RENAULT S.A., ce mémoire est soumis aux règles de diffusion restreinte appliquées aux thèses confidentielles

Remerciements

Mener ces travaux de thèse n'a pas été de tout repos, tans pour moi que pour ceux qui m'ont entouré. C'est pourquoi je voudrais remercier tous ceux qui m'ont épaulé au cours de ces années.

Mes premières pensées vont à mes tuteurs, Yves et Louis, pour leur expertise et les bons moments passés ensemble.

Je voudrais également remercier toute l'équipe OPTIM et en particulier Sylvain qui m'a accompagné tout au long de ces travaux et sans qui je n'aurais pu développer tous ces outils.

Merci à tous les gens de la DICAP pour leur accueil chaleureux et le partage de leur savoir faire (Régis, Laurent, Olivier, Thierry, Sergio, Yamina et tous les autres).

Merci aussi à toute l'équipe lyonnaise du D2S et notamment à Isabelle pour sa grande patience.

Merci à mes parents qui m'ont donné les moyens d'aller aussi loin dans mes études.

Merci enfin à l'amour de ma vie, Julie.

Résumé

Dans ce mémoire, nous abordons le problème de la conception robuste des systèmes complexes par simulations numériques. Nous menons une analyse rigoureuse des cycles de développement utilisés chez RENAULT et proposons des voies d'amélioration concrètes. Ces améliorations tirent leur inspiration de la stratégie FIRST DESIGN basée sur l'Ingénierie Système et le concept de robustesse décliné à toutes les étapes du cycle de développement du produit. Cette approche utilise les nouveaux outils de conception, tant statistiques que de modélisation. Cette stratégie permet d'éviter les coûteuses impasses de conception liées à un mauvais déploiement du cahier des charges. Pour étayer notre discours, deux cas concrets de conception en dynamique rapide sont étudiés. Une des particularités de ce domaine physique est le coût important de chaque simulation, ce qui nécessite la mise en place de stratégies d'économie des simulations.

La première application concerne l'optimisation de forme d'un capot pour le choc piéton. Dans ce travail, nous développons un outil générique d'optimisation pour les concepteurs et le mettons en œuvre pour trouver une forme de capot satisfaisant le cahier des charges. Pour réduire le nombre de simulations, nous proposons également un paramétrage adapté au problème et une stratégie de validation progressive des nouvelles géométries.

La seconde application concerne la conception robuste en crash frontal. Les méthodes traditionnelles de conception robuste n'apportant pas complète satisfaction, nous développons une approche originale basée sur l'étude des scénarios de crash. En identifiant les éléments instables de la structure, cette méthode permet de stabiliser le comportement global de la structure en ne reconcevant qu'un minimum de pièces.

L'ensemble des outils développés au cours de ces travaux vise à tirer le meilleur parti des nouveaux outils de conception, mais également du savoir faire des concepteurs. Les forts gains en prestation et en délai de conception constatés sur les exemples d'application attestent de la nécessité de remettre en cause l'approche traditionnelle de la conception et d'intégrer les nouveaux outils de conception numériques.

Abstract

This PhD thesis deals with robust design of complex systems with numerical simulations. The analysis of RENAULT design strategy suggests us concrete improvements based on the FIRST DESIGN methodology. This strategy relies on Engineering System ant the concept of robustness applied to all design step of the product. It uses all new design tools, as well statistical as modeling. This strategy allows designers to avoid design resource consuming and time demanding iterations. We use two concrete case study to illustrate our work. These cases take place in the context of costly simulations, that is why we will have to save them.

First case study is about shape optimization of a pedestrian hood panel. We develop an industrial optimization tool and use it to find a satisfying shape. To save simulations, we also develop a special parameterization and a progressive validation of new shapes.

Second case study is about robust design of a frontal crash. As traditional approaches could not fit our problem, we develop an original strategy based on crash scenarios. This method allows designers to identify unstable structural elements and to stabilize their behavior during the crash in the best conditions.

All the tools developed along this work tend to take the best advantage of both new simulations tools and designers experience. Improvements of performance and design time on both cases study prove the interest of modifying the traditional design strategy to incorporate new numerical design tools.

Table des matières

I Mise en situation 1

A. Les nouveaux défis de la conception 5
1. Réduction des délais de conception 5
2. Réduction des coûts 6
3. Amélioration de la qualité 6

B. Du prototype physique au prototype numérique 9
1. Outils d'évaluation de la performance 9
2. Outils d'amélioration de la performance 10
3. Conséquences pour la méthode de conception 13

C. Contexte général de conception 15
1. L'automobile, un produit complexe 15
2. Le crash, une prestation difficile à dimensionner 16
   - Non linéarités et bifurcations 16
   - Coût 18
3. Des incertitudes à tous les niveaux 18
   - Erreurs de modélisation physique 18
   - Erreur de modélisation statistique 19
   - Erreur d'analyse 19

Conclusion 21

Bibliographie 22

II Stratégie de conception 25

A. Gestion de la complexité par l'Ingénierie Système 26
1. Objectifs de la méthode 27
2. Principes de fonctionnement 30
3. Le système à concevoir 32
4. Mise en œuvre 33
   - Fonctionnement général 34
   - Architecture fonctionnelle 36
   - Architecture organique 38
   - Avantages et difficultés de la méthodologie 39

B. Stratégies d'Optimisation Multi Disciplinaire (MDO) 40
1. Présentation du problème d'Optimisation Multi Disciplinaire 41
2. Rappels de théorie des jeux 45
   - Modèle conservateur 46
   - Modèle de Stackelberg 47
   - Modèle de Nash 48
   - Modèle de Pareto (coopératif) 48
3. Stratégies de décomposition 49
   - Décomposition par domination : résolution séquentielle 50
   - Décomposition par collaboration : résolution parallèle 51
4. Critères de qualité des décompositions 57
   - Conclusion sur les décompositions 60

C. Processus de conception RENAULT et stratégie First Design 61
1. Organisation RENAULT 61
2. Exemple de cycle de développement produit chez RENAULT 64
3. Difficultés et voies d'amélioration 68
4. Méthodologie FIRST DESIGN (FD) 70
- Robustesse des modèles 70
- Robustesse des solutions 72
- Synthèse de la méthodologie 73

Conclusion 76

Bibliographie 77

III Etat de l'art en optimisation 83

A. Optimisation Monocritère 85
1. Méthodes locales 85
- Avantage : 85
- Inconvénients : 86
2. Méthodes globales 86
- Les algorithmes génétiques 87
- Le Recuit Simulé 87
- Les algorithmes multistart 87

B. Optimisation multicritères 88
1. Concept d'optimalité de Pareto 88
2. Algorithmes multicritères 91
- Algorithmes basés sur l'optimalité de Pareto : 91
- Agrégation d'objectifs 92

C. Les modèles simplifiés 95
3. Les modèles physiques : 96
4. Les modèles statistiques (métamodèles) : 97
- principes de construction 97
- Modèles linéaires 100
- Les modèles non-linéaires 103
5. Mélange d'approximations 108
- Approximation Management Framework (AMF) 109
- Mélange d'experts 111

D. Etat de l'art en optimisation de forme 113
1. Paramétrage 113
2. Résolution numérique : 114
- Les méthodes de variation de frontière 114
- Relaxation et homogénéisation 114
- Méthodes de lignes de niveaux 115
- Algorithmes génétiques 115
3. Application au crash 116

Conclusion 117

Bibliographie 119

IV Optimisation de Forme d'un Capot pour le Choc Piéton 127

A. Conception fonctionnelle du capot 129
1. Déploiement du cahier des charges du véhicule au capot 129
2. Contraintes de collaboration DIM / DICAP 131
   - Définition de la 'nappe piéton' 131
   - Modèle de déploiement DPC 132
   - Critique du modèle de déploiement 133
3. Contraintes de collaboration Design / DICAP 135
4. Contraintes organiques DICAP 135
   - Contraintes de fabrication 136
   - Contraintes de décomposition du problème 137
5. Cahier des charges organique 137

B. Conception organique du capot piéton par optimisation de forme 139
1. L'application choc piéton 139
2. Recherche d'une formulation intéressante du problème d'optimisation de forme. 142
   - Formulation de base du problème d'optimisation 142
   - Les différents paramétrages envisagés 146
   - Utilisation de plusieurs paramétrages ? 149
   - Paramétrage évolutif 153
3. Validation progressive des géométries 155
   - Notion de répétabilité 155
   - Positionnement de la tête 156
4. Description de la boucle d'optimisation 156
   - Présentation de la boucle d'optimisation 158
   - Variables de conception 159
   - Objectifs normalisés 160
   - Amélioration des prestations 161
   - Amélioration des modèles statistiques 161
   - Amélioration de la répétabilité 162

C. Résultats 164

Conclusion 168

V Etat de l'art en Robustesse 171

A. De la conception déterministe à la conception robuste 173

B. Robustesse des objectifs 176
1. Espérance de l'objectif 176
2. Moyenne et dispersion : 176
3. Méthodes d'évaluation de la dispersion 177
   - Méthode de Monte Carlo (MC) : 177
   - Moment Matching Formulation (MMF) : 178
   - Méthode d'estimation par points (PEM) : 180
   - Méthode d'égalité des moments (UT) : 180

C. Fiabilité des contraintes 182
1. Formulations en contraintes max : 184
   - Worst Case Analysis (WCA) : 184
   - Corner Space Evaluation (CSE) : 185
   - Variation Patterns Formulation (VPF) : 186
2. Formulations de type fiabiliste : 187
   - Fiabilité de type '6 σ' : 187
   - Most Probable Point (MPP) : 187

3. Comparaison des méthodes de fiabilité 189

D. Conception robuste en crash 191
1. Application au crash 192
   - Simplification de l'espace de conception 192
   - Plans d'expériences et surfaces de réponses 193
   - Méthode de recherche aléatoire 194
2. Critique des méthodes de conception robuste : 196

Conclusion 198

Bibliographie 199

VI Robustesse en choc frontal 205

A. Conception d'un véhicule pour le choc frontal 207
1. Conception fonctionnelle 207
   - Scénario de crash 208
   - Modèle fonctionnel 208
2. Conception organique 210
   - Recherche d'une solution optimale 210
   - Validation de la robustesse 211
3. Propositions d'améliorations 211

B. Conception robuste par l'étude des scénarios de crash 213
1. Principe de fonctionnement 213
2. Justifications de l'approche 215
3. Définition de l'étude 216
   - Sources de dispersions 216
   - Variables de conception 217
   - Objectifs 220
4. Estimation de la robustesse des Prestations 220
   - Notion de répétabilité 220
   - Notion de trajectoire 222
   - Notion d'événement 225
   - Estimation de la répétabilité 229
   - Estimation de la robustesse des prestations 231
5. Elimination des sources d'instabilité 233
   - Outils commerciaux de détection des instabilités 233
   - Notion de chemin d'effort 235
   - Construction de chemins d'effort 236
   - Construction de l'arbre de défaillances 240
6. Résultats et perspectives 242
   - Analyse des causes de défaillances 242
   - Amélioration de la robustesse 246

Conclusion 248

Conclusion 251

Annexe 1 : Exemple d'arbre de défaillance 255

Liste des figures

1.1	Comparaison de l'effet d'une variation Δx d'un paramètre de conception sur une prestation suivant que l'on retienne une solution optimale ou robuste	11
1.2	Dispersion des prestations lorsqu'on tient compte de la dispersion des facteurs de conception	12
1.3	Différents scénarios de ruine pour un longeron a) flambement b) ruine en accordéon	17
1.4	Phénomène de bifurcation d'une prestation crash en fonction d'un paramètre	17
2.1	Exemple de cycle de vie d'un système	27
2.2	Intégration des disciplines pour converger vers un bon compromis entre enjeux et contraintes des parties prenantes	28
2.3	Avec l'IS le coût global du cycle de vie est anticipé très en amont	29
2.4	Les 3 phases d'un processus de développement	30
2.5	Les composantes de la mise en œuvre « intégrée » du développement d'un système	32
2.6	Décomposition d'un système par L'IS	33
2.7	Cycle en V de l'Ingénierie Système	35
2.8	Les étapes de déploiement du cahier des charges lors de la descente du cycle en V	37
2.9	Schéma fonctionnel d'une analyse disciplinaire	41
2.10	Schéma fonctionnel d'une optimisation mono disciplinaire	42
2.11	Schéma fonctionnel d'une analyse multi disciplinaire, illustration des couplages entre disciplines	42
2.12	Schéma fonctionnel d'une optimisation multi disciplinaires non	43

	décomposée – formulation MDF	
2.13	Illustration du concept de 'faisabilité couplée' de 2 disciplines	45
2.14	Illustration des différentes solutions suivant la stratégie de résolution retenue	49
2.15	Schéma fonctionnel de décomposition du problème MDO suivant un schéma de domination	51
2.16	Schéma fonctionnel de la stratégie AAO	52
2.17	Schéma fonctionnel de la décomposition IDF	53
2.18	Schéma fonctionnel de la décomposition CO	54
2.19	Schéma fonctionnel de la décomposition CSSO	55
2.20	Schéma fonctionnel de la décomposition OLD	56
2.21	Classement des stratégies de décomposition suivant la faisabilité des solutions proposées au niveau système.	59
2.22	Organisation hiérarchique des directions RENAULT lors d'un projet véhicule	62
2.23	Principales étapes et décisions prises lors du développement du capot X91 pour le choc piéton.	67
2.24	Schéma de fonctionnement du déploiement de cahier des charges a) dans le cadre traditionnel RENAULT, b) conformément à la stratégie First Design	71
3.1	Réduction de l'espace de conception par les contraintes et front de Pareto dans l'espace des solutions (partie surlignée)	89
3.2	Difficultés d'estimation de l'espace des solutions admissibles dans le cas d'un ensemble de solutions non convexe	90
3.3	Remplacement d'un code d'analyse par un modèle simplifié	95
3.4	Illustration des difficultés de modélisation d'une réponse. Le calcul des coefficients à partir de l'échantillonnage d'apprentissage peut donner une représentation fausse de la courbe de réponse.	98
3.5	Exemple de termes de base du modèle Polymars	104

3.6	Méthode de construction d'un modèle lolimot	106
3.7	Réseau de neurones a) schéma fonctionnel d'un neurone, b) exemple de réseau de neurones	107
3.8	Principe du schéma AMF	109
4.1	Les différents cas de chocs de la norme de protection des piétons	127
4.2	Cahier des charges déployé du choc piéton pour le véhicule B91	133
4.3	Différentes parties du capot à concevoir	138
4.4	Illustration des boites de morphing ANS	143
4.5	Modèle de morphing ANSA du capot	144
4.6	Précision du paramétrage de forme en fonction du nombre de paramètres	145
4.7	Différentes 'formes solutions' et leurs paramètres	146
4.8	Estimation des fréquences propres caractéristiques du choc à partir de la courbe de décélération de la tête	148
4.9	Paramétrages de forme d'une doublure de capot par ondelettes (1824 coefficients à gauche, 941 coefficients à droite)	149
4.10	Recherche d'équivalences entre paramétrage par formes solutions et paramétrage par modes vibratoires	151
4.11	Schéma de principe du mélange de paramétrages	152
4.12	Illustration du principe de paramètre fictif	154
4.13	Répartition des positions d'impact sur le capot	155
4.14	Boucle de génération de modèles de simulation	157
4.15	Boucle d'optimisation pour l'optimisation de forme du capot piéton	158
4.16	Algorithme de tri de l'amélioration de la répétabilité	162
4.17	Représentation des performances des 310 géométries : a) nombre de tirs effectués, b) Enfoncement normalisé, c) HIC normalisé.	164
4.18	Qualité des modèles statistiques d'enfoncement : configuration initiale	165
4.19	Qualité des modèles statistiques d'enfoncement : configuration rectifiée	166

5.1	Schéma de principe d'un système S	173
5.2	Problématique de l'évaluation de la robustesse	174
5.3	Illustration du compromis optimalité/robustesse. La solution X2 est plus optimale (f(X2)<f(X1)), mais moins robuste que la solution X1 (Δf(X1)< Δf(X2))	177
5.4	Illustration de la formulation en contrainte max	183
5.5	Illustration de la formulation fiabiliste	183
5.6	Formulation Corner Space Evaluation	185
5.7	Formulation Variation Pattern	186
5.8	Illustration du MPP dans l'espace normal standard	188
5.9	Tableau comparatif des propriétés des formulations de robustesse	190
5.10	Schéma de principe de l'optimisation robuste sous sa forme la plus simple	191
5.11	Dépendance de la position du meilleur point optimal et robuste en fonction des distributions et corrélations entre variables de conception	193
5.12	Progression d'une optimisation avec la méthode Return Mapping (extrait de [97])	195
5.13	Différents modes de ruine d'un longeron et effet sur les l'énergie absorbée et le déplacement (extrait de [88])	196
6.1	Modèle de simulation crash (vue de dessus)	205
6.2	Modèle masse-ressort de pré dimensionnement	209
6.3	Estimation de la décélération du pied milieu avec le modèle masse-ressort	209
6.4	Schéma de principe de la méthodologie de conception robuste par l'étude des scénarios de crash	214
6.5	Introduction de variables physique intermédiaires dans les études de robustesse	215
6.6	Utilisation des données issues d'un calcul crash	216

6.7	Périmètre de l'étude : 18 pièces dont les caractéristiques changent (épaisseurs, matériaux)	218
6.8	Récapitulatif des variables stochastiques de l'étude	219
6.9	Distribution des épaisseurs dans l'intervalle de tolérance et variations extrêmes des propriétés matériaux.	220
6.10	Pièces dont on relève les positions et les énergies au cours du choc (vue de côté)	223
6.11	Trajectoires de position - a) positionnement des points sur le longeron, b) évolution de la coordonnée X au cours du choc	223
6.12	Sections d'efforts enregistrées au cours du choc (vue de dessus)	224
6.13	Energie interne des pièces de la voie longeron au cours du temps et pour plusieurs simulations	224
6.14	Vue de dessus du longeron avant. Fléchissement en départ R2 autour de l'amorce lorsqu'il est soumis à un effort de compression	228
6.15	Vue de côté de la superstructure du véhicule, avant et après flexion du montant de baie	228
6.16	Effet des niveaux de dispersions des variables de conception sur les prestations. De gauche à droite : 1/100ème de l'intervalle de tolérance (IT) et 1/1000ème IT. - a) intrusion 'passage de roue' b) intrusion montant de baie	230
6.17	Comparaison des niveaux de dispersion des prestations lorsque les facteurs sont dispersés. De gauche à droite : intervalle de tolérance (IT),, 1/100ème IT et 1/1000ème IT. a) intrusion 'passage de roue' b) intrusion montant de baie 229	232
6.18	Comparaison de l'intrusion d'un essai dispersé (trait fin bleu) au scénario de référence (trait rouge épais)	233
6.19	Visualisation issue du logiciel de l'université de Stuttgart. Les zones rouges sont les plus disperses	234
6.20	Visualisation issue de DiffCrash et principe de recherche de l'origine des différences entre simulations	235

6.21	Véhicule X74, a) modèle éléments finis, b) structure poutre associée	237
6.22	Algorithme de recherche des causes d'instabilité	241
6.23	Ressort de mesure de l'intrusion coude avec les pièces de la structure équipées de capteurs de position	243
6.24	Illustration d'une branche de l'arbre des causes	244
6.25	Représentation de la traverse avant et de la crash box	245
6.26	Comparaison de la dispersion a) pour tous les essais réalisés, b) pour les essais où la crash box reste dans le scénario de référence	245

I MISE EN SITUATION

La conception d'un système complexe tel qu'une automobile est très délicate. On ne peut pas dimensionner le produit d'un seul coup car il comporte des milliers de pièces qui remplissent de nombreuses fonctions et interagissent fortement. Ce mémoire aborde le problème de la conception des produits complexes par simulations numériques. Pour concevoir ce type de produits, le problème de conception doit être décomposé. Les stratégies de décomposition visent 2 objectifs : l'obtention d'une solution pour chaque sous système, et l'assurance que les sous systèmes, une fois assemblés, permettent de respecter le cahier des charges du produit. Les nouveaux outils d'optimisation et de robustesse peuvent faciliter la convergence du problème de conception.
Ces travaux ont été menés chez le constructeur automobile RENAULT, dans le service chargé de dimensionner la caisse du véhicule (service 65301 de la Direction de l'Ingénierie de la Caisse Assemblée Peinte). Deux cas concrets sont étudiés pour illustrer nos propos. Ils concernent tous les deux l'amélioration des performances d'un véhicule en crash. La première application est l'optimisation de forme d'un capot pour le choc piéton, et la deuxième l'amélioration de la robustesse d'un véhicule en crash frontal. Ces applications ont été retenues car les fortes non linéarités de la dynamique rapide et le coût des simulations ne permettent pas l'utilisation des outils classiques d'optimisation et de robustesse. Nous avons dû utiliser la physique du problème, l'expérience de l'utilisateur et des stratégies originales pour proposer des solutions a moindre coût.

Dans ce premier chapitre, nous cherchons à donner une vision d'ensemble du problème au lecteur. Nous rappelons le contexte très concurrentiel de la conception automobile qui pousse les constructeurs à améliorer la qualité et les performances de leurs véhicules. Nous présentons ensuite les récentes évolutions des outils de modélisation et d'aide à la conception qui peuvent aider les concepteurs dans leur quête de solutions toujours plus performantes. Ces nouveaux outils permettent notamment d'envisager une conception entièrement automatisée. Nous insistons enfin sur les difficultés de notre étude, à savoir les fortes non linéarités et le coût des simulation de crash, les nombreuses incertitudes qui

entachent les résultats des simulations, et la complexité du produit automobile. Cette complexité nécessite la mise en place d'une approche globale de la conception permettant d'aboutir à des solutions performantes et robustes.

Le chapitre II présente une étude des différentes stratégies de conception. Le cadre de référence de la conception des produits complexes est l'Ingénierie Système. Cette méthodologie basée sur une décomposition hiérarchique du produit permet de gérer l'ensemble des étapes de la vie d'un système, de sa conception à sa destruction. Un rapide rappel de théorie des jeux met en évidence la sous optimalité des solutions obtenues par décomposition hiérarchique et la nécessité de rechercher des compromis entre les sous problèmes de conception. De nombreux travaux regroupés sous l'appellation Multi Disciplinary Optimization (MDO) ont étudié l'influence des modes de communication entre les sous systèmes. A la lumière de ces méthodes, nous analysons l'organisation de la conception RENAULT à travers l'exemple d'un capot pour le choc piéton. Cette étude met en évidence les itérations de conception qui ralentissent la recherche de solution et la nécessité d'introduire des objectifs de robustesse à tous les niveaux de la conception. Ces préconisations sont regroupées dans une stratégie de conception robuste appelée FIRST DESIGN.

La première application de ces travaux concerne l'optimisation de forme d'une doublure de capot piéton. Le chapitre III présente un état des lieux des outils d'optimisation mono et multi critères. On y présente également les surfaces de réponses et les plans d'expériences qui nous seront d'une grande aide pour maîtriser le coût et les délais de conception. Nous présentons enfin les particularités de l'optimisation de forme et notamment le grand nombre de variables de conception. Traditionnellement, cette complexité est surpassée en utilisant des algorithmes d'optimisation basés sur le gradient. Cette information n'étant pas fournie par les codes de calcul crash, nous devrons développer des stratégies d'économies de simulations pour résoudre notre problème.
Dans le chapitre IV, nous passons à l'action et proposons des améliorations du cycle de conception utilisé chez RENAULT. L'analyse des phases amont de conception révèle quelques faiblesses qui impactent directement le cahier des charges organiques du capot.

Cette observation souligne la grande influence des phases de conception fonctionnelle qui permettent de répartir les efforts de conception entre les différents sous systèmes. Ces compromis sont très importants pour assurer la convergence de la conception organique. Dans une seconde partie, nous développons un outil de conception générique permettant d'utiliser les nouveaux outils de modélisation et d'optimisation pour la recherche de solutions organiques. Nous développons un paramétrage original et une stratégie de validation progressive des géométries pour économiser des simulations et rendre compatibles les délais de conception avec ceux du projet véhicule.

La seconde application concerne la recherche d'un outil de conception robuste en crash frontal. Le chapitre V présente un état des lieux des méthodes de conception robuste. Elles sont utilisées pour trouver des solutions non seulement performantes, mais également robustes au diverses sources d'incertitudes (indétermination du produit dans les phases amont de la conception, tolérances de fabrication, diversité des cas d'utilisation). Ces méthodes permettent la reformulation des objectifs et des contraintes du problème sous forme robustes. Vu le coût de ces procédures, la majorité des travaux de recherche s'est concentrée sur l'évaluation de la robustesse à moindre coût, notamment par des hypothèses de régularité des fonctions objectifs et contraintes. Ces stratégies ont été assez peu appliquées au crash à cause du coût des simulations. Elles ont aussi été beaucoup critiquées car les performances crash sont fortement non linéaires et ne respectent pas les hypothèses de régularité. De plus, ces stratégies ne sont pas capables d'identifier les instabilités de la structure qui ont une influence prépondérante sur la robustesse des prestations en crash.
Forts de ces enseignements, nous analysons le processus de conception robuste en choc frontal chez RENAULT dans le chapitre VI. Ce processus repose sur la définition d'un scénario de crash qui programme le mouvement des principales pièces de la structure pour maximiser la distance d'arrêt du véhicule et réduire les décélérations subies par les passagers. Puis nous proposons une stratégie originale de conception robuste. Elle se compose de deux boucles imbriquées : une boucle d'évaluation de la robustesse des prestations, et une boucle d'identification des sources d'instabilités de la structure. Ces instabilités se propagent dans la structure et dispersent les prestations. En les supprimant,

on améliore ainsi la robustesse des performances en crash. Pour résorber ces instabilités, on propose notamment l'utilisation de l'outil d'optimisation de forme présenté au chapitre IV.

Les outils développés dans ces travaux sont voués à être utilisés par les concepteurs des projets véhicule. Ces utilisateurs ne possédant pas de connaissances particulières en statistiques, nous devons effacer autant que possible les outils statistiques proposés au profit du problème à traiter et des solutions proposées. Nous essayons ainsi de proposer des stratégies compatibles avec les délais de conception et permettant de tirer profit de l'efficacité des outils statistiques ainsi que de l'expérience des concepteurs.
Ces contraintes de temps, d'organisation et de simplicité plaident pour le développement d'applications métier associées à des problèmes identifiés. C'est dans cet esprit que sont menés ces travaux.

A. Les nouveaux défis de la conception

La mondialisation des échanges exerce une pression commerciale forte sur les entreprises. Cette pression est particulièrement forte dans les pays développés qui doivent faire face à la concurrence de pays émergents qui proposent des produits performants et bon marché. Dans ce contexte, la compétitivité des entreprises passe par trois axes d'amélioration majeurs :

- la diminution des délais de conception,
- la diminution des coûts,
- l'amélioration de la qualité du produit (au sens de performance et de robustesse).

1. Réduction des délais de conception

Pour les entreprises, la réduction des délais de conception met clairement en avance deux avantages :

- une **réactivité à la demande** du marché :

  Les entreprises doivent renouveler de plus en plus vite leurs produits pour rester en phase avec les attentes des consommateurs. Les services commerciaux multiplient les études marketing pour s'informer des derniers besoins des clients. A partir de ces informations et en fonction de la politique commerciale de l'entreprise, on définira les cahiers des charges des produits. La réduction des délais de conception contribue à la flexibilité de l'entreprise en lui autorisant une plus grande réactivité au marché.

- une **diminution des risques financiers** :

  D'autre part, diminuer les délais de conception permet également de diminuer les risques liés à un projet donné en réduisant son retour sur investissement. Les entreprises peuvent ainsi plus facilement s'autoriser des politiques audacieuses et conquérir de nouveaux marchés.

2. Réduction des coûts

La maîtrise des coûts de développement et de production se traduit essentiellement par la standardisation des outils de conception, des procédés de fabrication et des composants d'un véhicule. Elle permet de réaliser des fortes économies d'échelle qui augmentent la rentabilité des projets.

Dans le secteur automobile, on a notamment vu apparaître le concept de plateforme commune à plusieurs véhicules. Du point de vue du concepteur, la plateforme apparaît comme une structure maîtresse qui doit assurer des comportements toujours acceptables malgré la variabilité des structures et des équipements qui sont greffés dessus.

Une autre voie de standardisation est dénommée le 'carry over'. Cette action consiste à récupérer tout ou partie de la conception d'un modèle pour le véhicule remplaçant. On peut ainsi récupérer certains outils ou procédés de fabrication qui seront d'autant mieux maîtrisés et rentabilisés.

3. Amélioration de la qualité

La qualité d'un produit est un concept qui traduit la satisfaction de l'utilisateur. Etant donnée la diversité des clients, elle peut revêtir une large gamme de significations. Cependant, on peut la décomposer en 3 axes principaux :

- l'**accroissement de la performance** :

Dans le secteur automobile, l'amélioration des performances est liée à l'introduction de solutions innovantes concernant des matériaux, des procédés de fabrication ou des systèmes mécatroniques. Elle permet d'entretenir l'image de marque de l'entreprise et de lui assurer l'obtention de marchés à plus forte valeur ajoutée. Mais le prix à payer pour ces progrès est l'augmentation de la complexité des systèmes, ce qui nécessite le développement d'outils de conception adaptés.

- la **robustesse de la performance** :

La qualité d'un produit peut également signifier assurer que tous les produits fabriqués présentent la même performance. Pour cela, les objectifs de robustesse doivent être pris en compte lors de la conception du produit. Il est d'usage de croire qu'un produit de

qualité coûte plus cher à produire. Pourtant, le coût de fabrication d'un produit est directement lié aux intervalles de tolérance des paramètres définissant le produit. Plus les tolérances sont faibles, plus le coût est élevé. Ainsi, améliorer la qualité d'un produit au sens de la stabilité de ses prestations permet d'autoriser de plus grandes tolérances de fabrication, et ainsi de réduire grandement son coût de fabrication.

- l'**assurance de la performance** :

La qualité peut enfin se traduire en exigences de sécurité. La sécurité de l'utilisateur passe par l'assurance que le système (un véhicule ou l'un de ses composants) fonctionne correctement malgré la variabilité du produit et des conditions d'utilisation.

Les deux derniers aspects de la qualité associés à la robustesse et à la fiabilité du produit mettent en avant la variabilité des produits. Pour un véhicule automobile, on peut lister les sources de variabilité suivantes :

- les sources extérieures au produit :
  - en phase très amont du projet, la déclinaison des véhicules dans des configurations différentes (cabriolet, break, coupé ...) et avec des options différentes (moteur, ABS, climatisation, diamètre de jante ...).
  - pour un modèle de véhicule donné, les conditions d'utilisation, telles que les conditions climatiques (vent, adhérence) ou le chargement du véhicule (nombre de passagers, bagages, galerie sur le toit, remorque ...)
  - la dispersion des jugements dans l'évaluation de la qualité du véhicule.
- Les sources intérieures au produit :
  - tout au long du processus de conception, l'évolution des paramètres au cours même de la vie du projet suite à diverses ``négociations'' entre les différents services et à l'ajout de certaines pièces absentes du cahier des charges initial. Il est à noter que cette source d'incertitudes diminue progressivement au cours du projet, jusqu'à disparaître complètement lorsque le produit est entièrement défini.
  - la dispersion existante au niveau du processus de fabrication (tolérances sur les fournitures) et d'assemblage (précision des hommes et machines).

- le vieillissement des organes dont les caractéristiques peuvent évoluer au cours de la vie du véhicule (écrouissage des matériaux ...).
- le changement de certaines pièces ou organes au cours de la vie du véhicule aux caractéristiques de conception parfois différentes de celles d'origine (comme les pneumatiques).

Etant donné le caractère contradictoire du triptyque qualité/coût/délais, les entreprises n'auraient pas pu relever ces défis sans l'avènement de nouveaux outils de conception.

B. Du prototype physique au prototype numérique

La conception d'un produit est un processus itératif. La première étape est de savoir évaluer ses performances, la deuxième de faire évoluer sa définition pour que ses performances correspondent aux objectifs de conception.

1. Outils d'évaluation de la performance

Traditionnellement, pour évaluer la performance d'un système, on utilisait le retour d'expérience et des tests sur des prototypes physiques.

Ces dernières années ont vu le développement des simulations de type éléments finis, éléments de frontière ou SPH. Elles permettent de simuler une large gamme de phénomènes physiques. La démocratisation des codes de calcul n'aurait pu se faire sans l'augmentation de la puissance de calcul et le développement des techniques de parallélisation des calculs. Grâce à ces évolutions, les temps de calcul ont grandement diminué et deviennent compatibles avec les délais relativement courts des projets véhicules. Cependant la confiance dans les simulations numériques n'est pas encore assez grande pour totalement éradiquer les tests physiques. Ainsi, en phase de validation finale du produit, ou pour certaines prestations mal simulées, les prototypes physiques sont encore préférés. Mais pour toutes les étapes de dimensionnement du système, le prototypage numérique est utilisé car il permet d'améliorer fortement le coût et les délais de conception.

Dans ces travaux, on cherchera à définir un processus de conception utilisant au mieux ces moyens de simulations. On ne cherchera pas à en améliorer la qualité. Ces moyens de simulations seront de notre point de vue une sorte de boite noire à laquelle on fournit un jeu de variables de conception et qui fournit en retour une estimation des prestations.

2. Outils d'amélioration de la performance

Une autre révolution en conception est l'utilisation de techniques statistiques qui assistent le concepteur dans sa recherche de solution. Il a été prouvé qu'au-delà d'une dizaine de variables, le cerveau d'un humain normalement constitué ne pouvait intégrer l'ensemble des interactions entre ces variables. La grande complexité des véhicules automobiles, renforcée par la complexité croissante (en nombre de degrés de liberté et d'objectifs) des systèmes à dimensionner, rend nécessaire l'utilisation d'outils statistiques pour orienter la recherche de solution. On peut distinguer 3 grands types d'outils :

- les outils d'optimisation pour la recherche du jeu de paramètres qui satisfait au mieux les nombreuses contraintes et prestations du cahier des charges,
- les outils d'évaluation de la robustesse pour estimer la qualité d'une solution,
- les outils de modélisation statistique (plans d'expériences et surfaces de réponses) pour extraire l'information juste nécessaire d'une fonction inconnue et compliquée.

Les outils d'**optimisation** (voir chapitre 3) sont des procédures informatiques itératives pour lesquelles on définit des variables X que l'on peut faire varier dans un domaine de variation D, des contraintes g à respecter et des objectifs f à atteindre. Le problème mathématique peut s'écrire de la façon suivante :

$$\text{Trouver } x_0 \in D \text{ tel que } \begin{cases} f(x_0) = \min_{x \in D}(f(x)) \\ g(x_0) > 0 \end{cases}$$

A chaque itération, la procédure d'optimisation choisit un jeu de paramètres suivant une stratégie de décision particulière à chaque algorithme d'optimisation. On évalue ensuite la performance et les contraintes du système ainsi défini. Dans notre cas, l'évaluation est réalisée à partir de simulations numériques. En fonction du résultat, l'algorithme choisira un nouveau jeu de paramètres jusqu'à la satisfaction d'un critère d'arrêt : objectifs atteints, convergence de l'optimisation ou épuisement du budget de simulations. Il est à noter qu'il existe une grande variété de stratégies d'optimisation. L'adaptation de cette stratégie au problème est un point essentiel qui aura une grande influence sur l'optimalité de la solution trouvée et le coût de la recherche.

En sortie des algorithmes d'optimisation, on obtient un jeu de paramètres de conception qui garantit le 'meilleur' comportement connu du système. Lors de la fabrication du produit, les paramètres de fabrication sont conformes à cette solution optimale, mais aux tolérances de fabrication près. Se rapprocher au mieux de cette conception idéale a un coût financier, celui d'une fabrication très précise, et les procédures d'optimisation ne maîtrisent pas la dégradation des prestations liées à cet écart. C'est pourquoi est apparue la notion de robustesse : on préfère une solution moins performante mais peu sensible aux incertitudes (voir figure 1.1).

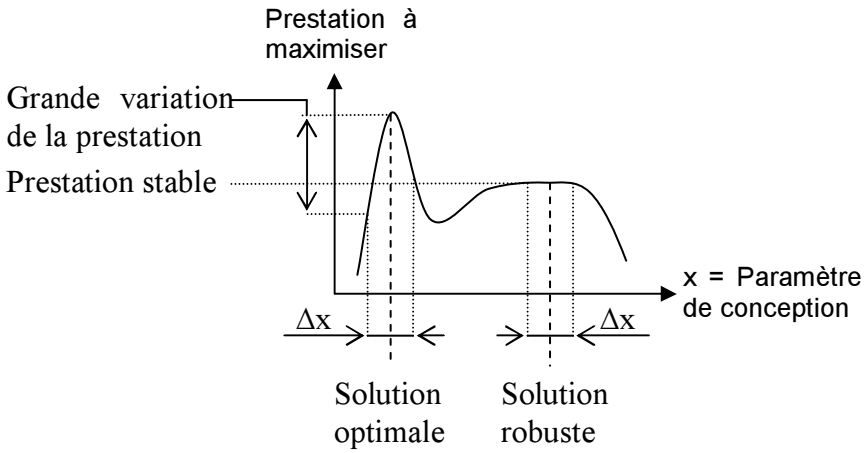


Fig 1.1 : Comparaison de l'effet d'une variation Δx d'un paramètre de conception sur une prestation suivant que l'on retienne une solution optimale ou robuste

La notion de robustesse a été introduite par le consultant japonais Taguchi [1] [2] dans le milieu des années 80. L'évaluation de la robustesse consiste à quantifier la dispersion d'une prestation lorsqu'on tient compte de la dispersion de ses paramètres de conception (voir figure 1.2). Elle sert à s'assurer du respect d'un cahier des charges malgré les variabilités de fabrication et d'utilisation du produit. Suivant les priorités, on sera peut être amené à préférer une solution moins performante mais plus robuste. De nombreuses techniques d'évaluation de la robustesse ont vu le jour suite à ces travaux, mais la plupart sont basées sur des estimations de type Monte Carlo ou des développements en série de Taylor (voir chapitre V) qui sont coûteuses en nombre d'évaluations de la fonction

objectif. La plupart des travaux menés dans ce domaine visent à réduire le coût des procédures d'évaluation de la robustesse en conservant une précision suffisante.

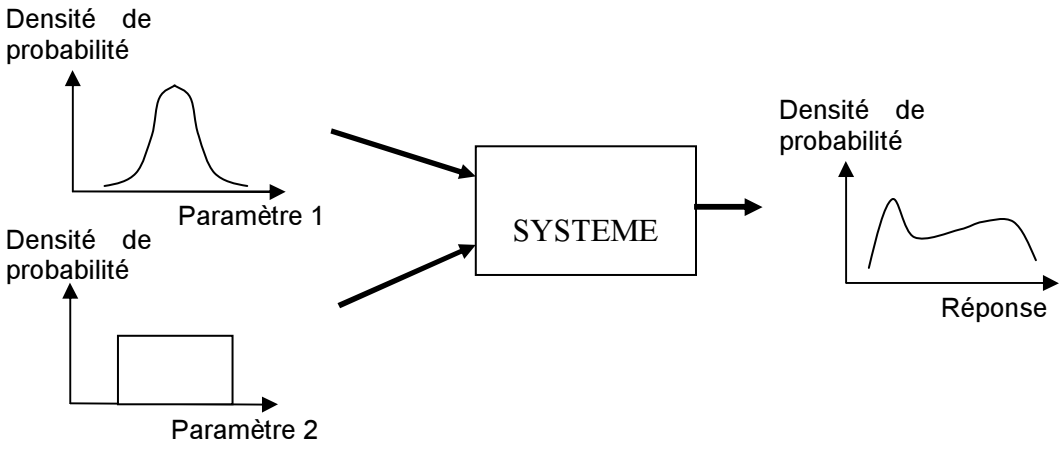


Fig 1.2 : Dispersion des prestations lorsqu'on tient compte de la dispersion des facteurs de conception

Une fois que l'on sait évaluer la dispersion d'une prestation, on peut se fixer des objectifs de dispersion. On parle alors de **conception robuste** car on ne cherche plus simplement à améliorer la moyenne de la prestation, mais aussi sa dispersion. Il est intéressant de noter que robustesse et performance d'une solution sont souvent des objectifs contradictoires. La conception robuste d'un système apparaît donc comme la recherche d'un compromis entre performance et robustesse. Dans ce domaine, on distingue 2 types de préoccupations :

- lorsqu'on cherche simplement à minimiser la variance d'une prestation malgré la dispersion des variables de conception ou des conditions d'utilisation, on parle de **robustesse**.
- lorsqu'on veut qu'un certain pourcentage de la population des produits respecte une contrainte, on parle de **fiabilité**. On cherche alors à estimer la probabilité de défaillance du produit par rapport à une contrainte.

Il faut noter que les méthodologies de conception robuste peuvent se révéler très coûteuses car à chaque étape de l'optimisation, il faut évaluer la moyenne mais aussi la dispersion de la fonction objectif, ce qui peut nécessiter un grand nombre de simulations. Pourtant, compte tenu des enjeux industriels et du potentiel d'une démarche qualité au niveau de la conception, un grand nombre de stratégies de conception robuste ont récemment vu le jour, en assemblant différemment les briques élémentaires que sont les procédures d'optimisation et d'évaluation de la robustesse. Les travaux se sont concentrés sur les stratégies d'optimisation multi disciplinaires (Multi Discipline Optimization), sur le chaînage de simulations plus ou moins précises (Multi Scale Optimization), ou sur l'obtention à moindre coût de solutions robustes (Robust Based Design Optimization) (voir chapitre II).

Que ce soit pour l'optimisation, l'évaluation de la robustesse ou la conception robuste d'un produit, le nombre d'évaluations de la fonction objectif ou de la fonction contrainte peut rapidement se révéler prohibitif (en coût ou en délais). On a ainsi vu le développement des **surfaces de réponse**. Cette technique consiste à réaliser un modèle statistique de la fonction à partir de quelques points connus. Ce modèle analytique remplace ensuite les simulations onéreuses au cours du processus d'optimisation. Diverses surfaces de réponse ont été développées et se distinguent par leur aspect local ou global et plus ou moins linéaire. Tous ces modèles sont construits à partir d'essais d'apprentissage, c'est-à-dire d'évaluations réelles de la fonction objectif. L'organisation de ces essais est primordiale pour la qualité du modèle. Grâce aux plans d'expériences, on peut maximiser la qualité des modèles (voir chapitre III).

3. Conséquences pour la méthode de conception

Ces évolutions ouvrent la voie vers un cycle de conception entièrement automatisé. C'est ainsi qu'on a récemment vu l'apparition de logiciels de pré et post traitement automatisables. Ces logiciels étaient le chaînon manquant pour pouvoir interfacer les simulations éléments finis avec les algorithmes d'optimisation et de robustesse.

Compte tenu des enjeux industriels et du potentiel d'une démarche qualité au niveau de la conception, un grand nombre de stratégies de conception ont récemment vu le jour.
Cependant, même si ces travaux font clairement apparaître l'optimisation de la robustesse et de la fiabilité des produits, ils ne s'inscrivent pas dans une véritable démarche de conception englobant la cinétique du projet définie par le cycle en V de l'ingénierie système. Ces outils d'aide à la conception correspondent à des algorithmes plus ou moins efficaces capables de détecter les valeurs optimales des paramètres associés à une solution ``produit'' clairement identifiée. Ils n'intègrent pas les phases avant projet du développement des produits. Cette phase de recherche de solutions fonctionnelles est pourtant décisive dans l'obtention de solutions performantes et robustes. Il devient indispensable de repenser les stratégies de conception en mettant à profit les innovations technologiques et organisationnelles dès le début du projet. C'est dans ce but que nous proposerons la méthode FIRST DESIGN pour concevoir à coup sûr et à coût faible les produits, même s'ils sont complexes.

C. Contexte général de conception

Les outils d'optimisation et de robustesse sont de formidables aides pour explorer un domaine de conception et améliorer la qualité d'une conception. Pourtant, ils doivent être utilisés à bon escient pour en tirer le meilleur profit. Dans ce paragraphe, nous listons les conditions environnementales des travaux de recherche qui ont nécessité une attention particulière lors de la conception des outils proposés. Cette analyse du contexte est essentielle pour obtenir des outils et des stratégies de conception efficaces et industrialisables.

Tout d'abord, nous verrons comment les contraintes industrielles peuvent influencer la conception et ses outils. Nous verrons également que le domaine de la dynamique rapide comporte des difficultés intrinsèques. Enfin, nous listerons les principales sources d'incertitudes qui ralentissent la recherche de solutions.

1. L'automobile, un produit complexe

Un véhicule est un produit extrêmement complexe à concevoir et à réaliser. Il se compose de plusieurs milliers de pièces qui participent aux différentes prestations du véhicule : confort, sécurité, ergonomie, performances routières (structure et mécanique). Rien que pour les prestations crash, on peut dénombrer une dizaine de cas de choc différents, chacun évalué sur la base de multiples critères. Les contraintes de fabrication sont également très fortes et doivent être prises en compte tout au long de la conception du véhicule. De plus, l'automobile s'est enrichie de fonctions de gestion de l'information et de pilotage qui représentent désormais un tiers du coût du véhicule.

Dans le même temps, la clientèle passe d'un marché de demande à un marché d'offre alimenté par une concurrence effrénée entre les constructeurs : c'est désormais l'offre qui génère le besoin. En conséquence de la floraison de l'offre, il s'avère que l'image de la qualité ne suffit plus. Les modèles de véhicules, soumis à des phénomènes de mode, vieillissent plus vite qu'avant. Il faut renouveler l'offre rapidement et se différencier de la

concurrence. Alors que cette différenciation portait essentiellement sur les performances routières, elle porte désormais de plus en plus sur l'aspect esthétique, les innovations et de nouvelles prestations. On remarque notamment que le marché de l'électronique grand public impose l'intégration de plus en plus d'outils nomades dans les véhicules (GPS portable, liaisons sans fil, …).
Ce défi concurrentiel s'accompagne naturellement d'une nécessité de réduire les coûts et les délais alors que les exigences, en terme de prestations, ne font que s'accroître. La gestion d'un projet véhicule dans cet environnement impose d'aller toujours plus vite, et de mettre sur le marché un véhicule satisfaisant l'ensemble de ces contraintes, dans les délais et les coûts requis. Le moindre mois de retard peut se chiffrer en millions d'euros.

La recherche d'un compromis optimal avec toutes ces variables de conception, ces contraintes et ces objectifs est un problème ardu. Il nous faudra donc adopter une stratégie de conception permettant de gérer cette complexité.
D'autre part, les outils proposés devront être capables de répondre rapidement aux questions que se posent les acteurs du projet véhicule sous peine de ne servir à rien. Une solution qui arrive après le jalon fixé ne sera pas prise en compte, aussi bonne soit–elle.

2. Le crash, une prestation difficile à dimensionner

- *Non linéarités et bifurcations*

La dynamique rapide en grand déplacement (communément appelée crash) est un domaine de la mécanique connu pour la forte non linéarité des phénomènes physiques, et leur variabilité par rapport à de faibles variations de paramètres.

Les comportements statiques ou vibratoires des structures sont bien approximés avec des lois de comportement qui restent dans le domaine élastique des matériaux. Mais le crash sollicite les structures dans leur domaine plastique. Les équations du mouvement ne sont alors plus linéaires, ce qui se traduit par des réponses complexes. Ces comportements fortement non linéaires compliquent la recherche de solution à moindre coût.

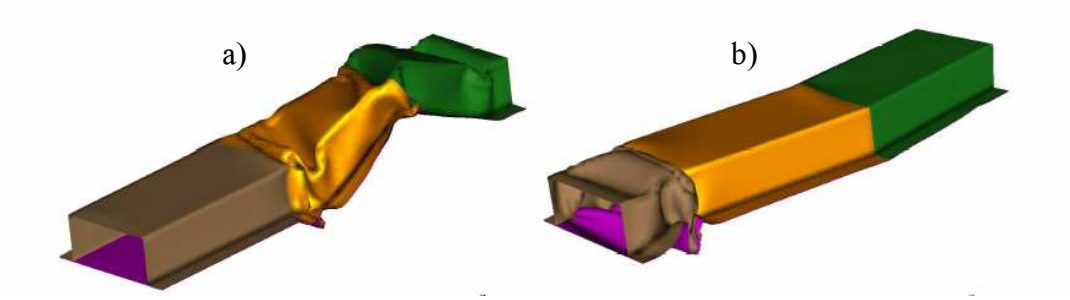


Fig 1.3 : Différents scénarios de ruine pour un longeron a) flambement b) ruine en accordéon

On peut également noter que les phénomènes étudiés correspondent à des instabilités associées à des bifurcations locales ou globales de la solution. On pense par exemple au phénomène de ruine. Une poutre sollicitée en compression axiale peut s'effondrer de plusieurs façons différentes : compression en accordéon ou flambement (voir figure 1.3). Les conditions qui décident du comportement sont de nature instable. Une très petite variation des conditions de chargement peut changer complètement le comportement de la structure et avoir une grande influence sur la valeur des prestations en crash. La figure 1.4 présente un cas de bifurcation d'une prestation en fonction d'un paramètre de définition du choc.

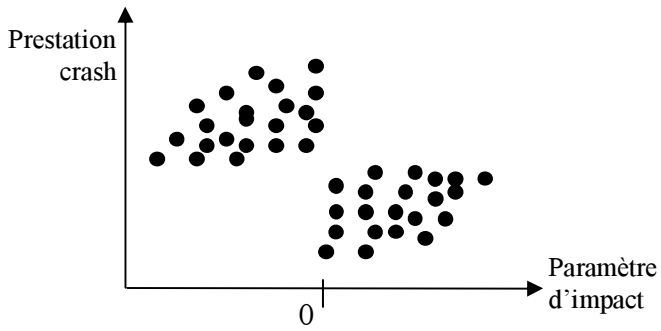


Fig 1.4 : Phénomène de bifurcation d'une prestation crash en fonction d'un paramètre (extrait de 'Automotive Crash Simulation: a personnal perspective', J. Marczyk, 2001)

Enfin, la prestation crash d'un véhicule est donnée par le comportement de sa structure et des moyens de retenue. Cette structure se compose de poutres et de panneaux associés ensemble pour former la caisse du véhicule. Chacun de ces composants a un

comportement plus ou moins instable et la prestation peut être considérée comme le résultat d'une cascade de phénomènes instables. Sa prévision est donc particulièrement délicate et peut être très sensible aux incertitudes de modélisation.

- *Coût*

Le coût des simulations de crash est également une forte contrainte pour l'optimisation et la robustesse en crash. Malgré l'évolution rapide des moyens de simulation, une simulation de crash sur un véhicule entier reste un calcul long (plusieurs heures de calculs sur 16 processeurs). Nous devrons donc développer des outils permettant de trouver des solutions satisfaisantes, dans un délai court et avec un minimum de simulations numériques.

3. Des incertitudes à tous les niveaux

Dans l'optique de trouver une solution à la fois performante et robuste, la précision des informations requises sur la structure soumise au crash est indispensable. Malheureusement, nous aurons à gérer un grand nombre d'incertitudes sur les paramètres physiques et géométriques des modèles utilisés, et des erreurs accumulées au cours de l'intégration temporelle des simulations.

- *Erreurs de modélisation physique*

Le processus de conception Renault impose que les prestations choc soient les premières à être mises au point (avant le vibratoire et l'endurance) car le crash est considéré comme étant la prestation qui a le plus d'impact sur la conception de la caisse et sa masse. La conception en crash intervient donc en tout début de cycle de conception. Malheureusement, beaucoup de pièces ne sont pas figées à ce moment là. Pour commencer le dimensionnement lors des phases préliminaires de conception, il est d'usage d'utiliser les pièces de la génération précédente de véhicule comme approximation et de les remplacer, au fur et à mesure du projet, par les nouvelles pièces. Ces mises à jour ont lieu au cours de réunions d'avancement du projet appelées DT (comme Définition Technique). Ces substitutions sont sources d'erreurs dans les résultats des simulations.

D'autre part, La méthode des éléments finis étant basée sur une discrétisation spatiale du modèle de simulation, ce dernier ne peut rendre compte de tous les détails du véhicule réel. On pense en particulier aux détails géométriques tels que les congés de raccordement ou les trous. Lorsqu'ils sont de taille inférieure aux mailles du modèle, il est impossible de les représenter. De même, les liaisons (points de soudure) restent mal modélisées et les lois de comportement des matériaux sont plus ou moins bien connues. Ces lois sont souvent approchées par des fonctions linéaires par morceaux qui présentent des discontinuités non physiques. Ces transitions abruptes peuvent parfois être sources d'oscillations ou d'instabilités au cours des simulations numériques qui mettent en jeu des fréquences élevées.

- *Erreur de modélisation statistique*

Dans les études de robustesse des prestations, il faut connaître la dispersion des paramètres d'entrée. Mais la plupart de ces distributions sont inconnues. Par exemple, les épaisseurs de tôles sont uniquement connues par leur valeur nominale et leur tolérance, les lois de comportement matériau sont souvent des lois extrêmes. Dans ce contexte, évaluer la dispersion de la prestation n'est pas aisé. On peut toujours renseigner le système avec des valeurs ou des lois de distribution approchées, mais on risque alors de simuler des véhicules qui ne seront jamais produits et de faire apparaître des comportements qui ne correspondent pas à des cas réels.

- *Erreur d'analyse*

Les résultats des simulations crash sont entachés d'erreurs car, dans le meilleur des cas, la précision obtenue est de l'ordre de 90%.

Lors de la simulation, les résultats des opérations sont tronqués. Ainsi, des erreurs bien qu'insignifiantes vont se propager et s'amplifier au cours de la simulation compte tenu du schéma explicite d'intégration temporelle. Pour améliorer la précision des calculs, on peut travailler en double précision. Les troncatures des valeurs sont alors repoussées plus loin.

La parallélisation des calculs peut également faire varier les résultats. En effet, l'ordre de découpage des opérations n'est pas toujours le même entre les différents processeurs, ce qui peut engendrer des écarts d'estimation.

Ce bruit numérique a pour conséquence que deux simulations identiques n'ont pas toujours le même résultat, ce qui interpelle les utilisateurs. Ainsi, les éditeurs de logiciels ont développé des options telles que PIPE dans PAMcrash qui permettent d'obtenir toujours le même résultat pour un modèle donné, mais il n'est pas plus précis qu'avant. Contrairement aux habitudes des concepteurs, l'étendue de ce bruit numérique devra être évaluée et prise en compte pour l'analyse des résultats de simulations.

Conclusion

Ce chapitre souligne la complexité de la conception automobile et présente les outils modernes permettant d'obtenir rapidement des solutions performantes et de qualité.

Nous avons tout d'abord vu que le contexte particulièrement concurrentiel de la conception automobile force les constructeurs à réduire les délais de conception tout en améliorant leur performance, leur qualité et leur coût.

L'avènement des nouveaux outils de modélisation peut grandement les aider dans ce travail. Le prototypage numérique et la généralisation des simulations permettent de réduire le nombre de prototypes physiques. Mais la génération des prototypes numériques pouvait être longue et fastidieuse. Le développement des outils automatisés de post et pré traitement des simulations permet maintenant de paramétrer les modèles numériques et d'obtenir très rapidement les configurations que l'on souhaite simuler. Les délais d'obtention des modèles sont ainsi fortement diminués (quelques minutes à comparer à plusieurs semaines auparavant). Ces progrès permettent également d'interfacer les modèles numériques avec les outils statistiques d'aide à la conception.

Dans ces dernières années, l'utilisation des outils d'optimisation et de robustesse s'est largement répandue. Ces outils ont permis de forts gains de performances et de qualité des solutions proposées. Ce constat en fait des outils indispensables pour rester dans la course à la performance, mais leur utilisation doit être adaptée à chaque application pour fournir de bons résultats.

C'est pourquoi nous présentons le contexte général de nos travaux. Il se caractérise par un domaine de conception difficile car les prestations crash sont fortement non linéaires, entachées d'incertitudes et très coûteuses. La conception à moindre coût est donc une problématique particulièrement adaptée au crash. De plus, la grande complexité du produit automobile empêche son dimensionnement en une seule fois. Il faut décomposer le problème de conception, tout en s'assurant que le produit final respecte ses objectifs de conception. De nombreux travaux ont été menés à ce sujet et sont présentés dans le chapitre suivant.

Bibliographie

1 - G. Taguchi, *Quality engineering in Japan*, Robotics and automation international conference, University of Arizona, 1985

2 - G. Taguchi, *System of Experimental Design: Engineering Methods to Optimize Quality and Minimize Cost*, UNIPUB/Kraus International: White Palins, NY, 1987

II STRATEGIE DE CONCEPTION

La méthodologie de conception définit l'organisation des étapes de conception. Elle dicte l'enchaînement des tâches suivant une organisation logique devant permettre d'aboutir à une solution qui satisfasse le cahier des charges du produit dans un délais et des coûts acceptables. Son influence est primordiale sur l'optimalité et la robustesse des solutions. Un des points clés de la méthodologie de conception est sa façon de gérer la recherche de compromis entre prestations.

Pour les produits complexes, le cadre de référence de la conception est fixé par l'Ingénierie Système. Elle est très répandue dans l'industrie des produits complexes. Cette méthode se base sur une décomposition du problème de conception en sous problèmes indépendants et de taille réduite. Dans cette approche, les objectifs de conception fournis aux sous problèmes de conception ne sont pas remis en cause. Dans la pratique, il arrive que ces objectifs déployés ne soient pas atteignables, ce qui provoque des itérations de conception tardives, coûteuses en temps et en argent. La théorie des jeux étudie l'optimalité des compromis entre différents joueurs. Elle a été utilisée pour développer d'autres approches de décomposition regroupées sous l'appellation Multi Disciplinary Optimization (MDO). Ces stratégies se différencient par les modes de communication entre les sous problèmes de conception.

Nous présentons ensuite l'organisation de la conception RENAULT. Un exemple de cycle de développement tiré d'un projet véhicule nous permettra de mettre en évidence les inévitables itérations de conception. Elles sont le plus souvent liées au manque d'information sur les autres parties du véhicule. Ces itérations ne permettent pas de gérer correctement les délais et les compromis entre sous système. Pour palier ces problèmes, nous proposerons une nouvelle méthode de conception basée à la fois sur l'organisation de l'Ingénierie Système et le concept de robustesse : la stratégie FIRST DESIGN. Cette approche de la conception permettra de fournir des solutions à la fois optimales et robustes, tout en gérant les incertitudes de conception.

A. Gestion de la complexité par l'Ingénierie Système

Les systèmes à concevoir comme les organisations mises en place pour les développer, les produire, les exploiter et les maintenir deviennent de plus en plus complexes. L'analyse des échecs techniques (pertes d'engins spatiaux) ou économiques (le tunnel sous la Manche), des difficultés de mise en service (Grande Bibliothèque, réservation de places SNCF) mais aussi des dépassements de coûts et délais quasi-systématiques, par exemple dans le domaine des systèmes d'information, mettent en évidence des défauts dont l'origine concerne souvent des aspects système :

- besoins insuffisamment exprimés,
- parties prenantes non écoutées,
- problèmes de logistique, d'exploitation et de maintenance non anticipés,
- spécifications imprécises et incomplètes,
- des solutions non justifiées ou non validées,
- formation des utilisateurs insuffisante,
- responsabilités et rôles des acteurs mal définis,
- communication entre acteurs non maîtrisées,
- ressources et compétences mal planifiées et non disponibles lors de leur sollicitation…

Face à cette complexification des systèmes et de leur environnement, la maîtrise des systèmes devient un enjeu majeur tant pour les entreprises que pour les nations. C'est le défi de l'Ingénierie Système (IS). Elle n'est pas, pour autant, une nouvelle méthode révolutionnaire venant remplacer les approches traditionnelles telles que qualité, analyse de la valeur, management par les risques, développement à coût objectif..., mais une démarche globale intégrant de manière structurante ces diverses approches et s'appuyant sur les retours d'expérience de leurs bonnes pratiques.

1. Objectifs de la méthode

L'Ingénierie Système (ou ingénierie de systèmes) est une démarche méthodologique générale qui englobe l'ensemble des activités adéquates pour concevoir, faire évoluer et vérifier un système apportant une solution économique et performante aux besoins d'un client tout en satisfaisant l'ensemble des parties prenantes.

Plus précisément, l'Ingénierie Système peut se définir comme :

- un processus coopératif et interdisciplinaire de résolution de problème,
- s'appuyant sur les connaissances, méthodes et techniques issues de la science et de l'expérience,
- mis en œuvre pour définir, faire évoluer et vérifier la définition d'un système (ensemble organisé de matériels, logiciels, compétences humaines et processus en interaction)
- apportant une solution à un besoin opérationnel identifié conformément à des critères d'efficacité mesurables,
- qui satisfasse les attentes et contraintes de l'ensemble de ses parties prenantes et soit acceptable pour l'environnement,
- en cherchant à équilibrer et optimiser sous tous les aspects l'économie globale de la solution sur l'ensemble du cycle de vie du système (voir figure 2.1).

Fig 2.1 : Exemple de cycle de vie d'un système

Pour le maître d'ouvrage et les parties prenantes utilisatrices et exploitantes qu'il représente, elle a pour objectif d'assurer l'adéquation de la solution aux besoins sous tous les aspects (fonctionnalité, performances, économie, sécurité) pour toutes les situations d'exploitation du système.

Pour le maître d'oeuvre et les parties prenantes réalisatrices qu'il représente, elle a pour objectif de conduire à un bon compromis entre les enjeux et contraintes concernant tant la

solution que le projet (besoins, attentes, performances, contraintes techniques et industrielles, coûts, délais et risques).

L'ingénierie système consiste à intégrer les efforts de toutes les disciplines impliquées dans le cycle de vie du système en un tout cohérent. Cette approche permet de progresser vers la solution en justifiant les décisions successives par une analyse globale de leurs conséquences tant sur leur environnement que sur le système principal et sur les systèmes contribuant à le concevoir, le produire, le maintenir en condition opérationnelle et le retirer du service. La figure 2.2 illustre ces synergies.

Fig 2.2 : Intégration des disciplines pour converger vers un bon compromis entre enjeux et contraintes des parties prenantes

Du fait de son approche coopérative et multidisciplinaire, on attend de la mise en œuvre de l'IS une amélioration de la compétitivité des entreprises qui se traduit par les améliorations suivantes :

- une meilleure **maîtrise de la complexité** des produits complexes, systèmes et systèmes de systèmes,

- une amélioration de l'**adéquation aux besoins** et de la **qualité des produits**,
- une meilleure **anticipation des problèmes** et **des risques** concernant tant le projet que le système et son environnement tout au long du cycle de vie,
- un raccourcissement des temps de développement et une amélioration de la **tenue des délais**,
- une meilleure **maîtrise des coûts** (voir figure 2.3), et notamment une anticipation très en amont du coût global de cycle de vie,

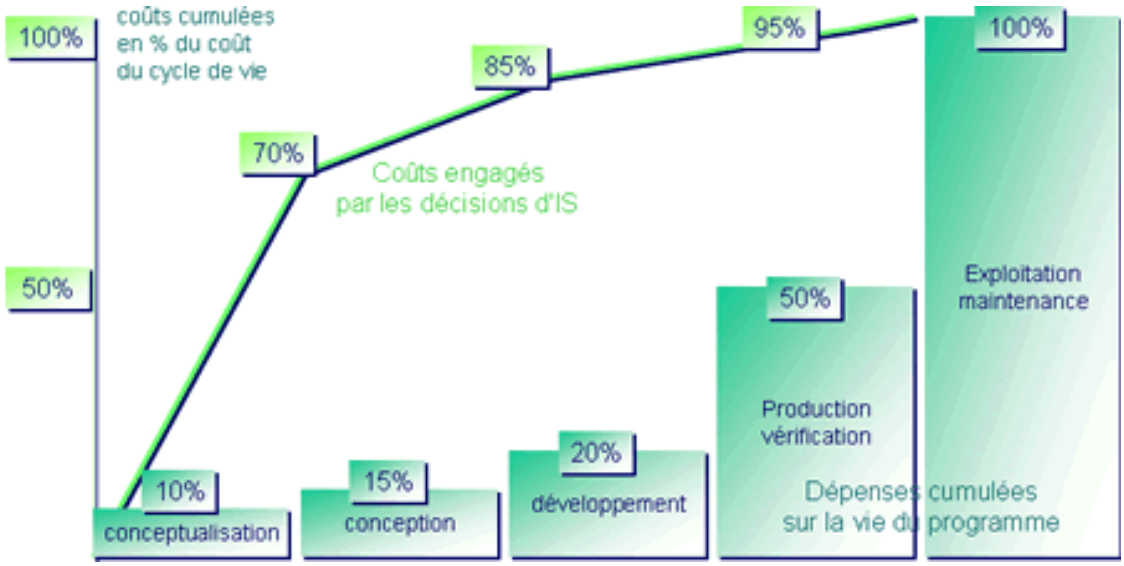


Fig 2.3 : Avec l'IS le coût global du cycle de vie est anticipé très en amont (source : Defense System Management College 9-1993

- une meilleure efficacité dans la maîtrise de la **transdisciplinarité** et de la **coopération** de multiples acteurs,
- un accroissement de la **satisfaction** de toutes les parties prenantes,
- une meilleure **optimisation** du **compromis global** des produits et lignes de produits.

C'est donc une approche très générale de résolution de problèmes complexes applicable dans tous les secteurs de l'industrie, qui se place en amont des différents génies et métiers mis en œuvre dans chacun des secteurs. Elle s'est d'abord développée dans les domaines de systèmes technologiques très complexes, condition sine qua non pour les maîtriser : les secteurs des systèmes d'armement et de l'espace ont notamment ouvert la voie.

Avec la complexification croissante de notre environnement technico-socio-économique, le besoin d'interopérabilité généralisée qui en résulte et l'exacerbation de la compétition économique, l'ingénierie système est appelée à se généraliser. Au-delà de son extension aux différents domaines de l'ingénierie et de l'industrie, elle aborde le secteur tertiaire en termes d'approche organisationnelle et d'ingénierie des systèmes d'information. Elle propose notamment une approche rigoureuse pour "l'ingénierie" des organisations complexes (administrations et entreprises). Initialement l'apanage des grands industriels et donneurs d'ordres, elle devrait progressivement bénéficier à l'ensemble du tissu industriel. Le problème est alors de savoir en ajuster les pratiques aux justes besoins des secteurs d'activité et des entreprises.

2. Principes de fonctionnement

Le processus de développement en IS se compose de 3 phases principales représentées sur la figure 2.4 :

- les activités de conception : décomposition du produit en sous systèmes et transformation du besoin en spécifications des sous systèmes (permettant de répondre a besoin),
- les activités de réalisation de ces constituants,
- les activités d'intégration : assemblage des différents sous systèmes pour valider que leur comportement ensemble permet de répondre au besoin du client.

  Ces activités composent ce qu'on appelle le cycle de conception, souvent désigné par l'appellation « cycle en V ».

Fig 2.4 : Les 3 phases d'un processus de développement

Ce processus de conception est tout d'abord **itératif**.

D'une part, parce que le système est itérativement décomposé en sous-systèmes et constituants (voir figure 2.6). Les processus de développement de ces sous ensembles sont parallélisés et suivent les mêmes étapes que le produit global : conception, réalisation et intégration. Une fois tous les composants définis, ils sont réalisés et commence la phase d'intégration. Pour cela, on valide le respect des spécifications en considérant des sous ensemble de plus en plus gros jusqu'à recomposer l'ensemble du produit.
D'autre part, l'évolution des contextes, l'émergence de nouvelles exigences, les conséquences des choix techniques et les non-conformités détectées en validation conduisent à des rétro actions sur les activités de conception. Ainsi, le cycle de conception doit fréquemment être parcouru plusieurs fois.

Le processus est conduit par une **équipe intégrée** (voir figure 2.5) : l'ensemble des compétences nécessaires est réuni au sein de l'équipe de conception dès le début du projet (experts du besoin opérationnel, architectes et intégrateurs système, génies techniques et technologiques, spécialistes de maîtrise des risques et sûreté de fonctionnement, experts économiques, ergonomes, spécialistes de production, de maintenance et de recyclage en fin de vie, etc.). Les problèmes sont ainsi analysés de manière interdisciplinaire. Les choix successifs de conception sont justifiés après une évaluation coopérative des solutions alternatives, de leurs impacts et de leurs risques.

Les métiers du cycle de vie du système travaillent en **ingénierie simultanée** : l'ingénierie associe, pendant tout le cycle de développement, les différents métiers (conception, essais, production et fabrication, achats, distribution, soutien logistique, maintenance) afin d'éviter les pertes de temps et remises en causes engendrées par la prise en compte séquentielle des problèmes. De surcroît, cette intégration des métiers permet de bénéficier de leurs sources d'optimisation, qu'elles soient propres à chaque métier ou qu'elles résultent de leur coopération (solution techniquement optimisée, couple produit/procédé de réalisation optimal, coûts d'achat minimaux, facilité et rapidité des opérations de maintenance, optimisation des coûts sur tout le cycle de vie).

La figure suivante résume toutes ces composantes.

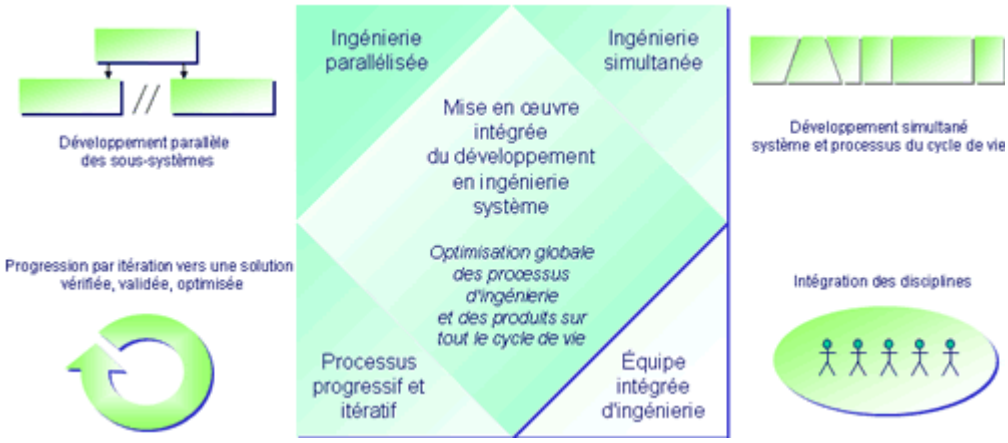


Fig 2.5 : Les composantes de la mise en œuvre « intégrée » du développement d'un système

3. Le système à concevoir

Un système est décrit comme un ensemble d'éléments en interaction entre eux et avec l'environnement, utilisé pour rendre les services correspondants à sa finalité. Un système présente donc des propriétés nouvelles résultant des interactions entre ses constituants. L'art de l'IS est d'obtenir, du fait des interactions, les comportements synergiques recherchés en maintenant les comportements émergents non intentionnels dans des limites acceptables.

En IS, la définition du système comporte :

- les sous-systèmes (matériels, logiciels, organisations et compétences humaines) et leurs interfaces, sièges des interactions recherchées,
- les processus de leurs cycles de vie permettant de les concevoir, produire, vérifier, distribuer, déployer, exploiter, maintenir en condition opérationnelle et retirer du service (et des produits nécessaires à ces processus).

La méthodologie de l'IS s'applique également à la définition de tous ses composants et processus.

Cette approche de la définition induit une démarche descendante d'ingénierie s'appuyant sur une décomposition itérative du système en blocs constitutifs dont elle définit les constituants avec leurs interfaces ainsi que les produits contributeurs à leur cycle de vie (voir figure 2.6).

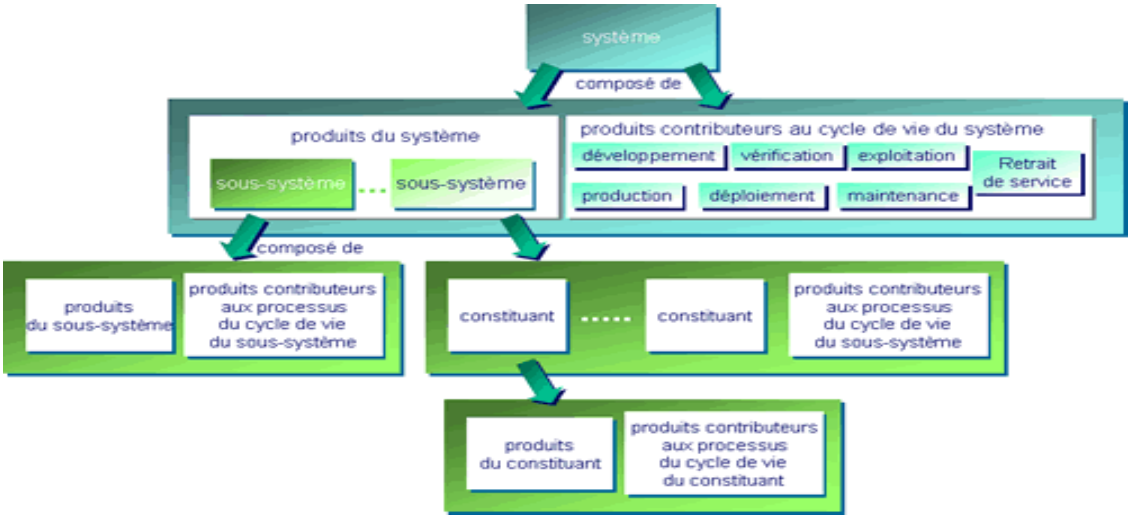


Fig 2.6 : Décomposition d'un système par L'IS

Cette démarche descendante se combine avec une démarche ascendante qui tient compte des potentialités technologiques (et des contraintes dues à leurs limitations) et visant à intégrer des constituants pré existants, et des systèmes non prévus initialement pour inter opérer.

4. Mise en œuvre

Comme nous l'avons vu, cette méthodologie s'adresse tout particulièrement à la conception de produits complexes, c'est-à-dire qu'il est impossible de les dimensionner en une seule fois. Pour palier ce problème, l'ingénierie système procède par décomposition hiérarchisée du système global en sous systèmes plus simples à dimensionner. Cette approche présente l'avantage de pouvoir distribuer le dimensionnement de chaque sous système à des équipes différentes.

Mais le dimensionnement d'un sous système est rarement complètement indépendant des autres sous systèmes. La démarche doit permettre de définir, à chaque niveau de conception, un domaine paramétrique qui prenne en compte sous forme simplifiée le comportement des autres ensembles considérés comme extérieurs. Pour maîtriser ces interactions, l'architecture des solutions doit être conceptualisée. L'analyse systémique nous permet de réaliser ce travail en distinguant deux aspects de l'architecture des solutions : l'architecture fonctionnelle, et l'architecture organique. La vision fonctionnelle répond à la question 'à quoi cela sert ?' et la vision organique cherche à savoir 'qui fait quoi ?'. Ces étapes permettent d'identifier les liens qui unissent les différents composants du système global et de chercher des compromis de dimensionnement pour satisfaire au mieux les attentes client.

- *Fonctionnement général*

Cette organisation de la conception peut se représenter par un graphique en forme de V, c'est pour cela qu'on parle de 'cycle de conception en V' (voir figure 2.7). A l'origine de la conception, on trouve l'expression du besoin client qui est recueillie par les services marketing. C'est la seule information dont disposent les concepteurs pour définir l'ensemble du système.

Dans la phase de descente du cycle en V, on raffine progressivement la définition du produit en suivant un découpage hiérarchisé du produit en ensembles fonctionnels, sous-systèmes fonctionnels, organes et pièces. A chaque niveau de conception, l'ensemble analysé peut être considéré comme une boite noire dont on connaît uniquement les spécifications de performances. Le travail de conception consiste à trouver les caractéristiques de l'entité analysée qui permettent d'atteindre les spécifications. Au niveau de conception suivant, l'ensemble est scindé en sous ensembles, et ses caractéristiques deviennent les spécifications du niveau suivant.
Dans le contexte du cycle en V, l'ingénierie système apparaît comme une procédure d'optimisation basée sur une hiérarchisation des paramètres en supposant que le choix des paramètres effectué à un niveau du cycle ne remette pas en cause les valeurs des paramètres définis dans une phase située en amont.

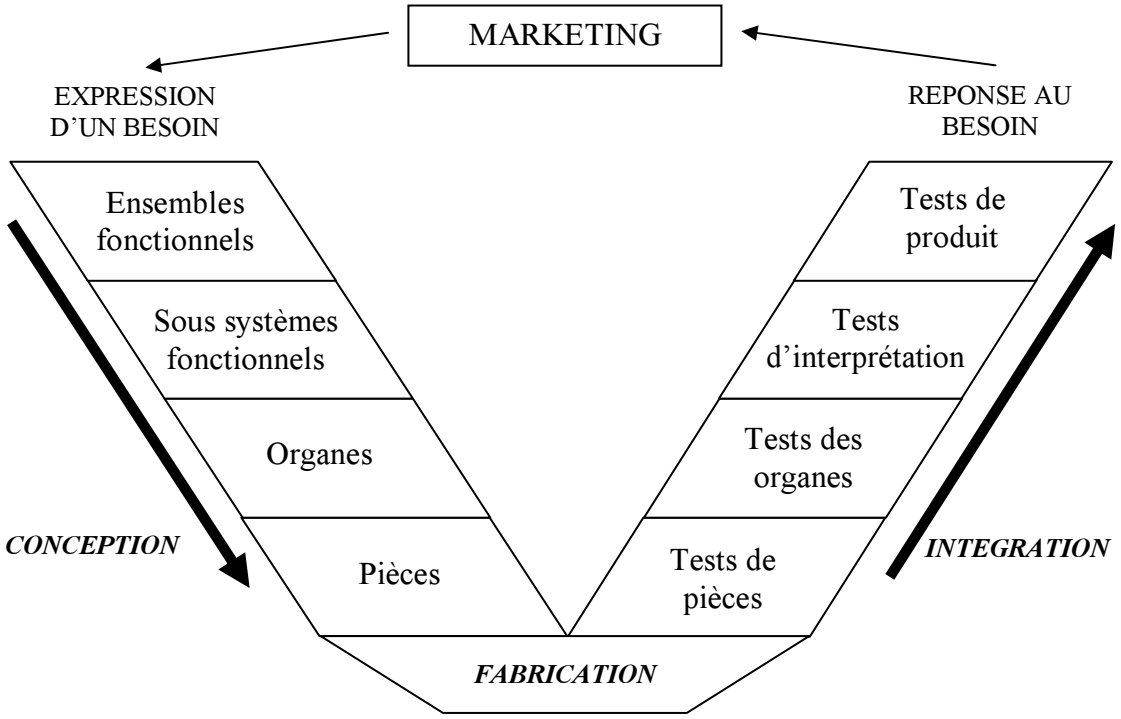


Fig 2.7 : Cycle en V de l'Ingénierie Système

Les spécifications jouent donc un rôle central dans cette organisation de la conception car elles permettent de concevoir indépendamment chaque ensemble analysé, tout en assurant la compatibilité des sous systèmes et la satisfaction des attentes clients. Elles constituent une base d'échange entre les divers acteurs du projet : architectes, experts et divers sous-traitants dans le cadre de « l'entreprise élargie ». La recherche de compromis entre les diverses prestations visées doit intervenir à chaque niveau de spécification pour assurer la satisfaction globale du client. On évite ainsi les négociations tardives entre prestations qui sont d'autant plus coûteuses (en temps et en ressources) qu'elles interviennent tard dans le cycle de conception.

A chaque étape de la conception, le dimensionnement est réalisé grâce à des modèles dont la complexité doit être adaptée au degré de connaissance du produit au moment où on les utilise. Ainsi, en phase avant projet (conception des ensembles et sous-systèmes fonctionnels), on utilise des modèles simplifiés, des modèles fonctionnels ou des modèles

de retour d'expérience sur des produits similaires déjà réalisés. Ces derniers ne nécessitent aucune connaissance précise du produit mais permettent quand même de spécifier les niveaux inférieurs. En phase de développement (conception des organes et des pièces), des modèles 3D (de type Eléments Finis) ou des prototypes physiques permettent d'intégrer l'ensemble des connaissances sur le produit et d'obtenir des informations précises sur son comportement.
Néanmoins, lors de la synthèse de certaines prestations, des détails de la géométrie peuvent avoir de fortes conséquences sur les performances globales du produit compte tenu de certains phénomènes physiques de nature singulière. On pense par exemple à l'amorce locale d'instabilités mécaniques (comme pour le crash), la génération de fissures dues à des sur-contraintes locales, ou à l'émission de sources vibro-acoustiques provoquée par des singularités géométriques. Ce genre de phénomènes doit alors être anticipé lors des phases préliminaires de conception pour permettre de choisir les meilleures solutions architecturales par rapport aux diverses synthèses physiques.

La descente du cycle aboutit au plan de détail du produit débouchant sur la fabrication des pièces ou sur leur commande aux fournisseurs.
La remontée du cycle en V consiste à valider l'atteinte des objectifs de conception. Elle se fait en validant progressivement les pièces, les organes, les sous-systèmes en enfin le système global. Traditionnellement, ces validations étaient basées sur la réalisation de prototypes physiques très coûteux en temps de réalisation et en ressources.

La figure 2.8 détaille la phase de conception du produit qui se décompose en 2 grandes étapes : l'architecture fonctionnelle et l'architecture organique. Détaillons ces 2 étapes stratégiques.

- *Architecture fonctionnelle*

Elle est représentée par les phases 1 et 2 de la figure 2.8.
A partir du cahier des charges du produit incluant principalement les spécifications du cycle de vie, les performances et l'endurance, un diagramme fonctionnel est établi dans la première phase de conception. Ce diagramme fait apparaître les ensembles fonctionnels

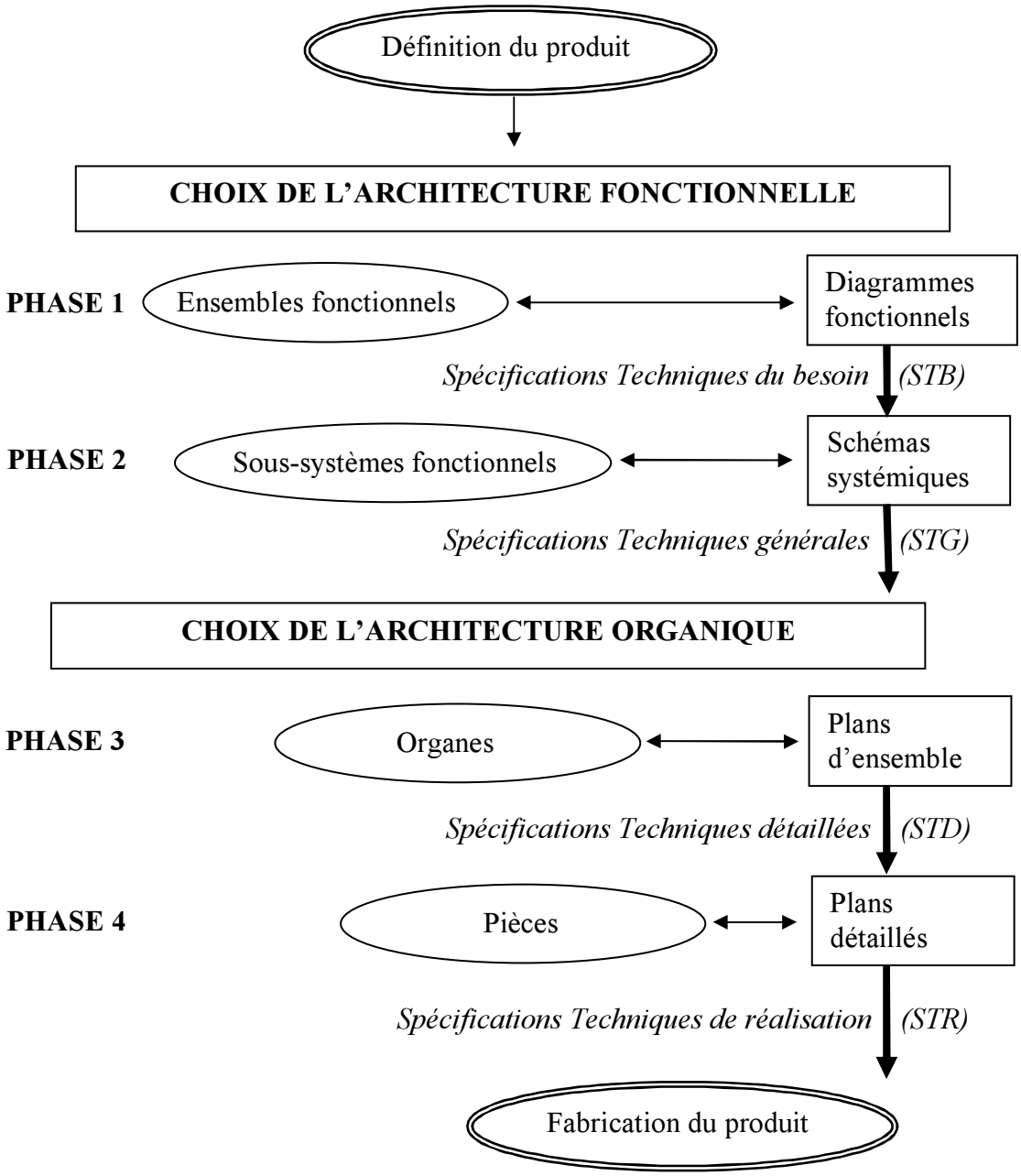


Fig 2.8 : Les étapes de déploiement du cahier des charges lors de la descente du cycle en V

et les grandeurs physiques associées. Les spécifications sur les grandeurs d'entrée du diagramme constituent les Spécifications Techniques de Besoins (STB). Elles sont choisies de façon à respecter les attentes client.

La deuxième phase de définition de l'architecture fonctionnelle consiste à décliner le diagramme fonctionnel en schémas systémiques représentant clairement les divers sous-systèmes fonctionnels permettant d'assurer globalement les STB. Le choix des solutions technologiques fonctionnelles et des paramètres fonctionnels de nature physique et géométrique permet de déduire les Spécifications Techniques Générales (STG). Ces dernières servent alors de cahier des charges lors de la recherche des organes mécaniques et mécatroniques capables d'assurer les fonctions du produit.

- *Architecture organique*

Elle est représentée par les phases 3 et 4 de la figure 2.8. Cette action correspond à la réalisation des fonctions par des objets matériels.

La première phase consiste à associer à chaque sous-système fonctionnel un organe mécanique ou mécatronique introduisant des paramètres matériels capables d'assurer les STG. Cette relation entre les sous-ensembles fonctionnels et les organes n'est pas bijective : un seul organe peut assurer plusieurs fonctions et une fonction peut être obtenue à l'aide de plusieurs organes. La définition des liaisons géométriques entre les organes et la description des flux des grandeurs physiques associées à la vision systémique constituent les règles connectiques du produit. A ce stade de conception du produit, la géométrie des organes apparaît sous forme simplifiée et des calculs d'ensemble peuvent être effectués pour évaluer les sollicitations sur chaque sous-système. Les niveaux obtenus et les contraintes sur les paramètres géométriques et physiques constituent les Spécifications Techniques Détaillées (STD) qui serviront à définir chaque organe.

Ainsi, la deuxième phase de l'architecture organique consiste à dimensionner précisément chaque organe en le scindant la plupart du temps en composants élémentaires appelés pièces. L'analyse des solutions obtenues aboutit aux Spécifications Techniques de Réalisation (STR).

- *Avantages et difficultés de la méthodologie*

L'ingénierie Système présente des avantages qui justifient que cette méthodologie se soit développée de façon quasi universelle dans les grandes organisations (industrielles ou organisationnelles).

L'ingénierie système est basée sur la décomposition du produit en différentes parties développées de façon indépendantes. Cette organisation du travail permet de distribuer le dimensionnement des différents sous-systèmes à différentes équipes qui peuvent travailler en parallèle. Le délais total de conception s'en trouve ainsi raccourci.

L'utilisation de modèles adaptés à chaque étape de la conception permet de réaliser au mieux les compromis entre les différentes prestations sans avoir à gérer les incertitudes sur le produit, nombreuses au début de cycle de conception. Dans les phases d'avant-projet, les modèles globaux utilisés sont associés à une vision géométrique simplifiée juste nécessaire pour représenter convenablement les phénomènes physiques. Ces modèles (simplifiés, fonctionnels ou de retour d'expérience), qui ne déterminent que des réponses moyennes d'objets incertains, donnent les bonnes tendances malgré les incertitudes de conception associées aux phases préliminaires.

Enfin, cette organisation de la conception évite un re-développement total du produit lorsqu'on ne trouve pas de solution à un niveau de conception : il suffit de remonter au niveau de conception supérieur et de rechercher une autre solution. On redescendra alors au niveau inférieur avec une nouvelle spécification, sans perdre pour autant les informations acquises sur les niveaux de conception supérieurs. Ces bouclages favorisent l'introduction d'innovations : l'échec à atteindre les spécifications en envisageant une technologie donnée, pousse à en envisager une autre.

L'aspect itératif de la recherche de solutions peut cependant poser des problèmes de convergence vers une solution satisfaisant le cahier des charges à cause des couplages entre disciplines. En effet, les bouclages de conception peuvent être coûteux en temps et en argent. C'est pourquoi le découpage du produit en sous systèmes indépendants a été largement étudié, comme le montre la partie suivante sur les stratégies d'optimisation multi disciplinaires.

B. Stratégies d'Optimisation Multi Disciplinaire (MDO)

Les stratégies d'optimisation multi disciplinaires s'appliquent aux problèmes complexes d'ingénierie dont les disciplines sont couplées (si elles sont indépendantes on peut les optimiser sans conflits). C'est le cas dans le cycle de développement d'un véhicule et notamment pour le capot : l'enfoncement est un résultat de la conception du capot à la DICAP, et ce même enfoncement modifie le problème de la DIM qui ne doit pas dépasser cette limite (voir paragraphe II-C-1).
L'objet à concevoir doit satisfaire des objectifs de performance conflictuels et des contraintes de conception. Les outils MDO présentés par la suite seront utilisés dans l'optique d'assister les concepteurs en automatisant les tâches routinières, en fournissant des informations utiles sur les compromis inter disciplinaires, et en conduisant les recherches des régions prometteuses de l'espace de conception.

Les stratégies de résolution dépendent fortement de la complexité des problèmes abordés. Dans le cadre de notre étude, nous nous placerons dans les phases tardives de développement du produit. Les modèles numériques utilisés sont très détaillés et les temps de simulation longs. Les méthodes MDO visent alors à améliorer l'efficacité et l'organisation des calculs et des transferts de données. Des communications entre plusieurs codes de calcul ainsi que un ou plusieurs optimiseurs sont requises. Les enjeux sont alors importants en terme de rentabilité.
Nous ne traiteront pas ici les problèmes conceptuels situés très en amont du cycle de conception pour lesquels on utilise des outils numériques très peu coûteux (modèles simplifiés). Dans ce cas, il est possible d'intégrer directement ces outils dans une procédure d'optimisation avec des temps de calcul très raisonnables. Il n'y a pas alors de véritable problème d'organisation.

L'optimisation multi disciplinaire vise à :
- atteindre un optimum de prestations pour toutes les disciplines traitées,
- respecter les contraintes de conception,

- assurer la compatibilité des disciplines.
- La décomposition du problème MDO vise en plus à :
- distribuer et paralléliser au mieux les tâches d'optimisation au sein de chaque discipline,
- réduire le coût global d'optimisation (notamment en temps de calcul) qui peut devenir très lourd.

Nous verrons que la distribution des tâches d'optimisation entre les différentes disciplines dépend de la stratégie de décision adoptée. Ces considérations tiennent autant du problème organisationnel que du problème de coût de l'optimisation.

1. Présentation du problème d'Optimisation Multi Disciplinaire

Dans ce paragraphe, on ne traite pas des algorithmes d'optimisation (voir chapitre III), mais de leur formulation dans le cas multi disciplinaire.

Optimisation mono disciplinaire

Dans le cas d'une seule discipline, l'analyse disciplinaire *A* sert à déterminer les variables d'état *Z* correspondant aux variables de conception *X* suivant la figure 2.9 :

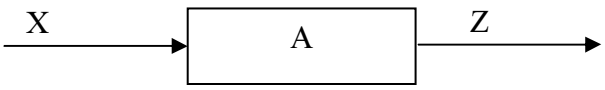


Fig 2.9 : Schéma fonctionnel d'une analyse disciplinaire

La résolution de l'analyse disciplinaire A n'est pas un problème, mais elle peut être assez longue. Lorsque ces analyses sont répétées un grand nombre de fois, par exemple pour la convergence d'un algorithme d'optimisation (voir figure 2.10), la résolution peut devenir très coûteuse.

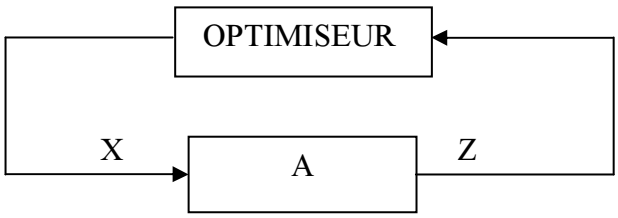


Fig 2.10 : Schéma fonctionnel d'une optimisation mono disciplinaire

Les méthodes de résolution de ces problèmes (algorithme d'optimisation, approximations et plans d'expériences) sont présentées dans le chapitre III. Elles influent sur la rapidité de résolution et la qualité des solutions, mais n'interviennent pas dans l'organisation de la conception.

Optimisation multi disciplinaire

En présence de plusieurs disciplines, la situation se complique à cause des couplages entre disciplines. Ces couplages sont matérialisés par des variables de couplage interdisciplinaires Yij. Ces dernières sont issues de l'analyse disciplinaire Ai et sont des variables de conception de la discipline Aj (voir figure 2.11). La recherche de l'état d'équilibre du système formé par A1 et A2 nécessite des itérations pour trouver l'équilibre du système multi-disciplinaire (MD).

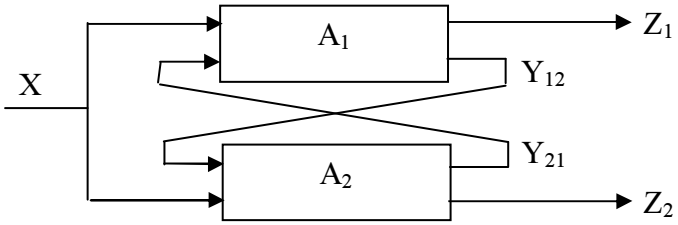


Fig 2.11 : Schéma fonctionnel d'une analyse multi disciplinaire, illustration des couplages entre disciplines

On distingue plusieurs types de couplages [3] :

- on parle de couplage **large** entre 2 disciplines lorsqu'elles partagent un grand nombre de variables de couplage. Le couplage est **étroit** lorsque peu de variables couplent les disciplines.

- On parle de couplage **fort** lorsqu'il faut beaucoup d'itérations à l'analyse MD pour converger, et de couplage **faible** lorsque peu d'itérations sont suffisantes.

Lorsque le couplage d'un système multi disciplinaires est étroit et faible, les analyses disciplinaires sont donc quasi indépendantes. Par contre, plus le couplage est large et fort et plus l'analyse MD est contrainte.

Dans un problème d'optimisation multi disciplinaire, ces analyses multi disciplinaires sont elles-mêmes inscrites dans une boucle d'optimisation qui va balayer progressivement l'espace de conception, à la recherche de prestations intéressantes (voir figure 2.12).

Une analyse multi disciplinaire est nécessaire à chaque itération de l'optimisation. Cette formulation du problème d'optimisation assure une Faisabilité Multi Disciplinaire (MDF) à chaque étape de l'optimisation. La formulation MDF est la plus intuitive, mais également la plus coûteuse [4].

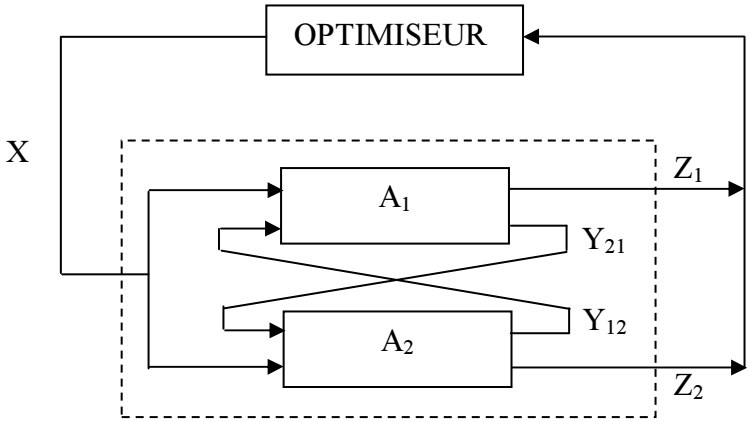


Fig 2.12 : Schéma fonctionnel d'une optimisation multi disciplinaires non décomposée – formulation MDF

Les variables du problème d'optimisation multi disciplinaire sont :

- les **variables de conception** X, dont certaines peuvent être partagées par plusieurs disciplines. On appellera **variables disciplinaires** les variables de conception relatives à une discipline donnée.

- les **variables de couplage inter disciplinaires**, qui ne sont pas vues par l'optimiseur dans cette formulation.

L'objectif est de minimiser une fonction f(X) qui dépend des variables de conception. Les contraintes du problème sont [5] :

- Les **contraintes d'analyse disciplinaire (AD)** : ce sont les équations d'équilibre propres à chaque discipline.
- Les **contraintes de conception (C)** : en général non-linéaires, ces contraintes se trouvent soit au niveau disciplinaire, soit au niveau système parce qu'elles couplent des réponses de différentes disciplines.

Difficultés de résolution

Les principales lourdeurs de résolution des problèmes MDO sont :

- les itérations de convergence des analyses multi disciplinaires
- le coût élevé de certaines analyses disciplinaires
- les itérations de convergence de l'optimiseur.

Pour palier les 2 derniers problèmes, on peut comme pour toute optimisation, utiliser des modèles simplifiés ou changer d'algorithme d'optimisation (voir chap III) [21] [22] [25].

Pour éviter les itérations de convergence des analyses multi disciplinaires à chaque étape de l'optimisation, on reformule le problème d'optimisation en découplant les analyses disciplinaires. Pour assurer la compatibilité inter disciplinaire de la solution finale, on remplace les couplages au sein de l'analyse MD par des contraintes artificielles au niveau de l'optimiseur : les **contraintes de couplage interdisciplinaire (CI).** Une variable de couplage peut ainsi prendre des valeurs différentes dans des disciplines distinctes. Chaque discipline ou sous système du produit peut alors être dimensionné sans interaction avec les autres sous systèmes. L'objectif devient de trouver une solution à chaque problème disciplinaire, tout en respectant les contraintes CI.

Les intérêts de chaque discipline peuvent être contradictoires. Pour assurer l'optimalité de la solution globale, les stratégies de décomposition s'inspirent de la **théorie des jeux.** Cette dernière s'intéresse à la recherche de compromis entre les intérêts conflictuels de plusieurs disciplines / groupes de conception / joueurs.

2. Rappels de théorie des jeux

On considère ici différentes méthodes de décision issues de la théorie des jeux qui permettent de réaliser des compromis lorsque plusieurs acteurs participent à la décision [6] [7] [8] [9]. Pour des raisons de clarté de l'exposé, nous retiendrons une situation impliquant uniquement 2 partis dont les priorités ne sont pas les mêmes. Le reste de l'exposé peut être élargi à un nombre supérieur de joueurs. Ces deux partis représentent par exemple deux équipes chargées de dimensionner des sous systèmes qui interagissent entre eux : les décisions de l'un impactent les performances de l'autre.

Soient P1 et P2 les deux « joueurs » (ou les deux sous problèmes à traiter) qui ont pour vecteurs de variables de conception locales x_1 et x_2, et pour fonctions objectif à minimiser $f_1(x_1, x_2)$ et $f_2(x_1, x_2)$. La résolution du problème multi joueurs vise à atteindre une solution optimale qui respecte les 2 objectifs suivants :

- **Faisabilité couplée :** si $X_1 \subset \Re^{n_1}$ et $X_2 \subset \Re^{n_2}$ sont les intervalles de variation de x_1 et x_2, et si U est l'ensemble des vecteurs de conception respectant les contraintes, alors on a en général $U \neq (X_1 \times X_2)$, comme illustré sur la figure 2.13.

  De plus, comme nous l'avons vu dans le paragraphe précédent, il n'est pas évident de garantir la faisabilité multi disciplinaire, c'est-à-dire des 2 fonctions objectif à la fois.

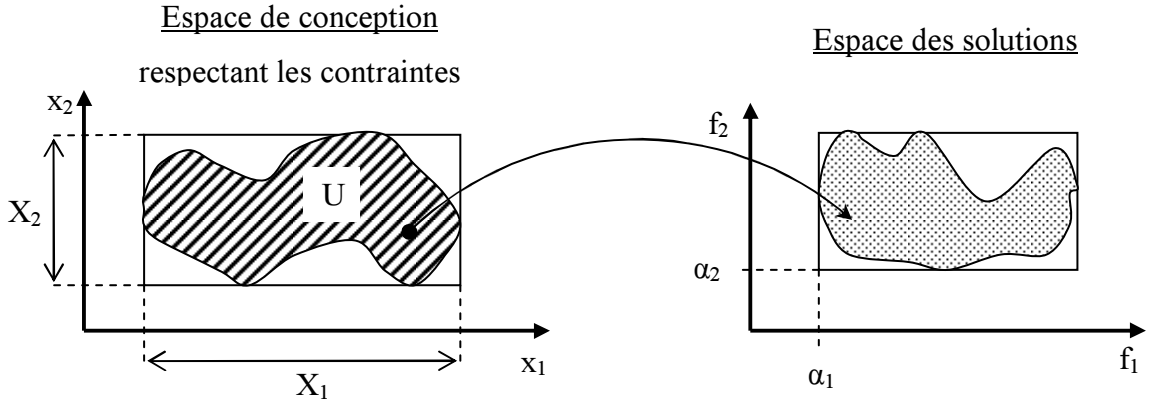


Fig 2.13 : Illustration du concept de 'faisabilité couplée' de 2 disciplines

- **optimalité couplée :** les fonctions de coût f_1 et f_2 dépendent a priori de toutes les variables de conceptions. Chaque joueur ne peut optimiser indépendamment sa

fonction objectif en jouant uniquement sur des variables de conception qui lui sont propres. Les choix de son rival peuvent dégrader son objectif. Comme il n'est généralement pas possible d'atteindre simultanément les optima pour chaque fonction objectif, on désigne par *solution utopique* le vecteur (α1, α2) tel que :

$$\begin{cases} \alpha_1 = \inf\limits_{(x_1,x_2)\in U} f_1(x_1,x_2) \\ \alpha_2 = \inf\limits_{(x_1,x_2)\in U} f_2(x_1,x_2) \end{cases}$$

Pour les différentes solutions proposées, il sera intéressant d'examiner leur stabilité. Une solution sera dite **individuellement stable** s'il est impossible d'améliorer une des deux fonctions objectif sans remettre en cause les variables de l'autre joueur. Une solution sera **collectivement stable** si c'est une solution de Pareto, c'est-à-dire qu'on ne peut améliorer un des objectifs sans dégrader l'autre, quelles que soient les variables manipulées.

La théorie des jeux recense les différents modes de collaboration des disciplines pour atteindre ces objectifs. Voici, par ordre croissant de collaboration entre les joueurs, les quatre principaux modèles de décision de la théorie des jeux :

- modèle conservateur : les joueurs envisagent le pire choix de leur rival.
- modèle de Stackelberg : un joueur domine l'autre et impose ses choix.
- modèle de Nash : chaque joueur minimise sa fonction objectif en ne jouant que sur ses propres variables.
- modèle de Pareto : les joueurs coopèrent.

➢ *Modèle conservateur*

Ce modèle est adapté au cas où aucun échange n'est envisageable entre les joueurs. Pour se prémunir des conséquences du choix de son rival, chacun cherche à améliorer son objectif en envisageant le pire choix de son alter ego. Les deux composantes x_1^c et x_2^c de la solution conservatrice sont déterminées indépendamment dans chaque discipline. On obtient le vecteur solution $f^c = (f_1^c, f_2^c)$ défini tel que :

$$\begin{cases} \text{Discipline 1 :} & f_1^{\,c} = \inf_{x_1 \in X_1} \left(\sup_{x_2 \in X_2} f_1(x_1, x_2) \right) \\ \text{Discipline 2 :} & f_2^{\,c} = \inf_{x_2 \in X_2} \left(\sup_{x_1 \in X_1} f_2(x_1, x_2) \right) \end{cases}$$

Ainsi, chaque joueur *i* sait que, quels que soient les choix du rival, sa fonction objectif aura c_i pour valeur maximale. Cela peut être un moyen de pression sur l'autre joueur. Si on définit $V = \left\{ (x_1, x_2) \in U, f(x_1, x_2) \le f^c \right\}$, c'est cet ensemble de solutions qui sera conservé par les joueurs puisqu'ils savent qu'au pire ils peuvent atteindre f^c. De plus on sait que $f(V)$ est contenu dans le rectangle $\left(\alpha + \Re_+^2\right) \cap \left(f^c - \Re_+^2\right)$.

Cette formulation présente l'avantage de fournir des solutions qui ne seront pas remises en question par les décisions des autres joueurs. Par contre, les solutions conservatrices sont souvent très sub-optimales, et ne sont stables ni individuellement, ni collectivement. Enfin, l'obtention de ces solutions est délicate même dans le cas linéaire.

- *Modèle de Stackelberg*

Dans ce modèle, un joueur dominant impose ses décisions au dominé. Ce modèle est représentatif des processus de conception séquentiels où les disciplines sont traitées les unes après les autres, les décisions n'étant pas remises en cause.

Le dominant prend en compte le comportement du dominé sur le principe de **comportement rationnel** (Rational Reaction Set) : le dominé cherche à minimiser sa fonction objectif en respectant les contraintes de conception et les choix du dominant. Si P1 est le dominant, P2 choisit donc $x_2 \in X_2^{\,R}$ tel que :

$$X_2^{\,R}(x_1) = \left\{ x_2^R \in X_2, f_2(x_1, x_2^R) = \min_{x_2 \in X_2} f_2(x_1, x_2) \right\}.$$

Le problème à résoudre dans le cas du modèle de domination est donc :

$$\text{Trouver} \quad \min_{(x_1, x_2) \in U} f_1(x_1, x_2) \quad \text{avec} \quad x_2 \in X_2^{\,R}(x_1)$$

Ce modèle est un cas particulier de modèle bi niveaux qui ont été largement étudiés. Le problème de cette formulation est que les solutions optimales dépendent de la hiérarchisation des objectifs. D'autre part, la connaissance du comportement rationnel des autres joueurs n'est pas simple à obtenir ou approximer.

- *Modèle de Nash*

Dans ce modèle, chaque joueur cherche à améliorer son propre objectif en utilisant le vecteur de conception fourni par son rival. Mais aucun ne fait de concession. Le vecteur de conception (x_1^N, x_2^N) n'est une solution de Nash si et seulement si c'est un point fixe de l'espace des objectifs :

$$\begin{cases} f_1(x_1^N, x_2^N) = \min_{x_1 \in X_1} f_1(x_1, x_2^N) \\ f_2(x_1^N, x_2^N) = \min_{x_2 \in X_2} f_2(x_1^N, x_2) \end{cases} \Leftrightarrow (x_1^N, x_2^N) \in X_1^R(x_2^N) \times X_2^R(x_1^N)$$

Ces solutions sont individuellement stables, mais pas collectivement. Les solutions de Nash n'existent pas toujours et leur détermination requière la résolution itérative et compliquée d'un problème de point fixe (non linéaire en général).

- *Modèle de Pareto (coopératif)*

Le vecteur de conception (x_1^P, x_2^P) est une solution de Pareto si et seulement si il n'existe pas d'autre vecteur (x_1, x_2) tel que :

$$\begin{cases} f_1(x_1, x_2) < f_1(x_1^P, x_2^P) \\ f_2(x_1, x_2) < f_2(x_1^P, x_2^P) \end{cases}$$

Lorsque les deux joueurs coopèrent, on peut s'attendre à obtenir des solutions meilleures que dans le cas contraire. On peut même améliorer simultanément les objectifs par rapport aux solutions obtenues par les modèles conservateurs ou de Nash.

L'ensemble des solutions de Pareto est généralement assez vaste et simple à obtenir. De plus, les solutions sont collectivement stables, mais pas forcément individuellement.

La figure 2.14 représente les différents optima selon le modèle de décision retenu :

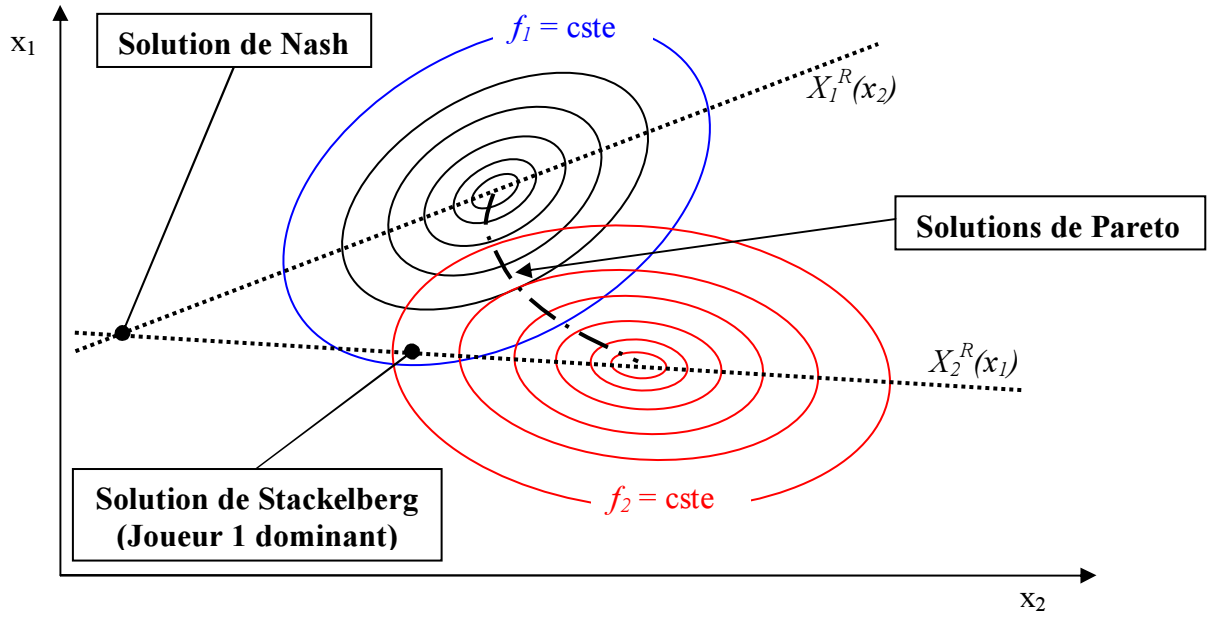


Fig 2.14 : Illustration des différentes solutions suivant la stratégie de résolution retenue.

Comme nous pouvons le constater, ces diverses stratégies reflètent le degré de collaboration entre les disciplines. En général, plus les disciplines collaborent, plus l'optimum trouvé sera de bonne qualité. En revanche, la collaboration des disciplines nécessite qu'elles communiquent, ce qui peut être très coûteux (par exemple, nombreuses itérations nécessaires pour aboutir à un équilibre entre disciplines couplées) voire impossible dans certains cas (éloignement géographique, mauvaise entente, …). Il faudra donc trouver le bon compromis optimalité/coût par rapport à la complexité du problème, le budget de calcul alloué, et la qualité de la solution recherchée.

3. Stratégies de décomposition

En pratique, seuls les modèles de Pareto et de Stackelberg sont retenus car le modèle conservateur ne fournit pas des solutions suffisamment performantes, et celui de Nash est trop coûteux à résoudre (problème de point fixe). Nous présenterons donc :

- La décomposition du problème MDO **par domination** qui induit une résolution séquentielle des sous problèmes,

- Les décompositions possibles **par collaboration** entre les disciplines, qui supposent une résolution parallèle.

La décomposition du problème peut suivre la topographie du système (ex pour une voiture : la suspension, la partie avant du véhicule, …), ou bien des disciplines scientifiques (ex : structure, fluide, thermomécanique…). Ce découpage correspond à la démarche d'ingénierie classique où les problèmes sont divisés en sous parties résolues indépendamment par diverses équipes spécialisées dans une discipline. Les transferts de données entre sous problèmes reflètent les couplages entre disciplines (ex : couplage fluide / structure), et affectent directement la rapidité des calculs. Cependant, le coût d'une optimisation a souvent une croissance exponentielle en fonction de sa taille (nombre de variables et de contraintes). La résolution de plusieurs problèmes de taille inférieure est donc plus rentable. Il faudra donc trouver le bon compromis entre couplage et découplage des analyses disciplinaires.

- *Décomposition par domination : résolution séquentielle*

Cette démarche établit un ordre de domination entre les disciplines : les décisions de la discipline précédente ne peuvent être remises en cause (voir figure 2.15). Le dominant cherche à améliorer son objectif en jouant sur ses variables de conception, mais cherche à anticiper les choix des autres disciplines qui peuvent dégrader sa solution (variables de couplage). Il transmet au dominé : des valeurs optimales de ses variables de conception, et des intervalles de variation réduits pour les variables de couplage.

Pour anticiper les choix des dominés, le dominant suit le concept de **réaction rationnelle** (cf aussi § théorie des jeux). Comme le calcul direct des véritables valeurs revient à effectuer une analyse multi disciplinaire à chaque étape de l'optimisation, on préfère en général :

- Disposer de valeurs approximatives grâce à des modèles simplifiés. Ils permettent d'évaluer grossièrement les variables de couplage [10].
- Modéliser les variables de couplage par des variables de bruit et trouver une conception robuste [4].

Il existe d'autres algorithmes basés sur la domination comme MAESTRO [j].

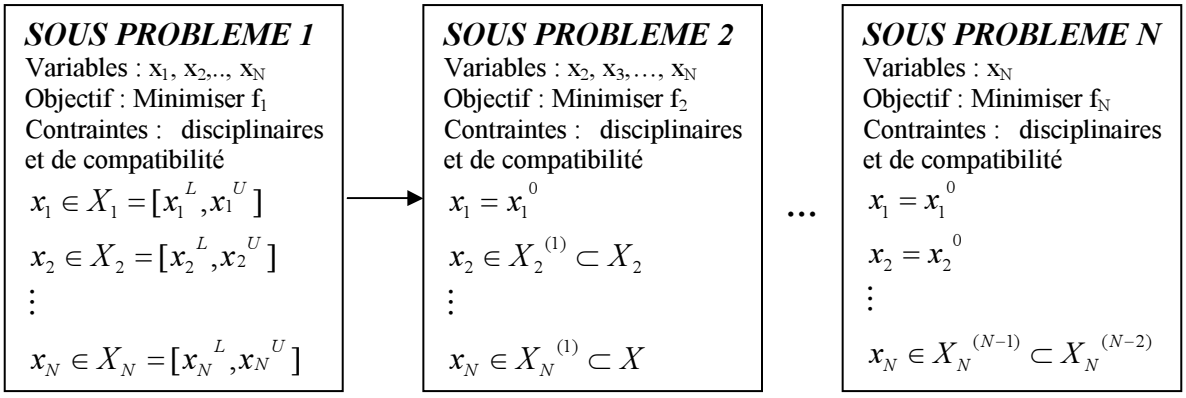


Fig 2.15 : Schéma de décomposition Leader/Follower de Stackelberg (décomposition par domination)

L'équivalence entre le problème décomposé suivant le schéma de domination et le problème MDO initial a été démontrée mathématiquement. Seules ces stratégies de domination fonctionnent lorsque le couplage entre les disciplines est large et fort.

L'inconvénient de ces méthodes est de réduire grandement les marges de manœuvre des sous problèmes dominés, et donc l'espace des solutions. Les solutions trouvées sont moins optimales que lorsque les disciplines collaborent. C'est pourtant le schéma d'optimisation qui a été choisi par la DICAP lorsqu'elle traite séquentiellement les prestations.

- *Décomposition par collaboration : résolution parallèle*

La collaboration des disciplines consiste à :

- déterminer les valeurs des variables de couplage.
- Accepter de faire des compromis au niveau des objectifs : en acceptant de relâcher un peu ses objectifs sur certaines variables d'état, on peut améliorer significativement beaucoup d'autres.

Nous allons maintenant présenter les principales formulations parallèles :

Décomposition "All-At-Once" (AAO)

Cette approche [11] revient à reporter la compatibilité entre disciplines au niveau système. L'optimiseur cherche a améliorer la fonction objectif tout en respectant les contraintes de chaque discipline et la compatibilité des variables de couplage, comme décrit dans la figure 2.16.

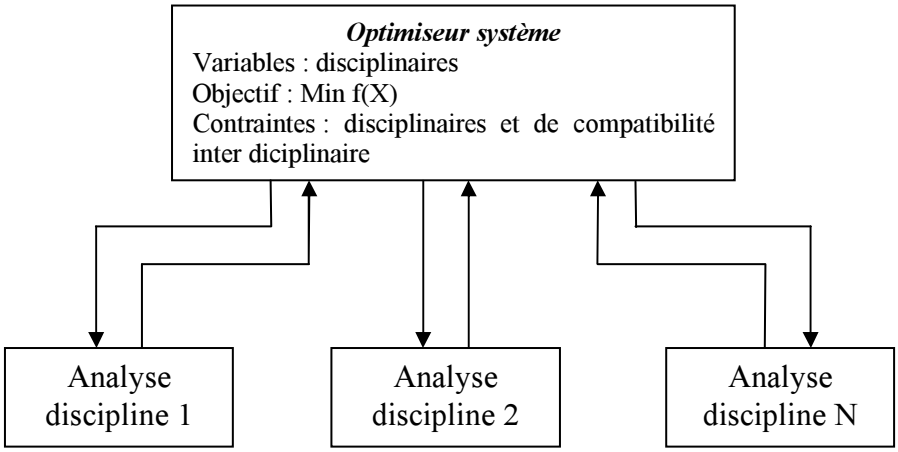


Fig 2.16 : Schéma fonctionnel de la stratégie AAO

Cette formulation est assez efficace en terme de coût de calcul

Par contre, seule la solution du problème est tenue de respecter les contraintes. Si l'algorithme est arrêté avant convergence, la solution courante ne sera pas forcément faisable. Un autre inconvénient est que les analystes spécialisés dans chaque discipline sont exclus du processus de décision.

Décomposition "Individual Discipline Feasible approach" (IDF) :

Cette approche [4] [12] mono niveau et hiérarchique ressemble à la décomposition AAO. Pourtant, les variables de couplage interdisciplinaires sont introduites au niveau de l'optimiseur (voir figure 2.17). Cette formulation assure le respect des contraintes de conception à chaque itération, tout en permettant à l'optimiseur de conduire chaque discipline, au travers des variables de couplage, vers le respect de toutes les contraintes multi disciplinaires et un optimum de prestation. Lorsqu'il est difficile de trouver un

point initial satisfaisant les contraintes de conception, on peut relâcher le couplage entre disciplines en introduisant des variables intermédiaires.

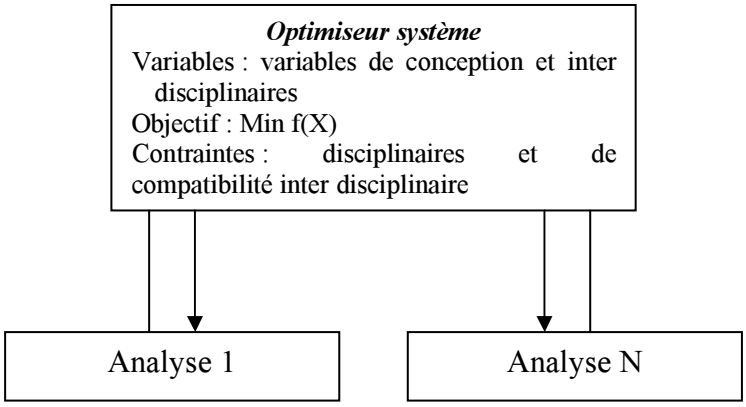


Fig 2.17 : Schéma fonctionnel de la décomposition IDF

Avec cette formulation, aucune analyse MD n'est requise pendant toute l'optimisation [3]. La faisabilité de chaque discipline est respectée à chaque itération [13], par contre, la faisabilité multi disciplinaire n'est atteinte qu'en fin d'optimisation. Cette formulation crée des variables supplémentaires par rapport au problème initial, elle est adaptée aux problèmes multi disciplinaires peu couplés.

Décomposition "Collaborative Optimization" (CO)

Cette formulation bi niveau et hiérarchique [3] [11] [14] [15] assure l'indépendance des disciplines tout en respectant la compatibilité inter disciplinaire (voir figure 2.18).

L'optimiseur système donne des cibles pour toutes les variables de conception (disciplinaires et de couplage). Il cherche à minimiser la fonction objectif et à respecter les équations d'équilibre de chaque discipline.

Chaque sous système joue sur les variables de conception de la discipline et cherche le point faisable (contraintes AD et C) le plus proche des souhaits de l'optimiseur système.

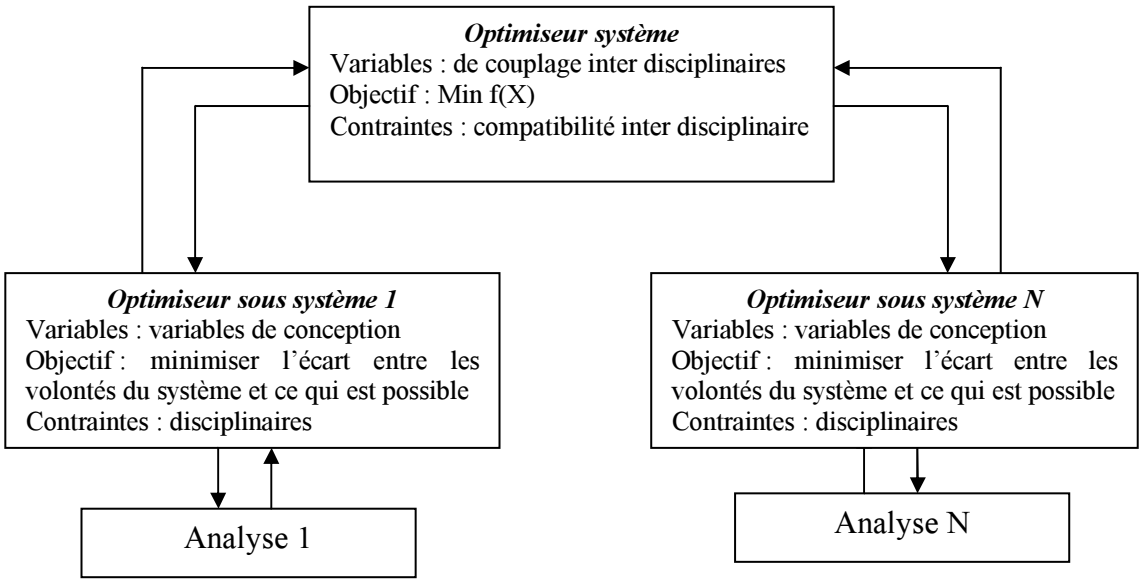


Fig 2.18 : Schéma fonctionnel de la décomposition CO

Aucune analyse MD n'est nécessaire pendant toute l'optimisation. La décomposition du problème dans chaque discipline permet de ménager une plage de décision aux experts de chaque discipline qui peuvent par exemple choisir parmi différents optima locaux. D'autre part, les variables de conception disciplinaires sont éliminées du niveau système, ce qui réduit la taille du problème d'optimisation système.

Aucun résultat mathématique ne permet d'assurer la convergence de la formulation : l'efficacité est démontrée sur des exemples. Cette formulation est efficace pour résoudre des problèmes peu couplés (dont le nombre de variables disciplinaires est très supérieur au nombre de variables inter disciplinaires). Dans le cas ou toutes les variables influent directement toutes les réponses, chaque optimisation de sous système devra faire intervenir l'ensemble des variables du problème, chaque sous problème sera donc de la taille du problème non décomposé. La convergence vers une solution peut être facilitée en formulant les contraintes de compatibilité/couplage (niveau système) sous forme d'inégalité [11] [12]. La compatibilité des disciplines n'est atteinte qu'à la convergence.

C'est l'organisation adoptée par la DPC chez RENAULT qui distribue une partie de travail à chaque direction et conserve à sa charge l'atteinte de l'objectif global et la compatibilité des disciplines.

Décomposition "Concurrent SubSpace Optimization" (CSSO) :

CSSO est un algorithme d'optimisation bi niveau non hiérarchique [16] [11] [12] [17]. L'optimiseur système s'assure de la compatibilité des disciplines en jouant uniquement sur les variables de couplage (voir figure 2.19).

Dans chaque sous problème, on cherche à satisfaire au mieux les objectifs de conception en satisfaisant l'ensemble des contraintes de conception (contraintes locales, mais aussi les contraintes globales qui dépendent des variables locales). Les variables non locales (de couplage) nécessaires à l'évaluation de la fonction objectif ou des contraintes sont approximées par l'intermédiaire des équations de sensibilité globale.

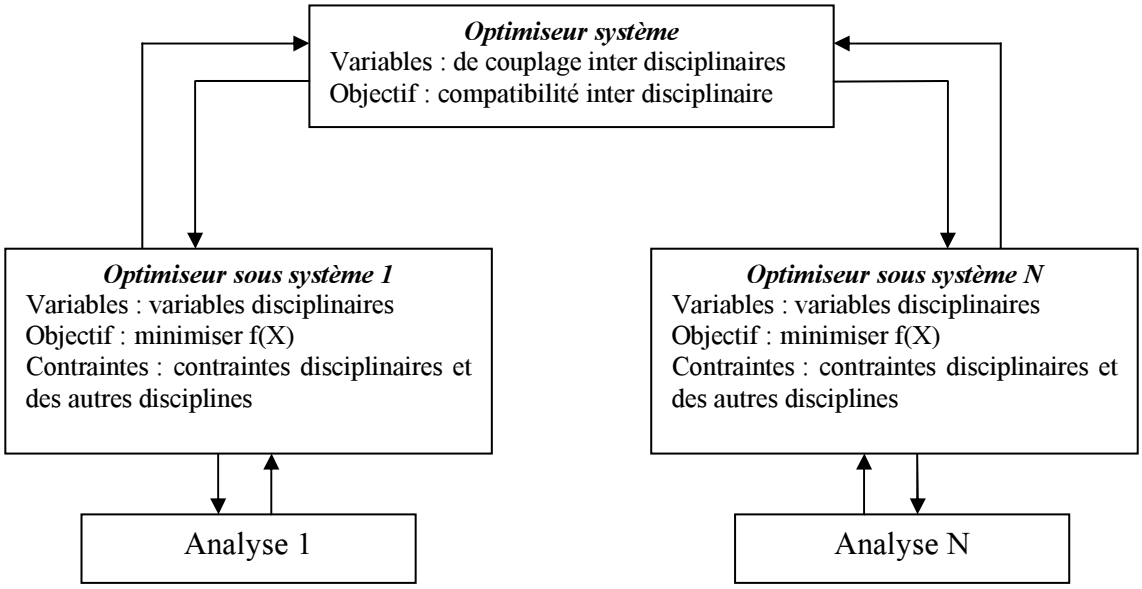


Fig 2.19 : Schéma fonctionnel de la décomposition CSSO

Cette démarche est inspirée du processus de conception classique : différentes équipes sont chargées d'optimiser une partie de la conception, et un comité est chargé au niveau système de réaliser des compromis.

Les analyses MD sont occasionnelles au cours de la résolution du problème et cette formulation assure la faisabilité multi disciplinaire à chaque itération.

Par contre, si chaque variable influe directement sur chaque contrainte, la taille des sous problèmes croit pour inclure toutes les contraintes dans chaque discipline.

Décomposition "Optimization by Linear Decomposition" (OLD) :

Dans cette méthode, l'optimiseur système améliore la fonction objectif en maintenant la compatibilité inter disciplinaire [18].

Les sous problèmes utilisent leur variables locales pour minimiser la violation des contraintes en respectant les valeurs cible des variables d'états (fixées au niveau système). Les contraintes système et sous système sont inversées par rapport à CO (voir figure 2.20).

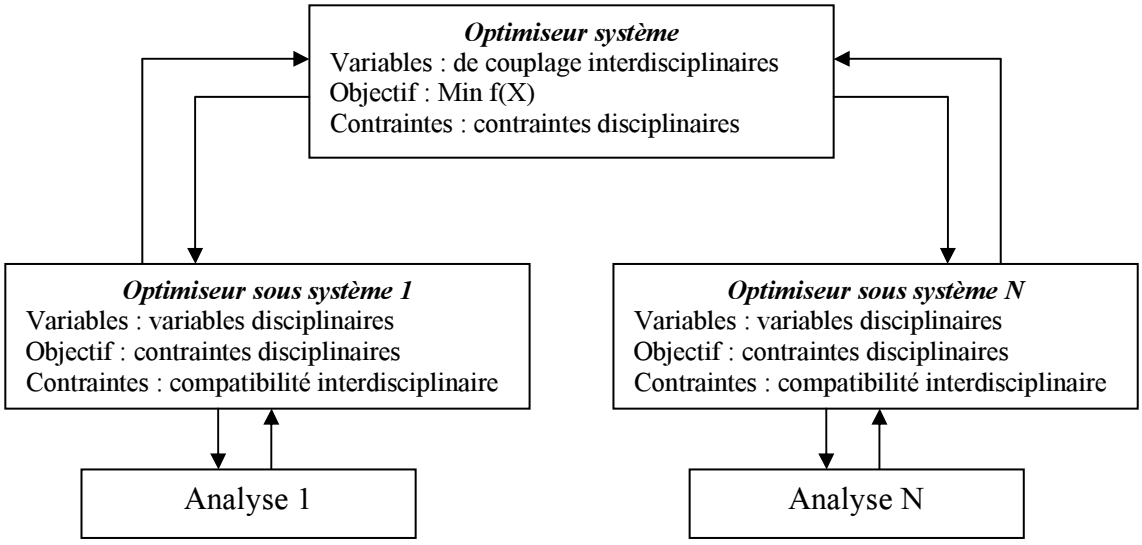


Fig 2.20 : Schéma fonctionnel de la décomposition OLD

Les sous problèmes peuvent être résolus indépendamment et l'optimiseur système gère assez peu de variables (uniquement de couplage).

Cette formulation a parfois du mal à converger à cause de la non linéarité des contraintes système aux alentours de la solution du problème système. Les algorithmes de convergence classiques (qui reposent sur les conditions KKT comme SQP ou Feasible Directions Methods) auront donc des difficultés croissantes en se rapprochant de la solution du problème multi disciplinaire.

Autres décompositions

De nombreuses autres décompositions ont été développées pour diverses raisons :

- BLISS : Bi-level Integrated System Synthesis, [10],
- SAND : Simultaneous ANalysis and Design [19],
- SAP : sequential Approximate Programming [3],
- …

La principale raison est de faciliter le calcul des gradients des analyses disciplinaires pour guider l'optimisation système [26].

4. Critères de qualité des décompositions

Les formulations MDO peuvent se distinguer par 3 principaux aspects [23] [24] :

Equivalence des formulations mathématiques

Les réponses aux questions suivantes ne sont pas toujours claires, c'est pourquoi il convient de les garder à l'esprit pour les problèmes MDO.

- Lorsque l'on décompose le problème MDO, conserve-t-on le même espace des solutions ?
- Les conditions d'optimalité, les contraintes, les analyses de sensibilité reformulées correspondent-elles au problème MDO initial ?

Dans la plupart des cas (sauf la résolution séquentielle), aucune démonstration mathématique ne prouve l'équivalence du problème décomposé avec le problème MDO initial. Mais les stratégies MDO ont fait leur preuves sur différentes applications [20].

D'autre part, il ne faut jamais perdre de vue l'étroit rapport entre formulation et algorithme de résolution. En effet, certains algorithmes permettront de résoudre certaines formulations très rapidement mais ne convergeront jamais avec d'autres formulations pourtant mathématiquement équivalentes. En particulier, les formulations qui conduisent à des problèmes multi niveaux non convexes sont difficiles à résoudre. La vitesse de convergence est également un point à ne pas sous estimer. Il faut veiller à l'adéquation entre l'algorithme de résolution et le problème d'optimisation.

Faisabilité des solutions proposées

On pourra distinguer trois types de faisabilité :

- la **faisabilité mono disciplinaire** : elle correspond au respect des contraintes d'analyse disciplinaire, c'est-à-dire lorsque les variables de sortie d'une discipline correspondent bien aux variables de conception.
- la **compatibilité inter disciplinaire** : elle correspond au respect des contraintes de couplage inter disciplinaires, c'est-à-dire que les variables de couplage inter disciplinaire ont les mêmes valeurs dans toutes les disciplines.
- la **faisabilité multi disciplinaire** : elle est atteinte lorsque les conditions de faisabilité mono disciplinaire et de compatibilité interdisciplinaires sont réunies. Elle assure que toutes les conditions d'une analyse multi disciplinaire sont remplies.

On dira d'une formulation d'un problème MDO qu'il est ***fermé*** par rapport à un certain ensemble de contraintes ***si*** le respect des contraintes est vérifié à chaque itération de l'optimisation système. Au contraire, si la formulation n'assure pas nécessairement ce respect, le problème est dit ***ouvert*** par rapport au groupe de contraintes [5].
Une optimisation fermée est plus coûteuse car elle nécessite la communication des disciplines. En revanche elle présente l'avantage de pouvoir être interrompue avant convergence avec l'assurance que les solutions courantes respectent les contraintes.
La classification des formulations MDO en répertoriant le caractère ouvert / fermé de chaque groupe de contraintes permet de regrouper les formulations. Le respect des contraintes aux niveaux disciplinaire et système est plus ou moins vérifié suivant l'algorithme de décomposition retenu :

- AD fermée / C ouvert / IC fermé : formulations MDF, OLD et BLISS,
- AD fermé / C fermé / IC ouvert : formulations CO et CSSO,
- AD fermé / C ouvert / IC ouvert : formulations IDF, AAO
- AD ouvert / C ouvert / IC ouvert : SAND.

On peut également classer les différentes formulations collaboratives en fonction du respect de la contrainte de faisabilité multi disciplinaire. Aux deux extrêmes, on trouve :

- la formulation MDF : tous les points proposés à l'optimiseur respectent cette contrainte. Une partie de la tâche de l'optimiseur système est transférée dans les

analyses disciplinaires, mais au prix de nombreuses itérations au sein de chaque discipline.

- la formulation AAO : l'intégralité des contraintes est gérée au niveau système, ce qui lui permet d'éviter toute itération d'analyse disciplinaire. Par contre, les variables de couplage et les contraintes au niveau système sont dupliquées au niveau système. Son application n'est donc adaptée qu'aux problèmes faiblement couplés.

Les autres formulations se situent entre ces 2 extrêmes (voir figure 2.21).

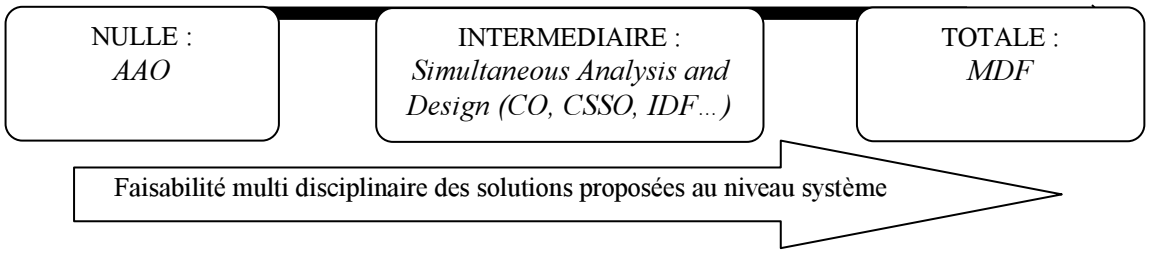


Fig 2.21 : Classement des stratégies de décomposition suivant la faisabilité des solutions proposées au niveau système.

Autonomie disciplinaire

On distingue 2 formes d'autonomie disciplinaire [18] :

- l'**autonomie d'intégration** représente le contrôle de chaque discipline sur ses propres variables de conception et son objectif. Elle permet de respecter la réunion d'experts autour d'un problème de conception.
- l'**autonomie d'exécution** est atteinte lorsque aucune communication avec les autres disciplines n'est requise pour résoudre les analyses disciplinaires. Si il n'y a de communication qu'entre les sous systèmes, le système est dit **hiérarchique**. Par contre, s'il y a des échanges de données entre les différents sous systèmes, la formulation est dite **non hiérarchique** [17].

Au niveau sous système, l'autonomie disciplinaire est un avantage. Elle permet d'utiliser les capacités de résolution au sein de chaque discipline (comme CO), de paralléliser les calculs (contrebalancé par le fait que les différentes analyses ne durent pas du tout le

même temps), et de simplifier la mise en œuvre de la décomposition (pas de communication requise entre les disciplines). D'autre part, plus le problème d'optimisation est petit, plus la résolution est rapide, ce qui plaide en faveur de la décomposition du problème d'optimisation en sous problèmes résolus indépendamment dans chaque discipline.

Par contre, l'autonomie disciplinaire est en opposition radicale avec l'efficacité de l'optimiseur système (rapidité de résolution). Lorsque les problèmes ne sont pas trop couplés, ce ralentissement peut être mineur, mais si le couplage entre les différentes disciplines est large et fort, le nombre et la fréquence des communications entre les sous problèmes et l'optimiseur système peuvent être importants, ce qui augmente le coût de résolution du problème global. De plus, les contraintes de couplage inter disciplinaire présentent de fortes non linéarités qui peuvent causer des difficultés de convergence pour l'optimiseur système.

De façon générale, la collaboration des disciplines améliore la qualité de l'optimum trouvé. Mais pour collaborer, les disciplines doivent communiquer, ce qui peut être très coûteux (itérations de convergence des analyses MD, synchronisation des échanges alors que calculs pas nécessairement simultanés) voire impossible dans certains cas (éloignement géographique, décalage temporel de développement, …). Il faudra donc trouver le bon compromis optimalité/coût par rapport à la complexité du problème, le budget de calcul alloué, et la qualité de la solution recherchée.

- *Conclusion sur les décompositions*

La décomposition du problème d'optimisation multi disciplinaire permet de réduire les coûts de l'optimisation du système et d'améliorer la qualité des compromis en faisant collaborer les disciplines. Ces stratégies peuvent être implémentées dans le cadre de l'Ingénierie Système, et déterminent un cadre rigoureux pour gérer la recherche de compromis entre les sous systèmes composant le produit complexe.

Le choix de la stratégie de décomposition est influencé par des contraintes de communication entre disciplines et l'organisation des équipes de conception. Dans le paragraphe suivant, nous étudions l'organisation de la conception chez RENAULT.

C. Processus de conception RENAULT et stratégie First Design

Dans ce paragraphe, nous verrons que les stratégies décrites précédemment sont déjà en partie mises en œuvre dans le processus de conception RENAULT. Pourtant, l'étude du cycle de développement d'un capot pour le choc piéton fera apparaître des itérations de convergence qui peuvent retarder l'ensemble du projet véhicule. Sachant que le moindre jour de retard sur la livraison d'un nouveau véhicule peut se chiffrer en millions d'euros, on comprend bien l'intérêt de trouver des solutions pour améliorer l'efficacité du processus de conception.

C'est dans ce cadre que nous proposerons la stratégie de conception First Design qui vise à la fois à améliorer la qualité des solutions et à fluidifier le déroulement du cycle de conception.

1. Organisation RENAULT

Les différentes directions de Renault sont organisées suivant la logique des compétences à réunir pour réaliser un nouveau véhicule. Chaque compétence spécifique fait l'objet d'une direction opérationnelle : Direction de l'Ingénierie Mécanique (DIM : conception du groupe moto propulseur), Direction de L'ingénierie de la Caisse Assemblée Peinte (DICAP : caisse de la voiture et ouvrants), Direction de l'Ingénierie des Equipements de Carrosserie (DIEC : habillage intérieur, des rétroviseurs…), Direction de l'Electronique et des Systèmes Embarqués (DIESE)…

Lorsqu'un nouveau véhicule doit être réalisé, une équipe projet est formée. Elle réunit des acteurs de chaque direction opérationnelle, chacun chargé d'atteindre les prestations pour son domaine de compétences, ainsi qu'une équipe chargée de coordonner l'ensemble de la conception suivant le schéma CO (Collaborative Optimization) décrit précédemment (voir figure 2.22).

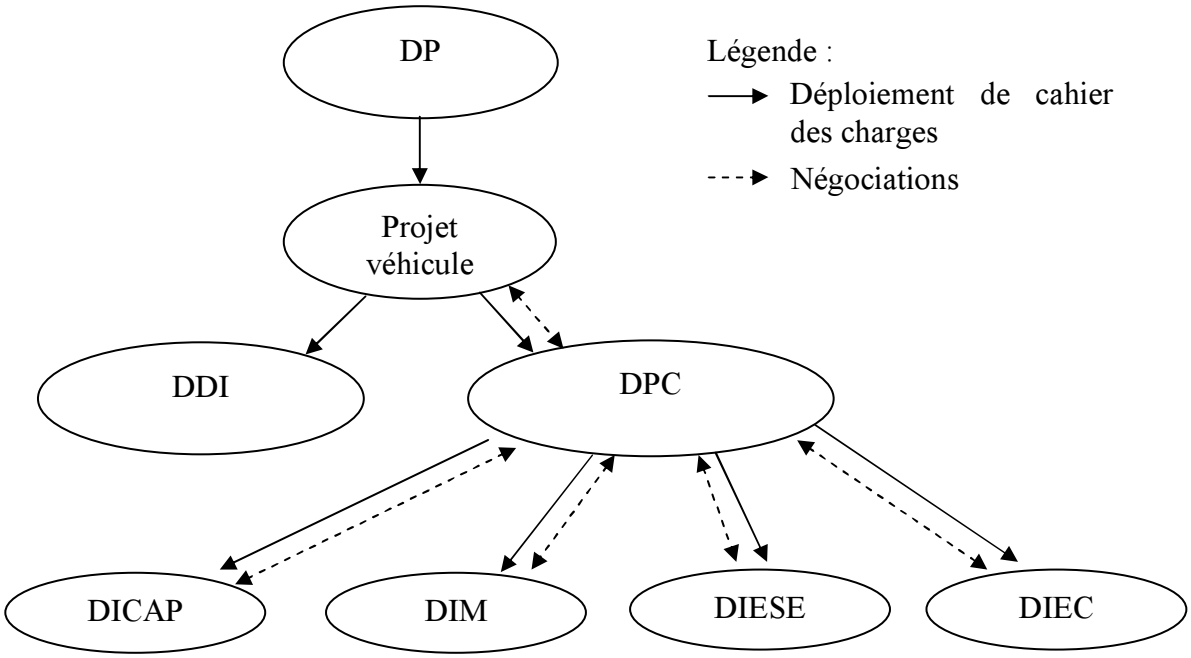


Fig 2.22 : Organisation hiérarchique des directions RENAULT lors d'un projet véhicule

Les objectifs de conception du nouveau véhicule sont fixés par l'équipe projet en accord avec la Direction du Produit (DP). Un compromis est établi entre les attentes clients et les contraintes de rentabilité. Ces spécifications concernent toutes les prestations du véhicule : confort, sécurité, ergonomie, …

Le déroulement du projet suit la logique de l'ingénierie système. Il commence par une phase d'avant projet au cours de laquelle le véhicule est pré dimensionné. Cette phase sert à documenter les compromis entre prestations. Le dimensionnement précis est réalisé au cours du projet lui-même. Ces 2 phases correspondent respectivement aux phases de conception fonctionnelle et de conception organique. Au cours de chaque phase, toutes les directions Renault interviennent.

Une des directions les plus importantes dans cette organisation est la Direction des Prestations Client (DPC). En effet, c'est elle qui, d'une part, assure le déploiement du cahier des charges (répartition des tâches entre les différentes directions opérationnelles), et d'autre part est responsable de la synthèse des prestations (atteinte des objectifs de conception). Elle tient le rôle de l'optimiseur système dans le schéma de décomposition

CO. Cette direction symbolise la nécessité de collaboration lors de la conception des sous-systèmes constitutifs d'un système complexe. Lorsqu'une prestation fait intervenir les compétences de plusieurs directions opérationnelles, elle répartit les efforts de conception entre les équipes. Elle assure ainsi les compromis de conception entre les différents sous-systèmes qui composent le véhicule.

Pour déployer le cahier des charges (CDC) et répartir les efforts de conception entre les différentes directions opérationnelles, la DPC utilise des modèles experts (de type retour d'expériences) ou simplifiés. L'expérience joue un rôle central dans son travail : elle travaille souvent par de petites modifications des objectifs par rapport au véhicule précédent, cette opération est appelée « carry over ». Dans la pratique, les modèles simplifiés sont très peu utilisés, et lorsqu'ils existent, ce sont bien souvent des modèles organiques simplifiés et non pas fonctionnels. Les résultats qu'ils fournissent orientent donc grandement la recherche de solution des directions opérationnelles.
Lorsque les directions opérationnelles reçoivent leur CDC déployé, leur seul objectif est de trouver une solution technique pour le respecter. Le déploiement du CDC a une importance capitale dans le bon fonctionnement de la conception et dans l'atteinte des objectifs globaux du véhicule. Si un service se voit attribué des objectifs inatteignables, les ingénieurs risquent de chercher longtemps une solution et de retarder l'ensemble du projet véhicule. Lorsque c'est le cas ou lorsque la synthèse des sous systèmes ne permet pas d'atteindre les prestations véhicule, commencent alors de longues négociations entre services pour redéfinir le CDC et les compromis permettant d'atteindre les prestations globales.

L'organisation de la conception Renault suit donc parfaitement le cycle de l'ingénierie système, et gère le couplage entre les différentes directions par un schéma de décomposition CO.

2. Exemple de cycle de développement produit chez RENAULT

Pour mieux se rendre compte du fonctionnement réel de cette organisation, rien de tel qu'un exemple que nous présentons dans ce paragraphe. Le cycle de développement du capot piéton X91 n'a pas valeur de généralité, mais il nous permettra de révéler certaines faiblesses de l'organisation de la conception.

Dans la figure 2.23, l'incrémentation des lignes grisées symbolise le niveau de décision suivant le mode d'organisation de l'Ingénierie Système.

LEGENDE	
	Direction concernée
	Décisions prises
	Etapes du projet

	Décisions prises au cours du cycle de développement du capot piéton X91	**Commentaires**	**Risque de remise en cause**
	Projet véhicule / Direction du Produit		
1	Choix des prestations du véhicule.	Traduction des attentes client	
2	Déclinaison des prestations au reste du véhicule. Définition : - du plan de référence (définition des côtes générales du véhicule), - des prestations sécurité - des prestations de confort - …	A la vue des prestations des concurrents, il sera décidé en cours de projet de viser aussi l'EuroNCAP	X
	Obtention du cahier des charges sécurité piéton : choc réglementaire JRC : HIC < 2000 sur tout le capot et HIC < 1000 sur les 2/3 de la surface.		X
	Direction des Prestations Client		
3	Choix d'une marge de sécurité de 20% sur le HIC pour la conception par simulation numérique : HIC < 800/1600.	Marge issue d'une étude de dispersion expérimentale et non de corrélations essais/calculs	
4	Choix d'une représentation simplifiée des autres prestations : côtes additionnelles pour l'insonorisant (5mm), pour la dispersion de la position du moteur (6mm)		X

5	Choix d'un modèle simplifié organique pour le déploiement du cahier des charges : plaque EF en acier galbée et encastrée dont seule l'épaisseur varie On règle l'épaisseur de la plaque pour avoir le HIC cible, l'enfoncement correspondant permet de construire la nappe piéton	Modèle peu représentatif : influence sur les prestations de la forme du capot, du matériau… ? Anticipation des choix techniques : restreint les possibilités	X
6	Définition de la « nappe piéton » qui donne l'enfoncement autorisé en fonction de la position sur le capot : - zones à fort HIC et faible course sur les bords - enfoncement maximal autorisé au centre du capot, HIC mini	Anticipe la solution technique, contraint sa recherche MAIS permet de travailler par zone (diminue le nombre de simulations).	X
	Obtention des cahiers des charges déployés : - limite d'encombrement moteur pour la DIM - limites de HIC et d'enfoncement en chaque point du capot pour la DICAP	Permet le travail simultané des directions opérationnelles (DICAP, DIM, …)	
	Direction de l'Ingénierie Mécanique		
7	Etudes pour abaisser les « points durs » et libérer le volume laissé libre pour la décélération de la tête du piéton (abaissement des parties rigides situées dans ce volume)		
	Dir. Ingénierie de la Caisse Assemblée Peinte		
8	Recherche d'une solution réglementaire (JRC) à masse minimale	Pas d'objectif EuroNCAP jusqu'ici (conditions de choc différentes : vitesse et poids de la tête)	
9	Carry over du process de fabrication du capot : mise en forme du capot par emboutissage, assemblage par sertissage	Fortes économies potentielles en terme d'investissement, prise en compte simplifiée des autres prestations	
10	Attribution d'un périmètre de conception pour chaque prestation : - choc piéton : matériau du panneau extérieur, matériau et forme du centre de la doublure de capot - claquement : le renfort de gâche - acoustique : panneau d'insonorisant - raideur statique : bord de la doublure	Risque d'itération de conception si on n'arrive pas à atteindre les autres prestations une fois les prestations crash obtenues. Le crash est dimensionné en premier	X
11	Dimensionnement du crash avant les autres prestations et sans les contraintes de fabrication (emboutissage de la doublure)	Risque d'itération de conception si la solution n'est pas fabricable.	X
12	Choix d'utiliser le design du véhicule précédent (X74) pour dimensionner la doublure car le design X91 n'est pas encore trouvé.	Risque d'itérations de conception, hypothèse que X74 définit un voisinage de X91	X
	Lancement de l'étude projet DICAP		
	Etude projet DICAP		

13	Recherche d'une solution technique par petites modifications du véhicule précédent (doublure ajourée, en acier et emboutie).	Le véhicule précédent n'était pas spécifié pour le choc piéton. Définition technique inadaptée	X
14	Réunions d'avancement avec la DPC		
	Echec de la recherche de solution		
15	Dimensionnement d'une doublure s'appuyant sur le moteur	Solution très chère : diversité des moteurs et donc des fixations.	
	Echec de la recherche de solution		
	DICAP		
	Lancement d'une étude métier en parallèle	Processus exceptionnel Conséquence de la décision 14	
	Métier DICAP		
16	Dimensionnement d'un capot X74 avec une doublure non ajourée et plate, en acier ou en aluminium	Variations d'épaisseurs du panneau extérieur et de la doublure de capot.	
	Obtention d'une solution en acier satisfaisante en HIC et en enfoncement, mais trop lourde.	La doublure en aluminium ne respecte pas les critères d'enfoncement, par contre elle n'est pas lourde.	
	Lancement d'une étude de forme de la doublure du capot X74 en aluminium.	Il faut trouver un moyen d'éviter le cloquage de la doublure en aluminium	
17	Recherche d'une forme de doublure en alu limitant l'enfoncement au centre du capot.	Hypothèses sous jacentes : - le centre est le point le plus dur - les motifs sont duplicables	X
	Obtention d'une forme de doublure qui limite l'enfoncement au centre du capot X74.	Brainstorming pour proposer des motifs emboutissables rigidifiants, puis optimisation de leur forme.	
18	Dimensionnement d'une solution pour tout le capot X74 en reproduisant la forme trouvée	3 semaines de délais pour avoir le modèle de calcul Conséquence de la décision 17	
	Obtention d'une solution crash pour le capot X74		
19	Re dimensionnement de la solution pour : - les contraintes process (emboutissabilité), - les autres prestations du capot	Dégradation de la solution d'au moins 5mm d'enfoncement Conséquence de la décision 11	
	Obtention d'une solution crash industrialisable pour le capot X74		
	DDI (design)		
20	Choix du design du véhicule X91 (DT2) sous réserves de rares modifications.		
	Obtention de la forme et de la position du capot X91 (DT2)		
	Métier DICAP		
21	Evaluation de la solution X74 pour X91	nouvelles dimensions, forme et conditions limites	
	La solution ne respecte pas le CDC		

22	Re dimensionnement de la solution	Optimisation de forme de la doublure Conséquence de la décision 16	
	Obtention d'une solution pour le capot X91		
	DDI (design)		
23	Changement de design X91 (DT3)		
	Obtention de la forme et de la position du capot X91 (DT3)		
	Métier DICAP		
24	Evaluation de la solution pour le design X91 (DT3)		
	La solution ne respecte pas le CDC		
25	Re dimensionnement de la solution	Optimisation de la doublure : forme, matériau Conséquence de la décision 16	
	Pas de solution !		
	DDI (design)		
26	Modification du design X91 : rehaussement du capot.	Processus exceptionnel pour faire face à la situation. Conséquence de la décision 12	
	Obtention de nouvelle position du capot X91 (DT3)		
	Métier DICAP		
27	Evaluation de la solution		
	Obtention d'une solution crash pour le design X91 (DT3)		
28	Dimensionnement d'un capot X91 avec les autres prestations (acoustique, claquement…)	Conséquence de la décision 10	
	Obtention d'une solution multi prestations pour le design X91 (DT3)		
28	Dimensionnement d'un capot X91 avec doublure thermodur pour faire de l'EuroNCAP et être encore plus léger.	Conséquence de la décision 2	
	Obtention d'une solution crash EuroNACP pour le design X91 (DT3)		

Fig. 2.23 : Principales étapes et décisions prises lors du développement du capot X91 pour le choc piéton.

3. Difficultés et voies d'amélioration

La principale cause de lenteur du cycle de conception du capot X91 (figure 2.23) est le nombre important d'itérations de conception. La solution doit être redimensionnée à chaque fois que le problème de conception évolue. On peut distinguer des itérations mineures, c'est-à-dire des évolutions du problème de conception au sein de la DICAP, et des itérations majeures, c'est-à-dire des remises en cause du problème posé à la DICAP.

Les itérations mineures sont liées à la hiérarchisation des prestations et des contraintes suivant un schéma de décomposition leader/follower de Stackelberg. On traite prioritairement les problèmes de conception jugés les plus délicats et les plus influents sur le dimensionnement, puis on rajoute progressivement les contraintes de fabrication et les autres prestations. Comme nous l'avons vu dans la théorie des jeux, cette organisation de la conception peut conduire à des solutions sous optimales et des impasses de conception si la hiérarchisation est mal adaptée.
De plus, l'absence de modèle fonctionnel de dimensionnement à la DICAP conduit à une exploration séquentielle des différentes solutions fonctionnelles. On essaie de dimensionner une doublure ouverte en acier, puis une doublure pleine et plate en acier, une doublure pleine et mise en forme en acier, puis pleine et mise en forme en aluminium, et enfin une doublure pleine en thermodur. Une approche fonctionnelle aurait pu servir à discriminer plus rapidement les solutions technologiques n'ayant pas les caractéristiques fonctionnelles nécessaires.

Les itérations majeures sont visibles par exemple lors du redimensionnement du capot piéton lorsque le design X91 change. Cette évolution extérieure au problème de la DICAP impacte cependant sa solution. Sachant que le design était voué à changer, la solution recherchée par la DICAP doit être robuste à ces variations pour éviter les itérations.
On peut également remarquer qu'une solution n'a pu être trouvée qu'en modifiant la position du capot en dernier recours (rehaussement du capot de 10mm). En effet, une solution existait (doublure en acier pleine et mise en forme), mais elle était beaucoup trop lourde. Lors du déploiement des objectifs à la DICAP, le modèle simplifié utilisé à la

DPC ne tenait pas compte de cette contrainte pourtant très influente. Les objectifs fournis à la DICAP n'étaient donc pas atteignables. On doit veiller à intégrer autant que possible ce type de contraintes lors du déploiement du cahier des charges pour définir des compromis de conception réalistes entre les différentes directions. Dans le cas où ces contraintes ne peuvent être prises en compte, un processus de remise en cause efficace doit être prévu pour négocier a posteriori les cahiers de charges déployés. Actuellement ces remises en cause sont difficiles par manque d'information. On pense en particulier à des indicateurs permettant d'évaluer l'influence de la masse sur l'enfoncement nécessaire pour décélérer la tête du piéton.

Toutes ces itérations de conception auraient pu être évitées en introduisant des objectifs de robustesse à chaque niveau de la conception. Cette robustesse s'applique aussi bien aux modèles utilisés qu'aux solutions trouvées.
La robustesse des modèles de dimensionnement est particulièrement importante. Elle permet de définir des solutions pertinentes et réalisables. Les modèles doivent notamment permettre d'évaluer l'influence de toutes les grandeurs importantes du niveau de conception considéré (la masse par exemple) pour définir des objectifs atteignables par toutes les équipes de conception qui travaillent en parallèle.
La robustesse des solutions est aussi très importante. Elle permet d'anticiper les évolutions de l'environnement du capot (design, raideur des appuis…). Trouver une solution robuste à ces variations permet de trouver une solution indépendante du reste du véhicule. On s'émancipe ainsi du manque d'information au cours du développement du produit.

Dans le paragraphe suivant, nous présentons la méthodologie **FIRST DESIGN** qui intègre les recommandations formulées ci-dessus. Cette méthodologie, basée sur le cycle en V de l'ingénierie système, élargit la notion de robustesse à l'ensemble du cycle de conception. Elle définit un cadre rigoureux pour l'ensemble des phases de conception d'un système complexe en anticipant les incertitudes de toutes sortes. On minimise ainsi le nombre d'itérations de conception, et permet d'aboutir à des solutions robustes.

4. Méthodologie FIRST DESIGN (FD)

La méthodologie FD est vouée à l'obtention de solutions robustes pour les produits complexes. Elle est basée sur une décomposition hiérarchique du produit suivant le cycle en V de l'Ingénierie Système. A chaque niveau de conception, on recherche une solution optimale au problème posé en utilisant un modèle de comportement du système. Cette recherche fournit un jeu de variables de conception qui assure de respecter le cahier des charges. Ce jeu de valeurs devient les objectifs du niveau de conception inférieur. Ces objectifs peuvent être répartis entre différentes équipes de conception chargées de les atteindre. Les différents schémas de décomposition présentés précédemment peuvent alors être utilisés. Comme nous l'avons vu, cette approche du problème suppose :

- l'indépendance des sous problèmes qui peuvent être résolus en parallèle,
- des communications avec le niveau de conception directement supérieur qui gèrent les couplages entre les sous problèmes.

Ces communications entre niveaux sont synonymes d'itérations de convergence et peuvent être coûteuses (investissements supplémentaires, ralentissement du projet véhicule). Pour minimiser leur nombre et favoriser la convergence vers une solution, la stratégie FD propose d'utiliser le concept de robustesse à chaque niveau de conception du cycle en V et sous 2 formes distinctes :

- la robustesse des modèles.
- la robustesse des solutions,

➢ *Robustesse des modèles*

A chaque niveau de conception, on utilise des modèles de comportement pour dimensionner une solution. Différents types de modèles sont utilisés suivant le niveau de conception :

- dans les premières phases de conception, on utilise principalement des modèles de retour d'expérience, des modèles fonctionnels ou des modèles matériels simplifiés,
- dans les phases de conception finale, des modèles détaillés de type éléments finis sont employés la plupart du temps.

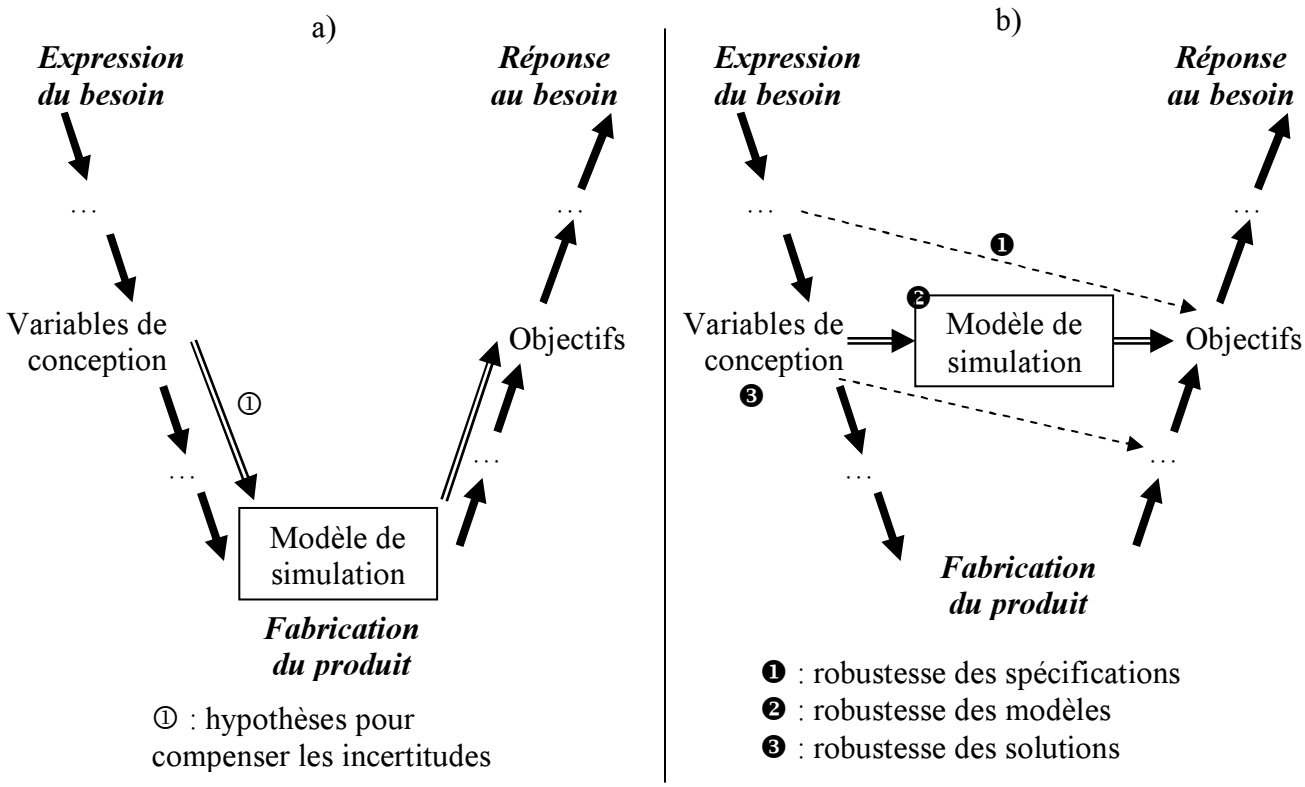


Fig 2.24 : Schéma de fonctionnement du déploiement de cahier des charges a) dans le cadre traditionnel RENAULT, b) conformément à la stratégie First Design

Quel que soit le modèle utilisé, la méthode FD préconise l'utilisation de modèles de simulation dont la précision est adaptée à chaque niveau de conception (voir figure 2.24.b). Dans les phases amont de la conception, les modèles simplifiés ou fonctionnels sont bien adaptés car ils possèdent un faible nombre de degrés de liberté. Ces modèles doivent fournir une bonne estimation des objectifs de conception, et cette estimation doit être indépendante des variables de conception inconnues à cette étape de conception. Ces modèles présentent l'avantage d'opérer comme une sélection de variable experte qui ne retient que les paramètres les plus influents sur l'objectif, mais il faut veiller à ce qu'ils permettent de prendre en compte toutes les variables importantes (comme la masse par exemple). Un des enjeux de la méthode est donc le développement de ce type de modèles experts rassemblant des connaissances métier et des heuristiques de conception. Malheureusement, ce type de modèles n'est pas toujours disponible car leur construction

requière une connaissance experte du domaine scientifique. Dans ce cas, on utilise des modèles détaillés.

Les modèles détaillés, la plupart du temps de type éléments finis, sont bien adaptés aux étapes finales de conception, car ils permettent une estimation fine des performances du système. Mais pour être précis, ces modèles requièrent des informations précises sur le produit qui ne sont pas disponibles dans les phases préliminaires de conception.
Dans la pratique, on réalise de nombreuses hypothèses sur les variables inconnues en utilisant par exemple les valeurs des véhicules précédents (voir figure 2.24.a). Les résultats obtenus sont toujours soumis à la validation des hypothèses. La remise en cause de ces hypothèses est souvent synonyme d'itération de conception.
On peut cependant utiliser ces modèles de façon sûre en considérant que les variables inconnues sont des variables aléatoires, et en cherchant des solutions robustes à ces variations. Quelle que soit l'évolution des variables inconnues, la solution trouvée restera valable. Mais cette procédure a un coût, celui de la recherche de solutions robustes.

- *Robustesse des solutions*

Des solutions robustes se caractérisent par l'insensibilité de leur performance par rapport aux variations des facteurs non maîtrisés.

Dans un premier temps, la robustesse des solutions a été introduite dans les phases finales de la conception pour améliorer la qualité du produit et réduire les coûts de fabrication. Ces objectifs étaient atteints en cherchant des solutions robustes par rapport aux conditions d'utilisation ou aux paramètres de fabrications. On pouvait ainsi relâcher les tolérances de fabrication en conservant le même taux de produits conformes. Cette première voie de recherche a été l'occasion de développer de nombreux outils d'évaluation de la robustesse à moindre coût de calcul (voir chapitre V), y compris pour les reformulations MDO [19]. Les objectifs de robustesse ont été intégrés aux algorithmes d'optimisation pour donner des stratégies regroupées sous le nom de Reliability-Based Design Optimization (RBDO) [27]. Ces stratégies sont souvent

appliquées en bas du cycle de conception, lorsque le nombre de variables de conception est très grand et que les marges de manœuvre sont très limitées.

La recherche de solutions robustes dès les phases préliminaires de conception est très importante. D'une part, elle renferme un meilleur potentiel d'amélioration des solutions car la conception est moins contrainte en début de conception. D'autre part, la recherche de solutions robustes en cours de décomposition du produit permet de minimiser les itérations de conception. En effet, la décomposition progressive du produit en sous systèmes veut que la solution d'un niveau de conception (jeu de valeurs des paramètres de conception) devient l'objectif des niveaux inférieurs. Ainsi, si la solution est robuste par rapport aux variables de conception, de petites variations de ces paramètres n'ont pas d'influence sur la qualité de la solution. Si les objectifs donnés aux sous systèmes ne sont pas parfaitement respectés, la solution du niveau supérieur n'est pas remise en cause. Cette observation a notamment été étudiée pour un processus de conception de type dominant/dominé [7] [9] [28] [29]. Le dominé aura plus de facilité à trouver une solution si le dominant formule ses objectifs sous forme d'intervalles plutôt que de valeurs déterministes. Cette anticipation permet d'éviter des itérations de conception qui interviennent lorsque les choix du dominé ne sont pas ceux qui avaient été anticipés (par une approximation quelconque sur le principe de réaction rationnelle). C'est ce que nous appellerons la robustesse des spécifications (voir figure 2.24).

- *Synthèse de la méthodologie*

La méthode d'optimisation proposée s'inscrit totalement dans l'application de la méthode '6 σ' à la conception en avant-projet [30] [31]. Néanmoins, son originalité repose essentiellement sur l'utilisation de la hiérarchisation des paramètres et des prestations résultant du cycle en V de l'ingénierie système.

Cette démarche de conception optimale et robuste prend place dès les phases préliminaires de conception, lorsque les conséquences sont les plus déterminantes pour l'avenir du projet. Il est évident qu'il est inutile de chercher à optimiser, de manière robuste, les innombrables paramètres relatifs à chaque pièce et correspondant aux phases

finales du cycle en V. Leur influence est minime sur le comportement global correspondant au haut du cycle en V.

La bonne stratégie consiste à rechercher dès le début de la conception les architectures (fonctionnelles et organiques) qui permettent d'améliorer les prestations globales et leur robustesse. Pour cela, on définit à chaque étape de la conception des modèles robustes de comportement du sous-système analysé. Ces modèles devront pouvoir fournir les bonnes tendances malgré les incertitudes liées aux phases préliminaires du projet. On cherche ensuite, pour le sous-système analysé, la meilleure solution en terme de performance, de robustesse et de compromis entre prestations. L'application de ce principe dans les phases fonctionnelles est essentielle : elle permet d'obtenir des solutions architecturales indépendantes d'une solution technique. La solution retenue constituera alors les spécifications du niveau inférieur de conception. Enfin, on essaiera de fournir aux étapes de conception en aval des spécifications non déterministes pour favoriser la recherche de solutions.

Le déroulement du cycle en V de l'IS en appliquant les deux formes de robustesse préconisées par FD permet d'aboutir à des solutions performantes et robustes, tout en limitant les itérations de conception et en augmentant la liberté de chaque discipline. Tout l'enjeu de nos travaux sera d'intégrer les nouveaux outils de conception (optimisation et robustesse) dans le cycle en V de l'ingénierie système. C'est tout le sens que nous donnerons à l'expression « conception robuste » telle que décrite par la méthodologie « First Design ».

On peut synthétiser comme suit les points clefs de la mise en oeuvre de la méthodologie qui constitue le corps de doctrine d'une conception robuste :

- **points concernant la modélisation**

- utiliser des modèles avant-projet robustes juste nécessaires pour décrire les divers phénomènes physiques quand cela est possible,
- construire des modèles de réception fiables reliant les grandeurs physiques à la perception du client.
- quantifier par des modèles appropriés la nocivité des actions extérieures.

- assurer une liaison entre les modèles fonctionnels simplifiés et les modèles mécaniques détaillés dans une vision systémique.
- assurer une interface entre les divers niveaux de modélisation.

- **points concernant l'optimisation**

- établir un cahier des charges à chaque niveau de réalisation à l'aide d'une vision systémique,
- déployer des objectifs robustes aux niveaux de conception inférieurs du cycle en V,
- définir des stratégies d'optimisation multi-physiques et multi-objectifs,
- diminuer la variabilité des prestations pour augmenter la qualité,
- trouver des architectures organiques permettant de diminuer les coûts de fabrication.

Conclusion

Ce chapitre nous a permis d'établir une vision d'ensemble des stratégies de conception disponibles à ce jour pour la conception de produits complexes. Il apparaît nécessaire de scinder la conception d'un système en parties élémentaires qui peuvent être dimensionnées parallèlement, conformément à l'Ingénierie Système. Les couplages entre sous problèmes de conception sont source de complexité mais ne peuvent être éradiqués. Les stratégies de décomposition du problème de conception multi disciplinaire permettent de réduire les coûts d'optimisation du système global, mais les couplages ne disparaissaient jamais vraiment. Ils sont simplement déplacés. Lors de ces communications entre disciplines, matérialisées par des points d'avancement du projet chez RENAULT, des itérations de conception apparaissent pour ajuster la compatibilité entre les différents sous systèmes.

Ces mises à jour peuvent être coûteuses comme le montre le cycle de développement du capot X91 pour le choc piéton. L'amélioration de la rapidité de convergence du cycle de développement passe par une meilleure gestion des incertitudes provoquées par le nécessaire découplage des sous problèmes de conception. Dans ce cadre, nous avons proposé la stratégie First Design. Cette méthode de conception permet aux concepteurs d'un sous système d'anticiper les choix des autres équipes de conception, de fournir des solutions robustes et d'améliorer la compatibilité des différentes parties du futur véhicule. Ce faisant, les itérations de conception sont grandement diminuées ce qui permet une meilleure gestion des délais, et la qualité (en termes de robustesse et de performance) des produits s'en trouve améliorée.

Dans les parties suivantes, nous chercherons à appliquer les recommandations de la stratégie FIRST DESIGN sur 2 exemples : l'optimisation de forme d'un capot pour le choc piéton, et l'étude de la robustesse en choc frontal

Bibliographie

3 – T. A. Zang, L. L. Green, *Multidisciplinary deisgn optimization techniques : implications and opportunities for fluid dynamics research,* AIAA 99-3798, 30th AIAA Fluid Dynamics Conference, 28 juin – 1er juillet 1999, norfolk, VA.

4 – E. J. Cramer, J. E. Dennis Jr, P. D. Frank, R. M. Lewis, G. R. Shubin, *Problem formulation for multidisciplinary optimization,* CRPC-TR94489, SIAM Journal of Optimization, Vol. 4, 1994.

5 – N. M. Alexandrov, R. M. Lewis, *Comparative properties of collaborative optimization and other approaches to MDO,* NASA Technical Report, http://hdl.handle.net/2002/14688, Juillet 1999.

6 – T. L. Vincent, *Game theory as a design tool,* ASME Journal of Mechanical Transmissions and Automation in Design, vol. 105, pp 165-170, 1983.

7 – M. Kalsi, K. Hacker, K. Lewis, *A comprehensive robust design approach for decicion trade-offs in complex systems design,* Journal of Mechanical Design, vol. 123, issue 1, pp 1-10, march 2001.

8 – J. R. J. Rao, K. Badhrinath, R. Pakala, F. Mistree, *A study of optimal design under conflict using models of multi-player games*, Engineering Optimization, vol. 28, n 1-2, pp 63-94, 1997.

9 – W. Chen, K. Lewis, *A robust design approach for achieving flexibility in multididciplinary design,* AIAA Journal, 0001-1452, vol. 37, n°8, pp 982-989, 1999.

10 – J. Sobieszczanski-Sobieski, J. S. Agte, R. R. Sanduski Jr, *Bi-level integrated system synthesis (BLISS),* Technical Report NASA-TM-1998-208715, Langley Research Center, hampton, Virginia, aout 1998.

11 – R. D. Braun, P. Gage, I. Kroo, I. Sobieski, *Implementation and performance issues in Collaborative Optimization,* proceedings of the 6th AIAA/NASA/ISSMO symposium on Multidisciplinary Analysis and optimization, Bellevue, WA, setpembre 1996.

12 – S. Kodiyalam, J. Sobieszczanski-Sobieski, *Multidisciplinary design optimization – Some formal methods, framework requirements, and application to vehicle design,* International Journal of Vehicle Design (Special Issue), pp 3-22, 2001.

13 – M. Schwabacher, A. Gelsey, *Multilevel simulation ans numerical optimization of complex engineering designs*, Journal of Aircraft, 0021-8669, vol. 35, n°3, pp 387-397, 1998.

14 – N.M. Alexandrov, R.M. Lewis, *Analytical and comptutational aspects of collaborative optimization,* AIAA Journal 2002, vol. 40, pp301-309, 2002

15 – I. Kroo, V. Manning, *Collaborative optimization : status and directions,* 8th AIAA/NASA/ISSMO symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization, 6-8 september 2000, Long Beach, CA.

16 – J Sobieszczanski-Sobieski, *Optimisation by decomposition : a step from hierarchic to non hierarcic systems,* proceedings 2nd NASA/USAF symposium on recent advances in multidisciplinary analysis and optimization, Hampton, Virginia, 1988, NASA CP-3031, Part I, pp 51-78, ed. J-F. M. Barthelemy.

17 – J. Sobieszczanski-Sobieski, R. T. Haftka, *Multidciplinary aerospace dsign optimization – Survey of recent developments,* ISSN 1615-1488, Journal of Structural and Multidisciplinary Optimization, Vol. 14, n°1, pp 1-23, aout 1997

18 – N. M. Alexandrov, R. M. Lewis, *Analytical and computational properties of distributed aproaches to MDO*, AIAA 2000-4718, proceedings of 8th AIAA/USAF/NASA/ISSMO symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization, 6-8 septembre 2000, Long Beach, CA.

19 – R. T. Haftka, *Simultaneous analysis and design*, AIAA Journal, 23(7), pp 1099-1103, 1982.

20 – C. D. McAllister, T. W. Simpson, K. Hacker, K. Lewis, *Application of multidisciplinary design optimization to racecar design and analysis,* AIAA 2002-5608, proceedings of 9th AIAA/ISSMO symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization, 4-6 sepetmbre 2002, Atlanta, Georgia.

21 – N. M. Alexandrov, R. M. Lewis, C. R. Gumbert, L. L. Green, P. A. Newman, *Optimization with variable-fidelity models applied to wing design,* AIAA 2000-0841, 38th Aerospace sciences Meeting&Exhibit, 10-13 janvier 2000, Reno, NV.

22 – N. M. Alexandrov, *On managing the use of surrogates in general non linear optimization and MDO,* Technical Report NASA-AIAA-98-4798, Langley Research Center, hampton, Virginia, 1998.

23 – S. Kodiyalam, *Evaluation of methods for multidisciplinary design optimization (MDO) - Phase I,* Technical Report NASA-CR-1998-208716, Engineous Software, Morrisville, North Carolina, september 1998.

24 - S. Kodiyalam, C. Yuan, *Evaluation of methods for multidisciplinary design optimization (MDO) - Phase II,* Technical Report NASA-CR-2000-210313, Engineous Software, Morrisville, North Carolina, september 1998.

25 – R. S. Sellar, S. M. Batill, J. E. Renaud, *Response surface based Concurrent SubSpace Optimization for multidisciplinary system design,* proceedings of 34th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, AIAA-96-0714, Reno, Nevada, janvier 1996.

26 - R. S. Sellar, S. M. Batill, *Concurrent SubSpace optimization using gradient-enhanced neural networks approximations*, proceedings of 6th AIAA/NASA/ISSMO symposium on Multidisciplinary Anallysis and Optimization, AIAA-96-4019, Bellevue, Washington, september 1996.

27 – S. Mahadevan, *Design optimization for reliability and robustness,* 2004-01-0237, proceedings of SAE World Congress, 8-11 mars 2004, Detroit, Michigan.

28 – X. Du, W. Chen, *Towards a better understanding of modelling feasibility robustness in engineering design,* DETC99/DAC-8565, proceedings of ASME Design Engineering Technical Conference, 12-15 september 1999, Las Vegas, Nevada.

29 - A. Gurnani, K. Lewis, *An Approach to Robust Decision Making in Multidisciplinary Selection Problems Under Uncertainty*, AIAA-2004-4472, 10th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference, 30 août – 1er septembre 2004, Albany, New York.

30 - C. Ribardo, T.T. Allen, *An Alternative Desirability Function for Achieving 'Six Sigma" Quality*, Quality and reliability engineering international Journal, Vol. 19, pp. 227-240, 2003

31 - P.N. Koch, R.J. Yang, L. Gu, *Design for six sigma through robust optimization*, Structural Multidisciplinary Optimization Journal, Vol. 26, pp. 235-248, 2004

III ETAT DE L'ART EN OPTIMISATION

Dans ce chapitre, nous essayons de donner une vision d'ensemble des outils statistiques qui sont actuellement utilisés pour améliorer les performances d'un système. Ces techniques sont actuellement en plein essor dans l'industrie automobile car elles ont démontré leur efficacité sur divers problèmes. On a par exemple vu chez RENAULT des cas où un système qui a été conçu pendant des mois par des experts peut encore gagner 20 à 30 % de performance en 1 mois d'optimisation.

Nous commençons par présenter les stratégies d'optimisation mono critère (paragraphe III-A), c'est-à-dire qui améliorent un objectif à la fois. Elles permettent de fixer les principaux concepts. On distingue notamment les méthodes d'optimisation locales des méthodes globales. Les méthodes locales utilisent le gradient de la fonction objectif pour converger vers un optimum de la fonction. Ces techniques sont très efficaces en grande dimension, mais restent prisonnières des optima locaux alors qu'on cherche souvent l'optimum global de la fonction. Nous présentons ensuite les techniques d'optimisation globales qui permettent de sortir des optima locaux et favorisent la recherche de l'optimum global.
Dans la pratique, on cherche rarement à améliorer un seul objectif à la fois : on parle d'optimisation multi critère (paragraphe III-B). On introduit la notion d'optimalité de Pareto qui permet de décliner les stratégies d'optimisation monocritères en autant d'algorithmes d'optimisation multicritères. Ils sont très utiles pour trouver des compromis entre objectifs contradictoires.

Quelle que soit la stratégie d'optimisation retenue, le nombre de simulations pour converger est très grand. Dans un contexte de simulations numériques coûteuses (temps de calcul élevé) et en constante progression, il faut éviter une explosion du nombre de simulations. On utilise donc des modèles simplifiés (paragraphe III-C), physiques ou statistiques, qui remplacent les simulations détaillées dans les boucles d'optimisation. On

présente notamment diverses surfaces de réponses (modèles statistiques) linéaires et non linéaires. Pour maximiser la qualité de ces modèles, on présente également les plans d'expériences qui permettent de répartir au mieux dans l'espace de conception les simulations utilisées pour la construction des surfaces de réponse.

Enfin, nous présentons les particularités de l'optimisation de forme (paragraphe III-D). Ce type d'optimisation requière souvent un très grand nombre de variables de conception dont les effets interagissent fortement. La résolution de ce type de problème a nécessité la mise au point de stratégies particulières.

A. Optimisation Monocritère

On s'intéresse ici au cas où L=1, c'est à dire qu'il y a une seule variable descriptive Y de notre pièce (un déplacement pour un effort donné par exemple). On s'intéresse à l'évolution de cet objectif en fonction des variations des paramètres de conception X_1, X_2, ..., X_k.

L'algorithme va faire varier les paramètres de conception et récupérer la valeur de la variable descriptive en sortie du modèle de calcul ou du métamodèle. En fonction des informations disponibles (niveau, gradient, fiabilité), il se déplace dans l'espace de conception à la recherche des valeurs de Y les plus avantageuses.

Un algorithme d'optimisation locale base sa recherche sur les indications de valeur supposée de la fonction ou de son gradient, alors qu'une recherche globale repose sur l'estimation de l'erreur du modèle (MSE) ou des heuristiques exploratoires (algorithmes génétiques par exemple).

1. Méthodes locales

Cette classe de méthodes est la plus simple : elle suit des schémas de convergence simples, et n'utilise pas l'information de fiabilité du modèle. Elle ne garantit en rien que le minimum atteint soit un minimum global de la fonction objectif.

Le schéma classique de convergence locale est la **méthode du gradient** : on exploite la pente de la surface de réponse (des méthodes astucieuses existent pour obtenir le gradient de la fonction de réponse en même temps que sa valeur pour un faible coût supplémentaire de calcul). On suit la ligne de plus grande pente du point initial de conception jusqu'à trouver un optimum (gradient nul). Des algorithmes tels que SQP (Sequential Quadratic Programming) utilisent la descente par gradient pour converger.

- *Avantage :*

Les algorithmes de recherche non basés sur le gradient semblent avoir des difficultés avec les problèmes présentant de nombreuses variables et contraintes, ce qui n'est pas le cas pour la descente par gradient. Or, la décomposition MDO ajoute de nombreuses

variables et contraintes au problème initial, ce qui suggère que les méthodes de convergence non basées sur le gradient risquent d'avoir des difficultés à résoudre ces problèmes.

- *Inconvénients :*

Le principal inconvénient de ces méthodes locales est de restreindre la recherche à la **vallée du point initial** de conception. Les résultats de convergence peuvent être très différents pour une petite variation du point de départ de la recherche.

C'est pourquoi il existe des méthodes dites " **Hill climbing** " qui sondent aléatoirement les alentours du point courant de conception et s'autorisent des détériorations passagères des objectifs pour pouvoir passer de vallée en vallée.

L'utilisation d'algorithmes de recherche basés sur le gradient oblige au calcul des sensibilités de l'objectif par rapport aux variables de conception, ce qui peut se révéler coûteux et nécessite que la fonction objectif soit différenciable.

Certaines décompositions, comme l'architecture collaborative du schéma CO, peuvent introduire différents sous espaces de solutions, qui vont provoquer des discontinuités de l'espace de conception au niveau système [7]. Ceci peut engendrer des difficultés de convergence pour les algorithmes de descente basés sur le gradient de la fonction objectif.

Pour éviter ces problèmes, on peut introduire de nouvelles variables et contraintes au problème d'optimisation au niveau système (méthode développée dans l'article [3 these]).

2. Méthodes globales

Les méthodes globales ont tendance à se renseigner sur l'ensemble de l'espace de conception avant de revenir explorer les régions prometteuses localisées lors de la phase exploratoire. Il existe principalement trois techniques d'optimisation globale qui sont présentées ci dessous.

- *Les algorithmes génétiques*

Ce sont des algorithmes évolutifs qui entretiennent une population d'individus (un individu = un point de l'espace de conception) suivant des critères de sélection inspirés de la génétique (croisement, reproduction, décès...). Au cours des générations successives, les individus se concentrent dans les régions prometteuses de l'espace de conception.

- *Le Recuit Simulé*

Cet algorithme très utilisé est basé sur une analogie thermodynamique. Chaque point expérimental est une particule animée d'une température d'excitation. Au même titre que la position d'une particule peut varier de plus en plus avec sa température, les niveaux des paramètres varient avec une température caractéristique qui a tendance à diminuer au cours de l'exploration de l'espace. Cette température diminue pendant toute l'optimisation. Cependant, lorsqu'on atteint un équilibre, la température est autorisée à augmenter pour essayer de passer dans les vallées voisines si elles sont prometteuses.

- *Les algorithmes multistart*

Ces algorithmes sont une adaptation des méthodes de recherche locales. Mais pour éviter d'être prisonniers des vallées de la fonction de réponse, ils lancent plusieurs optimisations à partir de différents points disséminés dans l'espace de conception. Ils espèrent ainsi recenser tous les minima, mais rien ne garantit l'exhaustivité de leurs résultats.

Malheureusement, la plupart des problèmes réels ne peuvent pas se résumer à des problèmes d'optimisation à objectif unique. De plus, optimiser un objectif après l'autre ne conduit pas forcément au meilleur compromis. C'est pourquoi il a fallu développer des techniques particulières menant de front l'optimisation de plusieurs objectifs.

B. Optimisation multicritères

Les choix des concepteurs sont très souvent des compromis entre objectifs contradictoires. Afin de faire le meilleur choix, on cherche ici à obtenir un maximum d'information sur les solutions les plus intéressantes.

Nous éclaircirons dans un premier temps le concept clé de front de Pareto. Puis nous passerons en revue les algorithmes d'optimisation spécifiques aux problèmes multicritères.

1. Concept d'optimalité de Pareto

De façon générale, aucun **x*** de l'espace de conception (espace admissible des variables) ne minimise simultanément tous les objectifs. C'est pourquoi Vilfredo Pareto a énoncé au XIX^{ème} siècle le concept d'**optimalité au sens de Pareto** [43] :

On dit que le vecteur F($\hat{x}$) **domine** un autre vecteur F(x) et on note F($\hat{x}$) < F(x) si et seulement si :

$$\begin{cases} f_i(\hat{x}) \le f_i(x) & \forall i = 1,\ldots,L \\ \exists i \in \{1,\ldots,L\} & \text{tel que} \quad f_i(\hat{x}) < f_i(x) \\ (x, \hat{x}) \in C \end{cases}$$

On dit que **x*** $\in$ C est un point **Pareto optimal global** si et seulement si il n'existe pas d'autre point **x** $\in$ C tel que F(**x**) < F(**x***).

On dit que **x*** $\in$ C est un point **Pareto optimal local** si et seulement si il existe un voisinage ouvert de **x*** noté B(**x***) tel qu'il n'existe aucun **x** $\in$ B(**x***) $\cap$ C satisfaisant *F(**x**) < F(**x***)*.

On remarque que la relation d'optimalité de Pareto ne définit qu'un ordre partiel. Il est alors impossible de comparer certains points de l'espace de conception. On appellera **but** ou **solution idéale** le vecteur F* défini comme le vecteur contenant les minima globaux individuels f_i^* pour i=1..n , c'est à dire :

$$F^* = \begin{pmatrix} f_1(x_1^*) \\ f_2(x_2^*) \\ . \\ . \\ F_L(x_L^*) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_1^* \\ f_2^* \\ . \\ . \\ f_L^* \end{pmatrix}$$

Illustrons ces notions par les schémas récapitulatifs de la figure 3.1. On y représente un cas à 2 variables (x_1 et x_2) et 2 objectifs (minimiser f_1 et f_2).

Dans l'espace de conception, le rectangle rempli de points représente les vecteurs de conceptions respectant les contraintes de bornes. Si on rajoute les contraintes d'égalité et d'inégalité (notées Ci), on obtient la partie admissible de l'espace de conception (hachurée sur le schéma).

Dans l'espace des solutions, on retrouve le même domaine mais déformé par la fonction F à optimiser. La partie surlignée de l'espace des solutions est appelée **Front de Pareto** car les points qui se trouvent sur celle-ci sont Pareto optimaux.

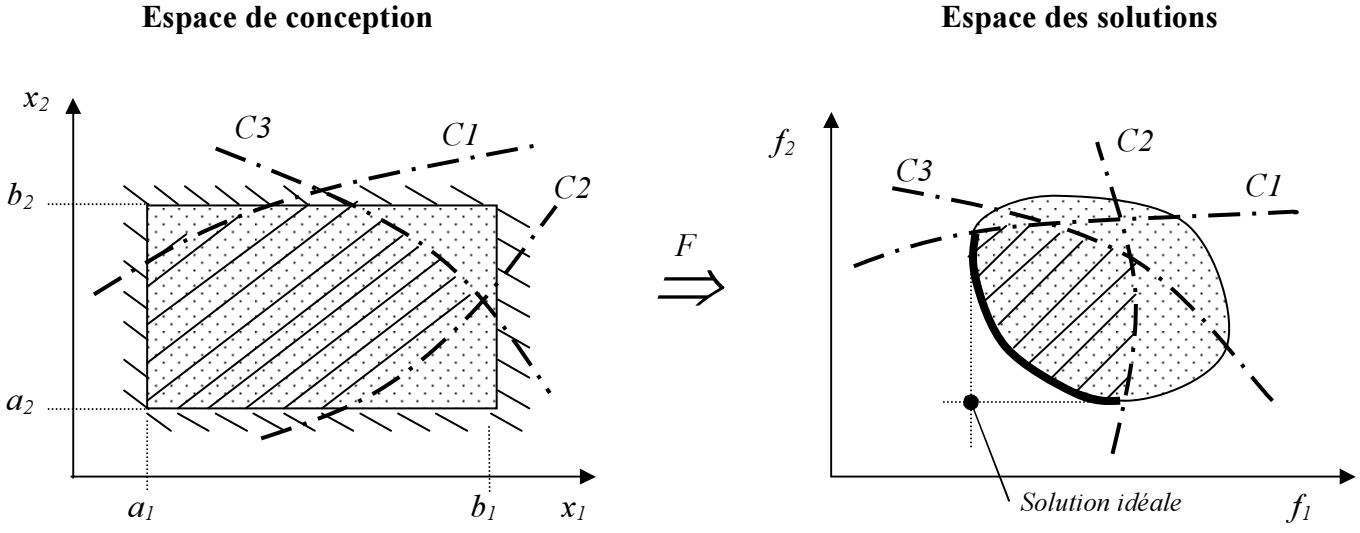


Fig 3.1 : Réduction de l'espace de conception par les contraintes et front de Pareto dans l'espace des solutions (partie surlignée)

Tout l'enjeu de l'optimisation multicritère repose sur la détermination du Front de Pareto. En effet, il n'est plus possible de trouver un optimum unique pour un problème multicritère. Comment choisir le meilleur de 2 optima non comparables au sens de Pareto ?

La connaissance du front de Pareto permet de quantifier les compromis entre objectifs antinomiques. Le concepteur est en mesure de chiffrer l'influence de ses choix : une amélioration de Δf_i de l'objectif *i* entraînera une détérioration de Δf_j sur l'objectif n°*j*.
Mais contrairement aux algorithmes d'optimisation monocritère, le résultat d'une optimisation multicritère n'est pas nécessairement une solution unique. Le choix final reste au concepteur.

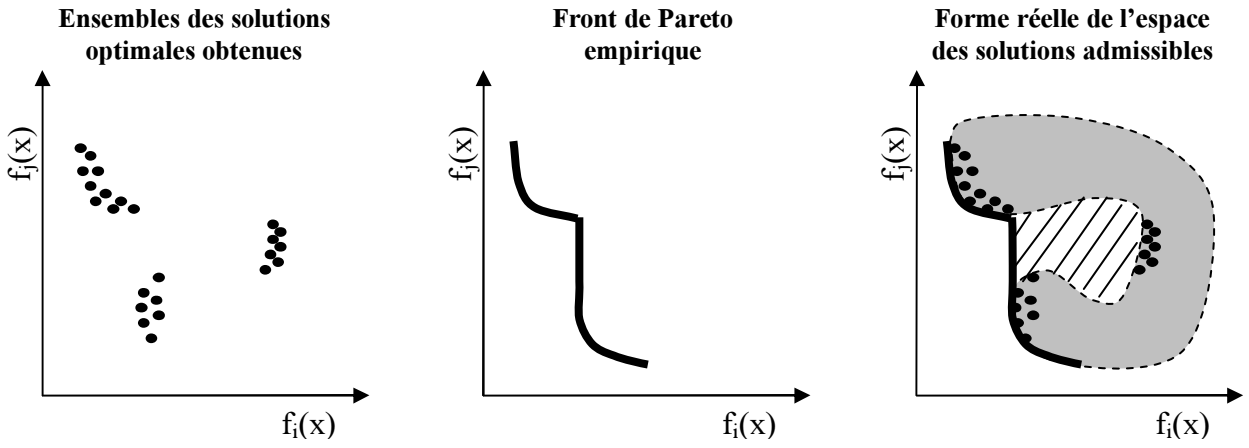


Fig 3.2 : Difficultés d'estimation de l'espace des solutions admissibles dans le cas d'un ensemble de solutions non convexe

Une dernière remarque concernant la forme du front de Pareto. Lorsqu'il n'est pas **convexe**, l'interprétation des résultats peut être difficile, comme illustré sur la figure 3.2. Le front de Pareto représente l'ensemble des solutions non dominées (ligne épaisse noire sur le schéma ci-dessous). Cependant, certaines zones sont difficilement classables. C'est le cas de la zone hachurée qui ne fait pas partie de l'espace des solutions admissibles, contrairement à ce que laisse penser la forme du front de Pareto. Les divers algorithmes

fournissent une population de points répartis le long du front, mais qui ne rendent pas compte de la forme intérieure de l'espace des solutions admissibles.

2. Algorithmes multicritères

Il existe là encore une multitude de méthodes d'optimisation multi-critère [44]. Plusieurs façons d'envisager le problème ont été explorées.

Certaines méthodes cherchent simplement à **déterminer le front de Pareto**, laissant libre l'interprétation et les choix qui s'en suivront. Cependant, lorsque le nombre d'objectifs devient trop important, on cherche a condenser l'information. C'est pourquoi d'autres méthodes d'optimisation multi-critère intègrent des critères de choix et **fournissent directement des solutions optimales**.

- *Algorithmes basés sur l'optimalité de Pareto :*

Ces algorithmes, les MOGA (Multi Objective Genetic Algorithm), s'inspirent de la génétique pour faire évoluer une population qui va progressivement se masser le long du front de Pareto. Cette population donne une approximation du front qui renseigne sur les compromis de conception et permet de quantifier les gains / pertes en fonction des choix. C'est ensuite au concepteur de choisir son optimum à l'aide de ces informations.

Les variables de conception sont assimilées à des chromosomes. A chaque itération, les individus, en se reproduisant, échangent ces chromosomes. Vient ensuite une étape de sélection qui élimine les individus les moins performants en fonction de critères spécifiques à chaque algorithme. Par exemple, on peut citer :

Ordre lexicographique :

On classe les objectifs par ordre d'importance. Pour comparer 2 individus, On regarde la valeur du premier objectif (le plus important). Si un des points est plus performant que l'autre pour ce premier objectif, il domine son rival. Sinon, on compare les niveaux du deuxième objectif, et ainsi de suite… Après avoir classé l'ensemble de l'échantillon d'apprentissage, on peut favoriser la reproduction des individus prometteurs.

Pourtant, on constate que certains objectifs sont favorisés par ce mode de sélection. La population a tendance à converger vers certaines zones du front de Pareto, au lieu de se disperser tout au long de celui-ci.

VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm)

A chaque génération, chaque fonction objectif est privilégiée tour à tour pour la sélection d'une sous-population. Ces populations se reproduisent ensuite entre elles.
Il existe une très grande diversité d'algorithmes génétiques. On peut également citer EMAS de K. Socha et M. Kisiel-Dorohinicki [45], PAES de J. Knowles et D. Corne [46] ou encore les travaux de C. Emmanouilidis et al. [47] ou les algorithmes génétiques parallèles de D.J. Doorly [48].
Ces algorithmes fonctionnent plus ou moins bien selon leur application.

- *Agrégation d'objectifs*

Lorsque le nombre de variables devient trop important (quelques dizaines d'objectifs), les capacités cognitives du concepteur ne suffisent plus pour intégrer l'ensemble des informations à sa disposition, et décider d'un compromis. Pour traiter ces problèmes, on peut ramener le problème multicritère à un problème uni critère en regroupant tous les objectifs au sein d'un unique macro objectif.

La rapidité de convergence et la simplicité sont les principaux avantages de ces techniques :

- simplicité théorique : il suffit de se reporter à la théorie de l'optimisation monocritère.
- simplicité de mise en œuvre : une fois la fonction objectif équivalente choisie, plus aucune interaction avec le concepteur n'est nécessaire.

Pourtant, il est très difficile de rendre compte des compromis que ferait le concepteur à travers un unique critère. On retrouve également un inconvénient de l'optimisation uni critère : le résultat est un point unique très sensible aux choix effectués lors de la condensation des objectifs. Voici quelques unes des méthodes les plus répandues :

Somme pondérée d'objectifs

La fonction objectif équivalente est définie comme somme pondérée des objectifs f_i. Le problème se résume à trouver $\min_x \sum_{i=1}^{k} w_i . f_i(x)$

où les w_i sont les pondérations avec en général : $\sum_{i=1}^{k} w_i = 1$

Cette technique mise au point pour la génération de points non dominés se caractérise par sa rapidité de calcul. Mais comment choisir les pondérations reflétant fidèlement les importances relatives des objectifs pour le concepteur ?

En effectuant plusieurs optimisations avec des poids différents des objectifs, on peut construire une approximation du front de Pareto. Mais il n'est pas toujours facile de répartir les points le long du front par cette approche.

Recherche par but

Dans cette approche, le concepteur fixe des valeurs cibles qu'il désire atteindre pour chaque objectif. La fonction objectif à minimiser est définie comme la somme des déviations de chaque objectif par rapport à sa valeur cible. On cherche :

$$\min_{x\in\Phi_i} \sum_{i=1}^{k} \left| f_i(x) - B_i \right| \quad \text{avec} \quad \begin{cases} B_i \text{ est la valeur cible de l'objectif n°i} \\ \Phi \text{ est l'espace de conception admissible} \\ f_i \text{ est la fonction objectif n°i.} \end{cases}$$

Cette technique présente une bonne vitesse de convergence. Cependant, c'est une méthode extrêmement coûteuse si le point initial de convergence n'est pas admissible, et tout optimum fourni par cette méthode sera dominé.

Contrainte ε

Le principe de cette méthode est de ne minimiser qu'une fonction objectif à la fois, en considérant les autres objectifs comme des contraintes.

Ainsi, pour $f_r(x)$ la $r^{ème}$ fonction objectif, on cherche x* vérifiant :

$$f_r(x^*) = \min_{x\in F} f_r(x)$$

avec les contraintes supplémentaires : $f_i(x^*) \le \varepsilon_i$; i=1,..,k et i≠r

On résout ainsi un problème d'optimisation monocritère pour chaque variable, fournissant ainsi les extrêmes du front de Pareto. Les ε_i sont les performances minimales à atteindre. Si ces valeurs sont trop faibles, on risque de ne pas trouver de solution admissible. Cette technique est très consommatrice en temps de calcul, et la fonction objectif devient difficile à coder lorsque le nombre d'objectifs est important.

En présence de multiples solutions candidates, les algorithmes multi-objectifs permettent :

- de réaliser des compromis entre objectifs contradictoires lorsque les préférences ont été définies avant l'optimisation,
- de documenter les compromis entre objectifs contradictoires en construisant des fronts de Pareto qui permettent d'évaluer le coût de chaque alternative.

Pourtant, lorsqu'il devient difficile de trouver des solutions candidates, il vaut mieux décomposer le problème en sous problèmes, ce qui va permettre de converger assez facilement vers des régions de l'espace de conception où les contraintes seront respectées. Les méthodes de décomposition sont également très utilisées lorsque la taille du problème d'optimisation devient prohibitive pour mener de front l'amélioration de tous les objectifs.

Quelle que soit la méthode d'optimisation retenue, le principal problème rencontré pour améliorer les performances d'un système est le nombre d'évaluation de la fonction objectif. Par exemple pour les algorithmes basés sur la descente par gradient, il faut à chaque nouveau point évaluer la direction de descente ce qui est réalisé en général par différences finies. Ces approches nécessitent un grand nombre d'évaluations de la fonction de réponse ce qui peut être coûteux dans le cas de simulations chères. Il a donc fallu développer des modèles simplifiés qui permettent de réduire ces coûts d'évaluation.

C. Les modèles simplifiés

L'association d'un algorithme de recherche directe et d'un code d'analyse multi disciplinaire (formulation MDF) ne converge pas systématiquement. La résolution peut être ralentie voire interrompue par :

- des temps de résolution prohibitifs. La durée d'une optimisation peut se décomposer en temps de calcul et de communication :
  - temps de calcul : des analyses disciplinaires longues à chaque itération peuvent empêcher l'algorithme de converger dans les délais impartis,
  - temps de communication : la communication entre algorithme de convergence et codes d'analyses peut devenir un facteur limitant de la résolution ; soit que les communications soient trop longues, soit qu'elles soient impossibles.
- des réponses de mauvaise qualité :
  - certains algorithmes (par exemple la descente par gradient) n'arrivent pas à converger pour les réponses bruitées ou chahutées,
  - Les codes de calcul détaillés font apparaître numériquement des optima dits « pathologiques » car ils ne sont pas représentatifs du comportement de la fonction de réponse. Ces erreurs peuvent perturber les recherches. Ces faux optima n'existent pas pour les modèles simplifiés [32].

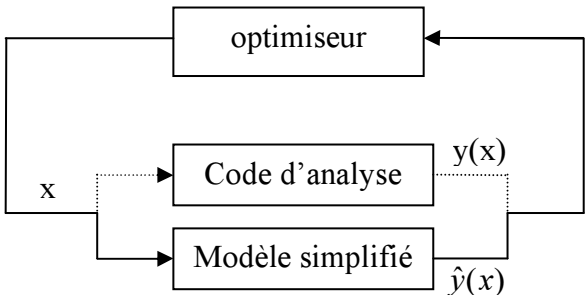


Fig 3.3 : Remplacement d'un code d'analyse par un modèle simplifié

Pour palier ces problèmes, on a souvent recours à des modèles simplifiés, surtout quand un grand nombre d'évaluations de la fonction de réponse est nécessaire. C'est notamment le cas lorsqu'un algorithme d'optimisation est utilisé (voir figure 3.3). Mais ces modèles

font souvent des hypothèses simplificatrices est il faut veiller à rester dans le domaine de validité de ces hypothèses de construction.

On distingue principalement 2 types d'approximations :
les modèles physiques,
les modèles statistiques.
Nous verrons également qu'il est possible de coupler l'utilisation de plusieurs approximations, que ce soit grâce à un schéma de collaboration entre les modèles dénommé AMF (Approximations Management Framework), ou grâce au Mélange d'Experts qui construit un modèle à partir de plusieurs approximations statistiques.

3. Les modèles physiques :

La réalisation de modèles physiques simplifiés est un des objectifs de la méthode FIRST DESIGN. Lorsque cela est possible, cette approche experte permet de ne retenir que la physique juste nécessaire à la représentation d'une prestation que l'on cherche à améliorer. Les avantages de ce type de modèles sont nombreux :

- ils favorisent la compréhension physique des phénomènes et des interactions qui régissent le comportement du système,

- c'est un bon moyen d'identifier les faiblesses d'une conception,

- ils permettent de pré dimensionner de façon fonctionnelle les innovations technologiques,

- c'est également un excellent moyen de s'affranchir des variables de conception inconnues à un stade de développement du produit car seules les parties réellement influentes sur la prestation sont représentées.

La construction de ce type de modèle n'est pas toujours facile. Elle requiert une véritable expertise pour trouver la physique juste nécessaire à la représentation des prestations. A partir d'un modèle de départ, on peut générer de nouveaux modèles de complexités différentes en faisant varier la discrétisation spatiale ou temporelle du code de calcul (taille du maillage éléments finis ou pas de temps d'un calcul crash par exemple), la stratégie de résolution, ou bien en utilisant une théorie de résolution approchée, moins exacte mais plus rapide (ex : Euler au lieu de Navier-Stockes en mécanique des fluides). Mais il est encore plus intéressant d'arriver à construire un modèle fonctionnel du système car il ne dépendra pas d'une solution organique et permettra de représenter une gamme de solutions beaucoup plus large, ouvrant ainsi l'éventail des solutions lors de la phase de conception fonctionnelle.
Dans les chapitres IV et VI, deux exemples de modèles simplifiés de crash utilisés chez RENAULT sont présentés.

Ces modèles physiques peuvent faire apparaître des optima « pathologiques » qui ne sont pas représentatifs du comportement de la fonction réponse. Ces optima peuvent ralentir la convergence d'algorithme d'optimisation.

4. Les modèles statistiques (métamodèles) :

Les modèles statistiques sont des fonctions analytiques utilisées pour fournir, en fonction des facteurs de conception *x*, une estimation $\hat{y}(x)$ de la réponse *y(x)* du système avec une erreur de modélisation ε supposée aléatoire. On peut écrire :

$$y(x) = \hat{y}(x) + \varepsilon$$

- *principes de construction*

Pour construire ces métamodèles, on a avant tout besoin de récupérer de l'information sur la fonction objectif à modéliser. On réalise alors des observations du comportement du système : on relève la valeur de l'objectif pour différentes combinaisons des facteurs de conception. Ces essais forment l'**échantillon d'apprentissage**. La taille et la structure de cet échantillon jouent un rôle déterminant pour la qualité des modèles construits, c'est

pourquoi ces essais sont organisés en plan d'expériences qui permettent de maximiser la précision des coefficients du modèle [81]. Nous verrons également que la répartition optimale des essais dépend du modèle analytique choisi.

A partir de ces N observations, on détermine les coefficients du modèle sur le principe du maximum de vraisemblance : on cherche les coefficients du modèle qui rendent le plus probable les observations faites. Le problème peut s'exprimer sous la forme suivante :

Trouver le vecteur B_0 des coefficients β_i du modèle

tel que $\prod_{i=1}^{N} P(Y = Y_i / X = X_i, B = B_0)$ soit maximal

Une fois les coefficients β_i trouvés, on peut évaluer la qualité du modèle construit sur d'autres observations appelées **échantillon de validation** (car le modèle est bon sur les essais de l'échantillon d'apprentissage par construction). Si la qualité du modèle est suffisante, le modèle peut être utilisé pour prévoir la réponse du système en des points de conception inconnus. Le coût d'évaluation de la réponse est drastiquement réduit, mais il faut veiller à rester dans le domaine de validité du modèle. On sait par exemple que les séries de Taylor peuvent approximer le comportement d'une fonction mais localement.

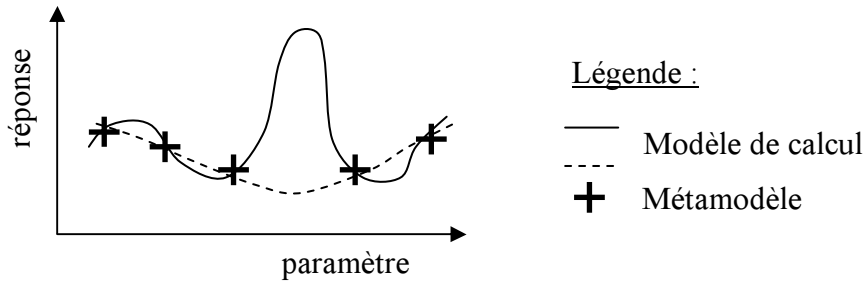


Fig 3.4 : Illustration des difficultés de modélisation d'une réponse. Le calcul des coefficients à partir de l'échantillon d'apprentissage peut donner une représentation fausse de la courbe de réponse.

De plus, le modèle statistique ainsi construit ne peut rendre compte de toute la complexité du code de calcul (et ce n'est pas ce qu'on lui demande). La réponse qu'il fournit n'est qu'une estimation et peut parfois avoir une valeur très différente de la réponse réelle (voir figure 3.4). C'est pourquoi on a souvent recours à des stratégies de **construction itérative** avec une mise à jour régulière du métamodèle en cours d'optimisation. Les optimums du métamodèle sont évalués par le code de calcul classique et les nouveaux

essais sont incorporés à l'échantillon d'apprentissage. Dans cette approche, les modèles statistiques sont utilisés pour fournir une estimation de la direction d'amélioration pertinente.

Lorsque l'on utilise un métamodèle dans une optimisation, le nombre d'itérations de l'optimisation n'est plus un problème car le coût d'évaluation de la fonction objectif devient négligeable. Le problème devient alors de choisir la bonne surface de réponse, c'est-à-dire celle qui permettra de rendre compte au mieux et à moindre coût de la fonction objectif. Il est intéressant d'utiliser des approximations dont le degré de raffinement ou la fréquence de mise à jour peuvent être contrôlés par le concepteur/analyste. On peut ainsi maîtriser la coût (chaque mise à jour coûte en essais et en temps d'initialisation) des boucles d'optimisation.

Pour résumer, les étapes de construction d'un métamodèle sont :

- choix de la fonction analytique,
- détermination d'un plan d'expériences adapté,
- simulation des essais du plans d'expériences,
- estimation des coefficients du métamodèle à partir des essais d'apprentissage,
- validation de la qualité sur l'échantillon de validation,
- utilisation du modèle en prédiction,
- évolution du modèle en cours d'optimisation (ré estimation des coefficients du modèle avec les points optimaux validés et des points d'amélioration des modèles statistiques).

Il existe une très grande diversité de modèles statistiques. On peut cependant distinguer 2 grands types de modèles statistiques :

- les **modèles linéaires** par rapport aux coefficients. Ils peuvent s'écrire comme une somme pondérée de fonctions quelconques des facteurs ne contenant pas de coefficients estimés,
- les modèles **non linéaires**.

- *Modèles linéaires*

On appelle modèle linéaire, les modèles qui peuvent s'écrire comme une somme pondérée de fonctions f_i des paramètres de conception x :

$$\hat{y}(x) = \sum_{i=1}^{N} \alpha_i f_i(x)$$

Dans la pratique, on utilise essentiellement des modèles polynomiaux [35].

Modèle polynomial

Si on note $x=\{x_i\}_{i=1..K}$ les facteurs de conception et $\hat{y}(x)$ l'estimation de la réponse, un modèle polynomial du second ordre est de la forme :

$$\hat{y}(x) = \beta_0 + \sum_{k=1}^{K} \beta_k x_k + \sum_{k=1}^{K} \sum_{l=k}^{K} \beta_{kl} x_k x_l$$

Les termes x_k sont appelés **effets principaux**, les termes $x_k\ x_l$ sont appelés **interactions d'ordre 2**, et ainsi de suite…

Dans le cas des modèles linéaires, le résidu ε est une variable aléatoire gaussienne de moyenne nulle et de variance σ^2 indépendante des facteurs de conception (propriété d'homosédasticité). Si la propriété d'homosédasticité n'est pas respectée, on peut utiliser des transformations de Box Cox [72] pour se rapprocher de cette hypothèse et améliorer la modélisation.

Dans ce cas, la condition de maximum de vraisemblance pour la détermination des coefficients β_i du modèle est équivalente au critère des moindres carrés. En effet, si on note $(X_i,Y_i)_{i=1..N}$ les observations de l'échantillon d'apprentissage, la probabilité p_i d'une observation peut être calculée comme suit :

$$p_i = P(Y = Y_i / X = X_i, B = B_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2}{2\sigma^2} \right)$$

La vraisemblance des coefficients du modèle pour l'échantillon d'apprentissage vaut donc :

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^{N} p_i = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^N \exp\left(-\frac{\sum_{i=1}^{N} \left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2}{2\sigma^2} \right)$$

Maximiser la vraisemblance revient donc à minimiser le critère des moindres carrés.

Dans la pratique, pour trouver les coefficients du modèle, on utilise une formulation matricielle des essais d'apprentissage. Soient X la matrice des fonction f_i du modèle linéaire (lignes = essais, colonnes = termes du modèle), et Y la matrice des réponses (lignes = essais, colonne = réponse). En supposant le même modèle pour toutes les réponses Y_k, on cherche le vecteur B des coefficients du modèle par la formule :

$$B = (X'.X)^{-1}.X'.Y$$

Le modèle ainsi formé ($Y(X)=X.B$) assure ainsi que les réponses réelles sont comprises dans un intervalle autour des estimations tel que :

$$Y_i \in \hat{Y}_i \pm \frac{\sigma}{\sqrt{N}}.t.\left(1 + X_i(X'X)X_i'\right)$$

avec
- σ l'écart type du résidu de modélisation,
- N le nombre d'essais de l'échantillon d'apprentissage,
- t une constante issue du test statistique qui reflète le risque de 1ère espèce,
- $(X_i, Y_i)_{i=1..N}$ les essais d'apprentissage.

Dans cette formule, on voit que l'estimation est d'autant plus précise que σ est petit et que le nombre d'essais de l'échantillon d'apprentissage est grand. De plus, le terme $X_i(X'X)X_i'$ est semi défini positif, ce qui fait que pour maximiser la précision de l'estimation il faut minimiser ce terme.

C'est à travers ce terme que l'on voit l'influence de la structure de l'échantillon d'apprentissage. Plusieurs critères de construction des plans d'expériences peuvent être appliqués pour minimiser ce terme :

- Un plan est dit **G-optimal** quand $\max_{i=1..N}\left(X_i(X'X)X_i'\right)$ est minimal. Ce critère est très général mais peut être très coûteux à calculer.
- Lorsque l'espace de conception est un hyper cube, la G-optimalité est équivalente à la **D-optimalité**. Ce critère vise à maximiser le déterminant de $(X'X)$. Ce critère peut notamment être utilisé pour choisir un sous ensemble d'essais dans une liste de candidats.

- la propriété d'**orthogonalité** d'un plan d'expériences assure que $(X'X)$ soit une matrice diagonale, ce qui d'une part minimise $X_i(X'X)X_i'$, mais assure également que l'estimation d'un coefficient du modèle soit indépendante des autres coefficients. L'orthogonalité d'un plan d'expériences implique sa D-optimalité et sa G-optimalité. Malheureusement, le nombre de plans orthogonaux est fini avec des sauts importants dans le nombre d'essais. C'est pour quoi ils ne sont pas toujours utilisés.

Une grande variété de plans d'expériences existe. Mais pour les modèles linéaires, ce sont les plans factoriels orthogonaux qui sont le plus adaptés.

Les plans d'expériences factoriels

Un plan d'expériences consiste à répartir des essais dans une espace de conception de façon à maximiser la qualité de l'estimation des coefficients d'un modèle.

La première étape de la construction d'un plan d'expériences est donc de choisir une discrétisation de chaque facteur de conception : les valeurs retenues de chaque facteur sont appelées **niveaux**. Le nombre de niveaux choisi reflète le type de comportement supposé de la fonction de réponse : si on pense que l'effet principal de la variable sur la réponse sera linéaire, 2 niveaux suffisent, si on veut estimer un modèle quadratique 3 niveaux sont nécessaires, et ainsi de suite… Les plans d'expériences sont dits **équilibrés** lorsque, pour chaque variable, le nombre d'essais pour un niveau donné est le même que pour les autres niveaux. Cette propriété est nécessaire pour ne pas biaiser l'estimation des coefficients et pouvoir les comparer entre eux.

En associant à chaque niveau d'un facteur tous les niveaux des autres facteurs, on construit un **plan factoriel complet**. Le nombre total d'expériences est donc le produit des nombres de niveaux des facteurs. Ce genre de plan permet d'estimer tous les coefficients du polynôme complet (tous les effets principaux et toutes les interactions), mais le nombre d'expériences croît exponentiellement avec le nombre de facteurs.

Lorsqu'on ne peut se permettre de réaliser ce type de plan, on peut décider de confondre certaines interactions entre elles en réalisant des **plans factoriels fractionnaires**. Les interactions confondues sont des **alias**. Dans ce type de plans, on suppose que les interactions d'ordre élevé sont négligeables devant celles conservées. On dit que le plan est de résolution p lorsque les actions d'ordre q sont confondues avec les actions d'ordre

(p-q). Ces plans conservent les propriétés d'équilibre et d'orthogonalité. Différents plans peuvent être construits sur ce modèle comme ceux de Box et Hunter [73] (à 2 niveaux seulement). On peut ensuite générer d'autres plans en dégradant la propriété d'orthogonalité avec les critères D-optimal ou G-optimal ; on pense par exemple aux plans centraux composites pour estimer des effets quadratiques à moindre coût.

Les modèles linéaires restent les plus employés car on obtient très facilement une relation entrée-sortie, et un lissage du bruit expérimental. On peut facilement changer l'ordre du modèle ou changer le nombre d'interactions entre les facteurs, jusqu'à obtenir un modèle satisfaisant (pourvu qu'on ait assez d'essais).

Cependant les comportements hautement non linéaires sont mal rendus par ce genre de modèles : on est obligé d'augmenter le degré du polynôme et le modèle a tendance à osciller entre les points d'interpolation (les modèles moindres carrés ne sont pas de courbure minimale). De plus, le nombre de coefficients croît comme la puissance du nombre de facteurs, ce qui rend l'application de ce type de modèle délicate dans le cas de nombreux facteurs.

- *Les modèles non-linéaires*

Les modèles non linéaires permettent de représenter une gamme plus large de fonctions car ils ne présupposent aucune forme particulière de la fonction objectif. Cet avantage peut également être un inconvénient : pour se rapprocher suffisamment de la forme de la fonction objectif, ces fonctions demandent des échantillons d'apprentissage de grande taille, ce qui peut être un frein a leur utilisation. De plus, la seule structure de l'échantillon d'apprentissage qui améliore l'estimation des coefficients du modèle est l'uniformité. Les points doivent être répartis dans l'espace de conception : on utilise des plans d'expériences dits 'space filling'. Avec ce type de modèles, la seule façon d'améliorer la qualité du modèle est d'augmenter la taille de l'échantillon.

Un autre inconvénient des modèles non linéaires est qu'ils ont tendance à modéliser également le bruit de calcul : il n'y a pas de lissage du bruit expérimental comme avec les modèles linéaires.

On présente ci-dessous quelques métamodèles non-linéaires.

Régression adaptative à plusieurs variables (MARS)

Proposées par Friedman [36], ces courbes sont des combinaisons linéaires de fonctions sélectionnées dans une base. La forme générale du modèle MARS est :

$$\hat{y}(x) = \sum_{i=1}^{n} \beta_i . \varphi_i(x) \quad \text{avec} \begin{cases} \beta_i \text{ les coefficients du modèle} \\ \varphi_i(x) \text{ les fonctions de base} \end{cases}$$

Ces fonctions de base sont au choix :

- des fonction définies sur l'ensemble de l'espace de conception.
- des fonctions polynomiales définies par morceaux (on peut éventuellement imposer des conditions de continuité)

De façon générale, on peut écrire les $\varphi_i(x)$ sous la forme :

$$\varphi_i(x) = \prod_{k=1}^{K_i} \left[s_{k,i} \left(x_{v(k,i)} - t_{k,i} \right) \right]_+^q$$

avec
- K_i le nombre de facteurs dans la $i^{\text{ième}}$ fonction de base
- q est un paramètre du modèle choisi arbitrairement
- $s_{k,i} = \pm 1$
- $x_{v(k,i)}$ est la $v^{\text{ième}}$ variable telle que $1 \le v(k,i) \le K$
- $t_{k,i}$ est la position de la rupture i pour chaque variable k correspondante
- La convention : $\left[s_{k,i} \left(x_{v(k,i)} - t_{k,i} \right) \right]_+^q = \max\left(\left[s_{k,i} \left(x_{v(k,i)} - t_{k,i} \right) \right]^q, 0 \right)$

Pour un facteur donné, les fonctions de base associées peuvent par exemple être linéaires (x), linéaires avec un point de rupture $(x-c)_+$ (voir figure 3.5), ou d'ordre plus élevé.

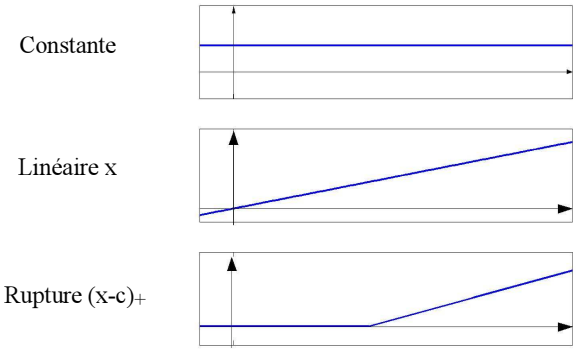


Fig 3.5 : Exemple de termes de base du modèle Polymars

L'utilisation de ce modèle en ingénierie est relativement récente. Par exemple, il a été utilisé par Chen et al [37bis] pour une analyse extensive des données pour l'usage de mémoire dans des contrôleurs électroniques, ou par Sasena pour la consommation de véhicule automobiles hybrides et comparativement au krigeage.
Les principaux avantages de ce modèle semblent être sa précision et ses économies en coûts de calcul pour la construction du métamodèle.

Radial Basis Functions (RBF)

Ce sont une variante des courbes MARS, développées comme schéma d'interpolation multi variables par Hardi [37] puis Dyn et al.[38]. Ce sont les fonctions de base $\varphi_i(x)$ qui diffèrent : elles sont radiales et symétriques de dimension K, centrées sur les points de l'échantillon d'apprentissage appelés 'centroïdes', et basées sur une distance entre le nouveau point x et les centroïdes x_i. De façon générale, on a :

$$\varphi_i : \Re^K \rightarrow \Re : \varphi_i(x) = \varphi_i\left(\left\|x - x_i\right\|\right)$$

avec $\|.\|$ la norme de référence (euclidienne en général)

On choisit en général les noyaux gaussiens multi dimensionnels comme fonctions radiales de base :

$$\varphi_i\left(\left\|x - x_i\right\|\right) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\left\|x - x_i\right\|}{\sigma_i}\right)^2\right)$$

avec σ_i un facteur dimensionnel.

Ces interpolations sont plus précises que les approximations polynomiales simples, mais tendent à osciller entre les points d'apprentissage.
Powell [39] a montré l'adéquation de telles fonctions pour représenter des fonctions arbitraires déterministes et stochastiques. Ce type de fonctions a été très largement mis en œuvre avec succès, par exemple pour des simulations de circuits électroniques [40], ou pour la conception d'une lampe de bureau qui regroupe des fonctions de réponse continues et discrètes [41].

Lolimot

Un modèle lolimot consiste en une somme de fonctions linéaires des facteurs, pondérée par une fonction d'appartenance gaussienne [74] :

$$\hat{y}(x) = \sum_{i=1}^{N} \Phi_i(x).L_i(x)$$

L_i : *Fonctions linéaires*

Φ_i : *Fonctions d'appartenance avec* $\sum_{i=1}^{N} \Phi i = 1$

L'algorithme de construction du modèle consiste à découper itérativement le domaine de conception en parties qui seront approximées par des hyperplans (estimés par une méthode de moindres carrés), comme illustré sur la figure 3.6. A chaque étape de construction, le domaine qui a le plus fort résidu est coupé en 2. Ces approximations linéaires sont reliées entre elles par une fonction gaussienne d'appartenance fixe.

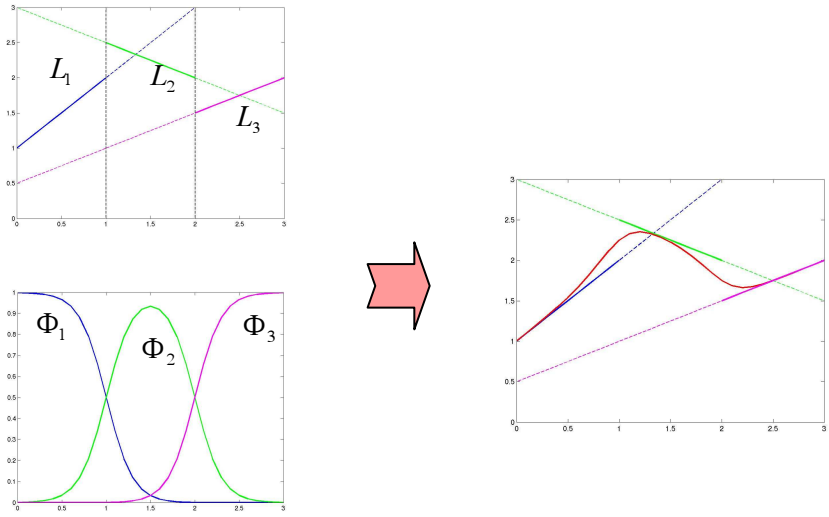
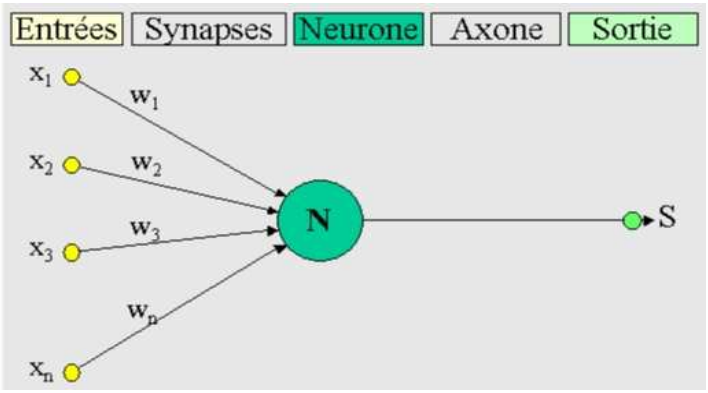


Fig 3.6 : Méthode de construction d'un modèle lolimot

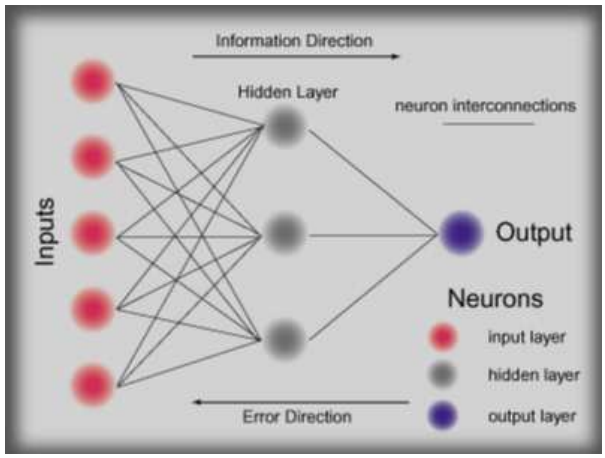
Réseau de neurones

Dans les approches précédentes, on a toujours postulé une forme analytique de modèle. D'autres méthodes traitent l'information différemment, comme les réseaux de neurones [42]. Un neurone est une entité qui reçoit des stimuli par ses synapses, et transmet cette

information par son axone si les stimuli ont dépassé un certain seuil d'excitation (voir figure 3.7–a).



a)



b)

Fig 3.7 :Réseau de neurones a) schéma fonctionnel d'un neurone, b) exemple de réseau de neurones

On peut ensuite organiser ces neurones sous forme de réseau (voir figure 3.7-b) et les entraîner sur un échantillon d'apprentissage pour qu'ils reproduisent assez fidèlement le comportement d'un processus.

Plans d'expériences 'space filling'

Les métamodèles non polynomiaux et non linéaires par rapport aux paramètres préfèrent une information mieux répartie sur l'ensemble de l'espace de conception. Il existe divers critères pour répartir au mieux les points de l'échantillon. Nous présentons ici les deux plus répandus.

Plan Maximin : On répartit les points du plan d'expériences en maximisant la distance minimum (définie par une norme vectorielle) entre deux points quelconques de l'échantillon [33]. Ces plans fournissent une information bien répartie, mais ne possèdent pas de propriété particulière.

Plan latin hypercube : ces plans furent les premiers à être utilisés pour les expériences déterministes sur ordinateurs. Ils permettent de choisir n essais dans l'hypercube $[0,1]^D$, avec D le nombre de facteurs. Pour les construire, on commence par découper chaque

arête de l'hypercube en n segments. A chaque segment de chaque arête ne correspondra qu'un seul point du plan d'expériences, placé aléatoirement. Les points sont ainsi répartis uniformément sur chaque arête de l'hypercube. Le choix aléatoire des points rend quasi impossible l'obtention de 2 plans identiques, même avec des paramètres de construction identiques. Un algorithme classique de génération de ces plans est rappelé ci-dessous [34].

Soit N le nombre d'expériences et D le nombre de facteurs. La représentation matricielle du plan sera une matrice de N lignes et D colonnes. Considérons que la variation de chaque paramètre est normalisée à la plage [0,1]. Chaque paramètre se voit assigné un niveau par expérience. Ce niveau est défini aléatoirement comme suit :

$$\upsilon_{i,j} = \frac{\pi_j(i) - 1 + u_j}{n_s}$$

avec
- $\pi_1(.), \pi_2(.), ..., \pi_{n\,\exp}(.)$ sont des permutations aléatoires et indépendantes des entiers 1,2,..,N . $\pi_j(i)$ est le i^{ème} élément de la j^{ème} permutation.
- u_j est tiré aléatoirement et indépendamment dans [0,1].

Les avantages de ce type de plans sont :

- la simplicité de construction : pas de calcul de norme par exemple. Ils sont donc très peu coûteux à construire, même pour de nombreux facteurs.
- Les propriétés de projection : vu la démarche de construction, la projection d'un plan latin hypercube sur un sous-ensemble de ses variables reste un plan latin hypercube.

Par contre, en grande dimension, on remarque que les points tirés au hasard ont tendance à se localiser dans une couronne centrée sur l'origine. L'espace de conception n'est alors pas très bien couvert.

5. Mélange d'approximations

L'utilisation de modèles haute fidélité dans des procédures itératives peut être beaucoup trop coûteux. On peut utiliser des modèles de résolution inférieure mais beaucoup plus

rapides. Pour s'assurer de la validité du modèle basse fidélité, on peut même coupler l'utilisation de modèles de diverses complexités. On tire ainsi parti de la rapidité des modèles simplifiés pour la majorité des calculs, tout en maîtrisant leur imprécision grâce aux modèles détaillés.

Pour cela, des méthodes ont été développées pour gérer le couplage de modèles de fidélités différentes. L'approche générale AMF (Approximation Management Framework) permet de tirer profit des différences de complexité d'un modèle détaillé et d'un modèle simplifié.

Pour les modèles statistiques, on peut recenser différentes approches :

- une première gère la mise à jour des modèles simplifiés en fonction d'une région de confiance du modèle simplifié : c'est la trust region [49] (cette méthode ne sera pas développée ici),
- une autre technique appelée « Mélange d'Experts (ME) » a été développée pour mélanger les prévisions de plusieurs modèles statistiques et tirer profit des qualités de chacun.

➢ *Approximation Management Framework (AMF)*

Dans un problème d'optimisation conventionnel, les valeurs et les dérivées des fonctions objectif (f et Δf) et contrainte (g et Δg) sont obtenues grâce au code d'analyse. Les nouvelles valeurs des variables de conception sont fixées par l'optimiseur.

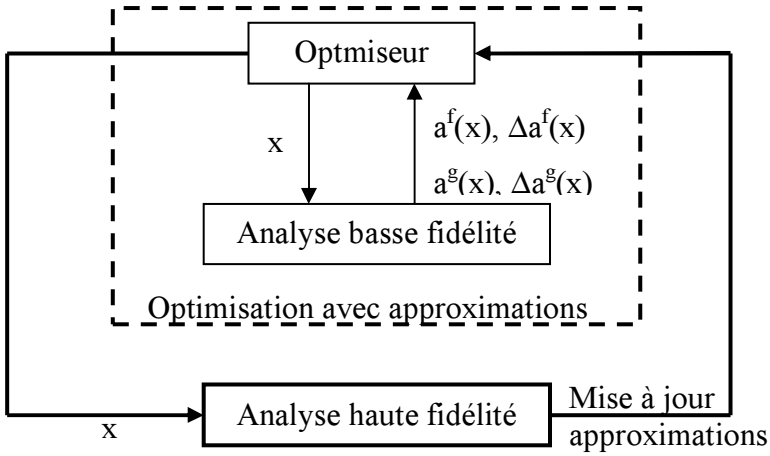


Fig. 3.8 : Utilisation de modèles de complexités différentes suivant le schéma AMF

Dans le schéma AMF (voir figure 3.8), l'optimiseur reçoit les informations sur les fonctions objectif et contraintes du code d'analyse basse fidélité pour construire des modèles locaux (série de Taylor par exemple). Les analyses haute fidélité ne font pas partie de la boucle d'optimisation, et servent à recaler occasionnellement les modèles basse fidélité [50].

Justifications du couplage de modèles :

- Même si le modèle simple ne peut rendre compte de l'ensemble des comportements du système, il est suffisamment précis pour trouver une bonne direction d'amélioration pour le modèle complexe,
- Ce type d'organisation AMF s'adapte indifféremment à tout type de modèle en général non linéaire (séries de Taylor, surfaces de réponses, maillages plus ou moins complexes), étant donné quelques conditions de compatibilité,
- La majorité des itérations (recherche ou optimisation) sont effectuées avec le modèle basse fidélité très peu coûteux,
- AMF est basé sur la méthodologie de la région de confiance qui assure sa convergence vers une solution du modèle haute fidélité. L'indice de confiance peut être utilisé de diverses façons : mesure de la prédictibilité du modèle simple, critère de mise à jour de l'approximation, une réponse systématique aux problèmes de convergence.

Cette organisation, qui peut être définie comme une alternance systématique entre des modèles de complexités différentes, peut s'appliquer aussi bien au sein d'une seule discipline que pour des problèmes MDO.

La capacité à répartir le coût de l'optimisation dépend des qualités prédictives des approximations. Plus le nombre de mise à jour du modèle simple est faible, plus cette approche est rentable. Dans le pire des cas, si le modèle simple est recalé à chaque itération, on retombe sur la formulation classique du problème d'optimisation avec le modèle haute fidélité.

Cette formulation est très semblable à un algorithme de construction itérative de surface de réponse tel que décrit précédemment.

- *Mélange d'experts*

Il existe une très grande diversité de modèles statistiques dont la pertinence dépend du cas d'application et de la taille de l'échantillon d'apprentissage. Dans le cadre de notre utilisation, l'objectif est de fournir un outil unique adapté aux différentes complexités des prestations modélisées (crash, vibratoire, endurance). Notre attention s'est donc tournée vers une méthodologie appelée **Mélange d'Experts (ME)** [53] [54]**.** Le ME construit une approximation à partir des prévisions de plusieurs surfaces de réponse en effectuant une somme pondérée des prévisions :

$$F = \sum_{j=1}^{M} p_j f_j$$

avec
- F : mélange d'experts
- f_j : modèle candidat j
- p_j : poids du modèle j dans le mélange

Les raisons de notre intérêt pour le ME sont :

- les métamodèles actuellement utilisés ne reflètent pas assez fidèlement le comportement des fonctions que l'on cherche à optimiser. On peut s'attendre à ce que le ME soit plus performant car il est presque aussi bon que le meilleur des modèles utilisés pour le mélange.
- le manque d'expertise sur les métamodèles : chaque modèle statistique a des avantages et inconvénients qui les rendent efficaces dans certains cas. Mais il est impossible d'établir une liste de problèmes types avec le meilleur modèle statistique correspondant, et il apparaît toujours de nouveaux problèmes à modéliser. De plus, la faible expertise des futurs utilisateurs de l'optimisation plaide pour un choix automatique du modèle statistique.
- grâce à cette méthode, les hypothèses faites sur la forme du modèle statistique sont remises en cause automatiquement. Le coût de cette faculté d'adaptation est le temps que met l'algorithme de mélange à trouver le bon modèle,
- on conserve la possibilité d'ajouter des métamodèles de façon transparente pour l'utilisateur. On pense notamment à l'introduction de modèles de discrimination en plus des modèles de régression. De plus, on peut s'informer sur la pertinence des

modèles statistiques au regard des modèles ayant les poids les plus importants (le choix du critère de pertinence sera ici prépondérant).

Tout l'intérêt du ME repose sur la réactualisation des pondérations du mélange à chaque étape de l'optimisation. Ces poids sont calculés à partir d'une estimation de la qualité de prédiction de chaque modèle : plus un modèle est bon, plus le poids correspondant est grand. Si le modèle est le seul à être bon, son poids tend vers 1.
Dans notre cas, la qualité du modèle est tirée du résidu de modélisation sur un échantillon de validation. Soit R_j le résidu du modèle j, son poids p_j s'écrit :

$$p_j = \frac{\exp(-\eta R_j)}{\sum_{k=1}^{M} \exp(-\eta R_k)}$$

avec η un coefficient fixé en général à 10.

Différentes stratégies reposent sur le choix des essais de validation. On pourra choisir :

- les essais de l'échantillon d'apprentissage des modèles (pas très satisfaisant car les modèles qui sur apprennent les données seront favorisés),
- construction des modèles sur les M premiers essais et calcul des poids sur les N – M derniers essais,
- calcul des poids sur N – M essais choisis aléatoirement qui ne servent pas à la construction des modèles candidats,
- estimation des résidus par une méthode PRESS.

Il a été démontré que le ME d'expert permet, lorsqu'il est bien paramétré, d'obtenir des performances très proches du meilleur modèle statistique des modèles candidats. Ses performances sont meilleures que la sélection de modèles lorsqu'on ne sait lequel choisir [51] [52]. Ainsi, les modèles de faible complexité auront un poids important en début d'optimisation lorsque l'on dispose de peu de points d'apprentissage, puis les modèles plus complexes seront mis en avant par le ME lorsqu'ils auront suffisamment de données pour fournir de bonnes approximations.

D. Etat de l'art en optimisation de forme

L'optimisation de forme est un domaine a part entière de l'optimisation car il a nécessité des nombreux développements particuliers [59]. On peut distinguer dans ce domaine 2 principales approches :

- l'**optimisation topologique** (appelée topographique en 2D) : on définit un domaine admissible que l'on discrétise en cellules élémentaires. En début d'optimisation, tout le domaine est rempli de matière. L'optimisation cherche à enlever la matière superflue tout en satisfaisant des contraintes sur les performances,
- L'**optimisation paramétrique** : les variables de forme sont des paramètres de transformation d'une structure pré établie (déformations géométriques, propriétés matériaux…). Dans cette formulation, les topologies possibles sont proposées par le concepteur à travers le paramétrage de forme. L'espace de solutions est beaucoup restreint. Cependant, pour la plupart des applications, les contraintes industrielles sont telles que l'ensemble des solutions à explorer peut être entièrement décrit par une approche paramétrique.

La principale différence entre les deux est que l'optimisation topologique ne travaille pas sur une forme pré établie et permet de modifier la topologie de la solution (apparition de trous dans la structure par exemple). Aucune hypothèse n'est faite sur la solution au problème posé.

La principale particularité de l'optimisation topologique est le nombre important de variables de conception nécessaire pour décrire la structure à optimiser, ce qui lui confère une grande liberté sur les formes possibles. Par contre, le nombre important de variables est responsable de la grande complexité du problème d'optimisation. Pour le résoudre, de gros efforts en terme de paramétrage et d'algorithme d'optimisation ont été nécessaires.

1. Paramétrage

Pour un paramétrage topologique, le moyen qui vient en premier à l'esprit pour réduire le nombre de variables de conception est d'augmenter la taille des cellules élémentaires.

Mais il a été montré que les solutions du problème topologique dépendaient de la discrétisation du domaine de conception [55], les solutions tendant à se stabiliser lorsque la taille des cellules diminue. De nombreux travaux sont disponibles sur diverses techniques de raffinement progressif de la taille du maillage [56].

Pour les approches paramétriques, le problème n'est pas le nombre de variables, mais la possibilité de générer des formes très diverses. Des travaux ont été menés dans ce sens [57]. A partir de conclusions physiques, il est possible d'identifier les zones dans lesquelles le paramétrage doit être raffiné. La topologie du paramétrage évolue ainsi au cours de l'optimisation. Cette approche est notamment adaptée à l'amélioration de conceptions existantes.

2. Résolution numérique :

Le principal problème de l'optimisation de forme (topologique ou topographique) est le grand nombre de variables de conception et les fortes interactions qui les lient. Les principaux travaux sur la résolution numérique ont porté sur l'optimisation topologique. Diverses méthodes de résolution ont été développées, avec plus ou moins de réussite. On peut noter en particulier les techniques suivantes.

- *Les méthodes de variation de frontière*

On fait évoluer la frontière de la solution courante et on optimise avec un algorithme basé sur le gradient. Les inconvénients de cette approche sont de travailler à topologie constante (même si des reformulations ont été proposées pour palier ce problème), et de nécessiter un remaillage à chaque itération.

- *Relaxation et homogénéisation*

Plutôt que de travailler avec des variables qualitatives de type présence/absence de matière dans chaque cube élémentaire, on fait varier leur densité de façon continue. L'homogénéisation consiste ensuite à pénaliser les densités intermédiaires de façon à tendre vers la présence/absence de matière [62] [63]. Cette approche permet non seulement d'élargir le domaine de recherche (densités intermédiaires autorisées), mais aussi de régulariser la fonction à optimiser. Cette approche permet de changer facilement

de topologie de solution et fournit de bons résultats. La résolution est effectuée grâce à des algorithmes de gradient.

- *Méthodes de lignes de niveaux*

On cherche à faire évoluer des lignes de niveau représentant la forme solution [58]. Cette approche a du mal à changer de topologie de solution en dimension 2, mais ce problème disparaît en dimension 3. L'avantage de ce type de formulation est de facilement traiter des équations d'évolution ou des équations non-linéaires.

- *Algorithmes génétiques*

Cette approche parait très attractive car il s'agit d'une méthode d'optimisation globale (on peut s'attendre à ne pas rester coincé dans un optimum local), il n'y a pas besoin de calculer la dérivée de la fonction à optimiser, et cette dernière peut ne pas être régulière. De plus, cette approche est adaptée au cas où le chargement dépend de la solution (comme pour l'optimisation de la forme d'un dôme sous marin soumis à la pression de l'eau) [66] [67].

Pourtant, dans cette approche, le génome des individus est formé par un ensemble de variables représentant la présence/absence de matière dans chaque cube élémentaire. La taille d'un individu est donc égale à la taille du maillage du domaine à optimiser. Or plusieurs études ont montré que la taille de la population nécessaire dépend de la taille des individus. Il faut donc en général énormément de calculs pour converger vers une solution car le domaine a intérêt à être finement discrétisé.

D'autres approches basées sur les réseaux de neurones ou la théorie des jeux (équilibre de Nash) ont été développées [59]. Tout comme les algorithmes génétiques, ces approches montrent tout leur intérêt pour traiter les problèmes industriels qui sont en général multi critères. Grâce à ces formulations, il est facile d'obtenir à moindre coût le front de Pareto des solutions. Des formulations MDO ont également été appliquées avec succès pour l'optimisation d'aéronefs [68] [69] [70] [71].

Mais la plupart des applications ont suivi pour l'instant les schémas de variation de frontière et d'homogénéisation. Ces formulations optimisées par des méthodes de gradient ont généré de nombreux travaux sur l'évaluation des dérivées à moindre coût.

Vu le grand nombre de variables d'optimisation, la méthode des différences finies est trop coûteuse. La plupart des applications utilisent donc des méthodes d'évaluation basées sur la différenciation automatique [64], des méthodes adjointes ou auto adjointes, ou encore des méthodes de point intérieur [65].
Ce type de méthode fonctionne très bien dans le domaine de la physique linéaire (en mécanique : calculs statiques ou vibratoires) [60] [61], mais pour les domaines non linéaires, aucune approche n'est encore disponible. En effet, les approches non basées sur le gradient sont bien trop coûteuses en nombre d'évaluation de la fonction objectif pour être appliquées à des cas concrets.

3. Application au crash

Le crash présente toutes les caractéristiques opposées aux domaines d'application de l'optimisation topologiques : calcul extrêmement cher, fonction de réponse fortement non linéaire et non accessibilité du gradient (les codes commerciaux de calcul de crash ne fournissent pas les dérivées, et les réponses sont très bruitées). Ceci explique que la grande majorité des optimisations de forme en crash sont des optimisations de formes paramétrées [75]. Elles font appel aux surface de réponses la plupart du temps en raison des temps de calcul prohibitifs.
On remarque cependant quelques applications originales. Certains découpent la structure à optimiser en tronçons élémentaires approximés par un modèle simplifié physique [76] [77] [78] [79]. La déformation de la structure réelle se traduit par des modifications des caractéristiques de chaque tronçon élémentaire et leur déplacement dans l'espace.
Une seule application d'optimisation topologique en crash a pu être trouvée [80]. Ses auteurs ont développé un code de calcul crash qui fournit le gradient des vitesses, positions et accélération pour une structure composée de poutres. Ils ont ainsi pu optimiser différents treillis de poutres pour la dynamique rapide comme un bloc avant automobile, une structure d'arrêt pour les trains, ou un siège de camion démineur.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons commencé par présenter les stratégies d'optimisation mono critère. On peut les classer en 2 grandes catégories : les méthodes locales, et les méthodes globales. On appelle 'méthodes locales' les algorithmes utilisant le gradient de la fonction objectif pour trouver une direction d'amélioration de la performance. Elles améliorent la fonction objectif à chaque itération, mais convergent vers des optima locaux de la fonction objectif et ne peuvent se passer du gradient qui n'est pas toujours connu. Pour rechercher un optimum global, des heuristiques d'optimisation ont vu le jour. Trois principales stratégies ont été adoptées pour éviter que l'algorithme ne s'enferme dans un optimum local. La première consiste à accepter une dégradation temporaire de la fonction objectif, comme le recuit simulé qui est basé sur une analogie thermodynamique. La deuxième stratégie est de multiplier les points de départ dans l'espace de conception. Chaque point de départ converge vers un optimum local, mais en les répartissant bien dans l'espace de conception, on augmente notre chance de trouver l'optimum global. Ces heuristiques sont souvent basées sur des analogies du monde réel : on pense en particulier aux algorithmes génétiques, aux essaims de particules ou aux colonies de fourmies. Enfin, le bruitage de la réponse permet de sortir des optima locaux, mais cette technique est tombée en désuétude.

Dans la pratique, on cherche rarement à améliorer un seul objectif à la fois. Dans un contexte multi objectif, toutes les solutions ne peuvent être classées suivant une relation d'ordre. On définit alors le front de Pareto comme l'ensemble des solutions non dominées. Les méthodes d'optimisation multi critères sont dérivées des méthodes d'optimisation mono critères. Pour traiter ces problèmes, soit on agrège les différents objectifs en un seul (mais cela oblige à définir des préférences enter objectifs), soit on cherche à construire le front de Pareto du problème. Ce front permet notamment l'estimation des compromis optimaux de conception.

Pour réduire les coûts d'optimisation, on peut utiliser des modèles de simulation moins chers (modélisation physique simplifiée) ou construire des surfaces de réponse. Ces

surfaces de réponse sont des fonctions analytiques représentant le comportement de l'objectif en fonction des paramètres de conception. Leur évaluation est instantanée. Les diverses surfaces de réponse se distinguent par leur aspect local ou global et plus ou moins linéaire. Tous ces modèles sont construits à partir de quelques essais simulés avec le modèle détaillé. L'organisation de ces essais est primordiale pour la qualité du modèle. Grâce aux plans d'expériences, on peut maximiser la qualité des modèles.
Les surfaces de réponse linéaires (polynômes) postulent une forme de fonction mathématique qui restreint leur possibilité de représentation. Par contre, la théorie des plans d'expériences nous permet de répartir au mieux les points d'apprentissage dans l'espace de conception pour maximiser la qualité d'estimation. Au contraire, les surfaces de réponses non linéaires (réseaux de neurones, krigeage, RBF,…) peuvent représenter une gamme infinie de comportements, car elles n'imposent aucune forme prédéterminée au modèle statistique. L'inconvénient est alors qu'on ne sait plus comment planifier au mieux les essais d'apprentissage. On essaie alors de les répartir dans l'espace de conception.

L'application de ces techniques à l'optimisation topologique a nécessité de nombreux développements. Elle consiste à discrétiser le volume de conception en cubes élémentaires et cherche la distribution optimale de matière. Cette approche présente un grand nombre de variables de conception, et de fortes non linéarités de la fonction objectif qui perturbent la convergence. Les implémentations les plus abouties utilisent une régularisation des fonctions objectifs, et le gradient de la fonction objectif par rapport aux facteurs de conception pour converger. Mais le gradient n'est pas fournit par les codes d'analyse de crash. D'autres stratégies ont été développées en utilisant des algorithmes multi objectifs comme les algorithmes génétiques, mais ils ne sont pas adaptés à la complexité des problèmes industriels.
Quelques optimisations de forme en crash ont cependant vu le jour. Elles utilisent l'expérience des concepteurs pour paramétrer des formes jugées intéressantes et les surfaces de réponse pour réduire les coûts de simulation. C'est cette voie que nous suivons dans le chapitre suivant pour optimiser la forme d'un capot pour le choc piéton.

Bibliographie

[32] *A.A. Giunta (1997) «*Aircraft Multidisciplinary Design Optimization using Design of Experiments Theory and Response Surface Modeling Methods*», PhD thesis, Blacksburg (Virginia)*

[33] *M.W. Trosset (1999) « Approximate Maximin distance designs », Procedings of the Statistical Computing Section, ASA*

[34] *J.E. Gentle (1998) «* Random number generation and Monte Carlo methods *», Springer-Verlag*

[35] *R.H. Myers, D.C. Montgomery (1995*) «Response Surface Methodology: Process and Product Optimization using Design Experiment*» New York, J. Wiley & Sons*

[36] *J.H. Friedman (1991) «*Multivariate Adaptation Regression Splines*» The Annals of Statistics, vol 19(1), pp. 1-141*

[37bis] *W. Chen, T.W. Simpson (2000) «* Comparative Studies of Metamodeling Techniques under Multiple Modeling Criteria » *AIAA2000-4801*

[37] *R.L. Hardy (1997) «*Multiquadratic Equations of Topology and Other Irregular Surfaces*» J. Geophys. Res., vol 76, pp. 1905-1915*

[38] *N. Dyn, D. Levin, S. Rippa (1986) «*Numerical Procedures for Surface Fitting of Scattered Data by Radial Functions*», SIAM Journal of Scientific and Statistical Computing, vol 7, N°2, pp. 639-659*

[39] *M.J.D. Powell (1987*) «Radial Basis Functions for Multivariate Interpolation: a review*», London, Oxford University Press*

[40] *C.H. Tu, R.R. Barton (1997) «*Production Yield Estimation by the Method with a boundary-focused Experiment Design*», Design Theory and Methodology Conference, ASME, DETC97/DMT-3870*

[41] *M. Meckesheimer, R.R. Barton, T. Simpson, F. Limayem, B. Yannou (2001) «*Metamodelling of Combined Discrete/Continuous Responses*», published in the AIAA*

[42] *S.W. Ellacot, J.C. Mason, I.J. Anderson (1997*) «Mathematics of Neural Networks: models, algorithms, and applications*» Boston, MA, Kluver Academics Publishers*

[43] *Vilfredo Pareto « Cours d'Economie Politique », Vol. 1 et 2, F. Rouge, Lausanne, 1896*

[44] *C.A. Coello Coello (1998) «* A comprehensive Survey of Evolutionary-Based Multobjective Optimisation Techniques *»*

[45] *K. Socha, M. Kisiel-Dorohinicki (2001) «* Agent-based Evolutionary Multiobjective Optimisation *»*

[46] *J.D. Knowles, D.W. Corne (1999) «* The Pareto Archived Evolution Strategy : a new baseline algorithm for Pareto Multiobjective Optimisation *», University of Reading, UK.*

[47] *C. Emmanouilidis, A. Hunter, J. MacIntyre (2000) «* A multiobjective Evolutionary Setting for Feature Selection and a Commonality-Based Crossover Operator *», Congess of Evolutionary Computation, San Diego, California, Juillet 2000.*

[48] *D.J. Doorly, J. Pëiro, J.P. Oesterle (1996) «* Optimisation of aerodynamic Coupled aerodynamic-structural design using Parallel Genetic Algorithm *», American Institute of Aeonautics and Astronautics (AIAA)*

[49] *N. Alexandrov* « Trust-Region Methods (Andrew R. Conn, Nicholas I. M. Gould, and Philippe L. Toint) *», SIAM REVIEW, 2003, VOL 45; PART 1, pages 128-130*

[50] *N. M. Alexandrov, R. M. Lewis, C. R. Gumbert, L. L. Green, and P.A. Newman «* Optimization with Variable-Fidelity Models Applied to Wing Design *», AIAA 2000-0841, 38th Aerospace Sciences Meeting & Exhibit, 10-13 January 2000 / Reno, NV*

[51] *Y. Yang «* Regression with multiple candidate models: Selecting or mixing? *» Accepted by Statistica Sinica, 2001, Available at http://www.public.iastate.edu/~yyang/papers/index.html.*

[52] *Y. Yang « Adaptive Regression by Mixing », Journal of the American Statistical Association, Vol. 96, 2001*

[53] *M. K. Titsias , A. Likas «* Mixture of Experts Classification Using a Hierarchical Mixture Model *», Neural Computation, 2002, Vol 14, pp 2221-2244*

[54] *M. J. Jordan, R. A. Jacobs «* Hierarchical mixture of experts and the EM algorithm *», Neural Computation, 1994, Vol 6, pp 181-214.*

[55] *J. A. Bennet, M. E. Botkin «* The optimum shape – automated structural design *», New York Plenum Press, 1986.*

[56] *K. Maute, , S. Schwarz, , E. Ramm, «* Adaptive Topology Optimization of Elastoplastic Structures *», Structural Optimization, Vol 15, no°2, pp. 81-91, 1998.*

[57] *C. G. Armstrong, B. Bradley, "Design optimization by incremental modification of model topology", url = http://citeseer.ist.psu.edu/249409.html*

[58] *WANG S. Y. , LIM K. M. , KHOO B. C. , WANG M. Y. , "An extended level set method for shape and topology optimization", Journal of computational physics. [J. comput. phys..] , 2007 , vol. 221 , no 1 , pp. 395 - 421*

[59] A. Henrot, J. Sokolowski "Nouvelles tendances en optimization de forme", Matapli no 74, mai 2004,

[60] A. Rietz, J. Petersson "Simultaneous shape and thickeness optimization*", Structural and Multidisciplinary Optimization, Volume 23, No 1, December, 2001, pp 14-23, ISSN 1615-1488*

[61] E. Evgrafov, M. Patriksson, J. Petersson "On stochastic structural topology optimization: discretization and penalty function approach*", Structural and Multidisciplinary Optimization, Vol 25, No 3, August 2003, pp 174-188, ISSN 1615-1488*

[62] T. Borrvall, J. Petersson "Topology optimization using regularized intermediate density control*", Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, Volume 190, Number 37, 22 June 2001, pp. 4911-4928(18)*

[63] M.P. Bendsoe, N. Kikuchi "Generating optimal topologies in structural design using a homogenization method*", Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, Volume 71, 1988, pp. 197-224*

[64] G. Haase, U. Langer, E. Lindner, W. Muhlhuber "optimal sizing using automatic differentiation*", in K.-H. Hoffmann, K. Hoppe, and V. Schulz (eds.), Proceedings of Fast Solution of Discretized Optimization Problems , Series on Numerical Mathematics (ISNM), vol. 138, Birkhäuser, pp. 120 - 138 (2001).*

[65] B. Maar, V. Schulz "Primal-Dual Newton-Type Interior-Point Method for Topology Optimization*", Journal of Optimization Theory and Applications, Volume 114, Number 3, September, 2002, ISSN 1573-2878*

[66] C. Kane, M. Schoenauer "Optimisation topologique de formes par algorithmes génétiques*", Revue Française de Mécanique, 1997, Volume 4, pp. 237-246*

*[67] S.Y. Wang, K. Tay "*Graph representation for structural topology optimization using genetic algorithms*", Computers and Structures, Vol. 82, pp 1609-1622, 2004.*

*[68] P.W.G. De Baets, D.N. Mavris "*Methodology for the parametric structural conceptual design of hypersonic vehicules*", World Aviation conference, 10-12 October 2000, San Diego, CA, AIAA-2000-01-5618*

*[69] K. Leoviriyakit, A. Jameson "*Aerodynamic shape optimization of wings including planform variations*", 41st Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, 6-9 January 2003, Reno, Nevada, AIAA-2003-0210*

*[70] C.R. Gumbert, G.J.W. Hou, P.A. Newman, "*Simultaneous Aerodynamic Analysis and Design Optimization (SAADO) for a 3-D Rigid Wing*", 14th AIAA CFD Conference, Norfolk, VA, 1999*

*[71] J.A. Samareh "*Multidisciplinary aerodynamic-structural shape optimization using deformation*", 8th AIAA/NASA/USAF/ISSMO Symposium on multidisciplinary analysis and optimization, 6-8 Septembre 2000, Long Beach, CA, AIAA-2000-4911*

[72] G.E.P. Box, D.R. Cox "An analysis of transformations", *Journal of the Royal Society. Series B (Methodological), 1964, Vol. 26, No. 2, pp. 211-252*

[73] Box, G.E.P., and J.S. Hunter "The 2^{k-p} fractional factorial designs: Part I" *Technometrics, Vol. 3(3), pp 311-350, 1961.*

*[74] A. Schmied "*Méthodes stochastiques d'optimisation appliquées à la mise au point moteur*", Thèse de doctorat en Mathématiques Appliquées, Université Paris 12 – Val de Marne, 11 juin 2003.*

[75] R. Thyagarajan, A. Akkerman, M. Burger, R. Kuhn, H. Rajic, N. Stander **"**Shape Optimization of Instrument Panel Components for Crashworthiness Using Distributed Computing", *ISSN 2000-01-2682*

[76] J.D. Reid "Towards the understanding of material property influence on automotive crash structures*", Journal of Thin-Walled Structures, Vol. 24, pp. 285-313, 1996, ISSN 0263-8231*

[77] Y. Jeong "Crashworthiness topology optimization: with X-frame and deformation decomposition based on homogenized-density method*", proceedings of 2004 SAE World Congress, Detroit, Michigan, march 8-11, 2004, ISSN 2004-01-1176.*

[78] K. Hamza, K. Saito "Design optimization of vehicule structures for crashworthiness via equivalent mechanism approximations*", proceedings of 2004 SAE World Congress, Detroit, Michigan, march 8-11, 2004, ISSN 2004-01-1731.*

[79] H. Wang, Z.-D. Ma, N. Kikuchi, C. Pierre, B. Raju "Multi-domain multi-step topology optimization for vehicule structure crashworthiness design*", proceedings of 2004 SAE World Congress, Detroit, Michigan, march 8-11, 2004, ISSN 2004-01-1173.*

[80] C. B. W. Pedersen "Crashworthiness Design of Transient Frame Structures using Topology Optimization*", Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 193(6-8): 653-678, 2004.*

[81] D. Benoist, Y. Tourbier, S. Germain-Tourbier (1994), « Plans d'expériences : construction et analyse »*, Tec&Doc, Lavoisier, Paris*

IV Optimisation de Forme d'un Capot pour le Choc Pieton

Le choc piéton est une nouvelle prestation des véhicules automobiles. Elle impose que des solutions soient mises en place pour réduire les blessures d'un piéton qui se fait renversé par un véhicule. Cette norme définit différents critères protégeant les différentes parties du corps du piéton, comme représenté sur la figure 4.1.

Fig 4.1 : Les différents cas de chocs de la norme de protection des piétons

La recherche de solutions techniques pour cette norme n'a pas été simple, comme le montre le cycle de développement du capot du véhicule X91 décrit dans le paragraphe II-C. Dans ce chapitre, nous développons un outil d'optimisation de forme du capot permettant de respecter les critères biomécaniques définit par la norme lors de l'impact de la tête d'enfant sur le capot.

Dans le paragraphe IV-A, nous étudions le processus de traduction de la norme en cahier des charges pour le développement du capot. Ce processus se caractérise par une complexification progressive des objectifs de conception au fur et à mesure de la

descente du cycle de conception. Les causes de cette complexification sont la gestion des compromis de conception entre les différents sous systèmes, et l'introduction progressive des contraintes de fabrication. Au final, la DICAP (chargée de la conception du capot) obtient un cahier des charges très contraint. Quelques améliorations seront proposées en accord avec la stratégie FIRST DESIGN pour éviter les itérations de conception constatées lors du développement du capot X91 (paragraphe II-C).

Le paragraphe IV-B de ce chapitre présente l'optimisation de forme du capot piéton. La standardisation des outils de conception permettant de forts gains de délais de mise en œuvre, nous commençons par décrire les caractéristiques générales d'un tel outil qui idéalement réunira tous les acteurs de la conception. Nous présentons ensuite les stratégies d'économie de simulations mises en place pour rendre compatible le coût de l'étude avec les délais de conception. Ces stratégies sont la définition d'un paramétrage synthétique tiré de l'expérience et la validation progressive des géométries testées. Enfin, nous présentons la boucle d'optimisation utilisée et les résultats obtenus.

A. Conception fonctionnelle du capot

Comme nous l'avons vu, le processus de conception RENAULT suit le cycle en V de l'Ingénierie Système. La première phase de ce cycle de conception, appelée conception fonctionnelle, permet de décliner les objectifs de conception macroscopiques du véhicule, en autant de cahiers des charges que de sous parties du véhicule. Cette tâche est d'autant plus difficile qu'au début du cycle de conception, on ne dispose que de très peu d'informations sur le futur véhicule. On ne connaît que les dimensions générales et les objectifs de performance.

Cette décomposition de la conception du véhicule en problèmes résolus indépendamment n'est possible qu'en rajoutant des contraintes de collaboration entre les différents sous problèmes. Ces contraintes sont gérées par la DPC qui doit assurer des compromis entre les objectifs contradictoires des différents sous problèmes. La recherche de ces compromis est réalisée en utilisant des modèles de déploiement permettant de répartir l'effort de conception entre les différentes équipes. En rajoutant les contraintes de fabrication, nous obtenons le problème de conception organique du capot piéton qui sera traité dans la 2ème partie de ce chapitre.

1. Déploiement du cahier des charges du véhicule au capot

Un projet véhicule reçoit des objectifs de conception de la Direction du Produit. Ces objectifs sont issus d'études de marché sur l'état de la concurrence et des attentes des clients. Ces objectifs macroscopiques sont très divers et rarement quantifiés. On peut citer par exemple :

- la sécurité (passive, active, visibilité…),
- l'acoustique : il faut que le véhicule ne soit pas trop bruyant,
- la qualité perçue : le véhicule doit donner une impression de qualité,
- la robustesse : le véhicule ne doit pas tomber en panne trop souvent pour minimiser les coûts de possession et de garantie,
- l'ergonomie,

- …

La DPC (Direction des Prestations Clients) est responsable de la synthèse des prestations que devra fournir le véhicule. Pour que chaque service puisse commencer à travailler indépendamment de ses voisins, elle traduit les objectifs macroscopiques du véhicule en objectifs chiffrés pour chaque sous-système. Cette démarche a pour conséquence de restreindre les degrés de liberté de chacun pour assurer une convergence rapide des sous problèmes vers un véhicule répondant à ses objectifs.

C'est ainsi que la DPC fournit à la DICAP un cahier des charges pour la conception du capot piéton. Ce cahier des charges contient différents objectifs :

- La résistance au claquement : lorsque l'utilisateur veut refermer son capot moteur, il le claque généralement en le laissant retomber de tout son poids. Il est important en termes de satisfaction utilisateur que cet impact ne provoque pas le cloquage du capot. Cette prestation se traduit par une contrainte de raideur statique minimale du capot.

- Le bon comportement vibratoire : le capot est situé au dessus du compartiment moteur. Lorsque la voiture démarre, le capot est soumis à une excitation vibratoire. Pour des raisons évidentes de qualité perçue, il est nécessaire de s'assurer qu'il ne rentre pas en résonance avec cette excitation et de maintenir son débattement à un niveau faible. Cette prestation est maîtrisée par un critère vibratoire.

- l'étanchéité du compartiment moteur : cette fonction est assurée par une ligne d'étanchéité qui lie le capot à la caisse du véhicule. Elle représente un appui pour le capot et peut influencer le déroulement du choc avec le piéton.

- la protection des piétons : lorsqu'un enfant est renversé par une voiture, sa tête est susceptible de heurter le capot du véhicule. Un critère bio-mécanique normalisé, le Head Injury Criteria (HIC), rend compte de la gravité des lésions causées par le choc

de la tête sur le capot. Ce critère doit respecter les normes en vigueur pour que le véhicule puisse être commercialisé (le choc réglementaire est appelé JRC).

Le HIC est le maximum, sur une fenêtre glissante de 15ms maxi, de l'intégrale de la décélération de la tête à la puissance 2.5 :

$$HIC = \underset{t_1,t_2}{Max}\left[(t_2 - t_1)\left(\frac{1}{t_2 - t_1}\int_{t_1}^{t_2} \gamma(t)dt \right)^{2.5} \right], \ |t_2\text{-}t_1|<15\text{ms}$$

Ce critère doit être inférieur à 1000 USI sur les 2/3 de la surface du capot, et à 2000 USI sur le dernier tiers. Ce critère s'interprète assez bien en remarquant que plus la décélération est forte, plus le choc est violent et le HIC important.

On obtient ainsi une première ébauche du cahier des charges de conception du capot. Mais ces objectifs ne tiennent pas compte des interactions avec les autres prestations du véhicule comme son look ou sa motorisation. Dans les paragraphes suivants nous passons en revue toutes les contraintes qui se rajoutent à la conception du capot.

2. Contraintes de collaboration DIM / DICAP

La DIM (Direction de l'Ingénierie Mécanique) est responsable de la conception du moteur et de la transmission. Elle doit fournir des composants permettant d'atteindre les performances cibles du véhicule, dans un volume restreint.

- *Définition de la 'nappe piéton'*

Lors d'un choc piéton, si le capot n'est pas assez raide, il se déformera jusqu'à ce que la tête du piéton heurte le moteur. Ce second impact, s'il n'est pas maîtrisé, risque de provoquer une forte augmentation de HIC non compatible avec les objectifs de sécurité du piéton car le moteur est lourd et dur. En début de conception, on ne connaît pas la position du moteur, ni les différentes motorisations du véhicule. On ne peut donc pas intégrer la présence du moteur dans la simulation du choc de la tête sur le capot.

Pour palier ce problème, la DPC a décidé que la décélération de la tête du piéton devrait se faire en évitant tout contact entre la tête et le moteur. Elle définit donc une surface imaginaire appelée **nappe piéton** qui sépare le domaine de conception du capot et celui du moteur. Les motorisations proposées par la DIM devront rester en dessous de cette limite, et le capot de la DICAP devra rester en dessus lors de l'impact avec le piéton.

La détermination de cette nappe piéton est un problème typique de déploiement de cahier des charges. Elle doit permettre de concilier les objectifs contradictoires de la DIM, qui veut un maximum d'espace pour concevoir ses moteurs, et ceux de la DICAP, pour qui respecter le critère HIC est d'autant plus facile qu'elle a de place pour décélérer la tête. Pour trouver le juste compromis, la DPC utilise un modèle simplifié de capot pour déterminer l'espace juste nécessaire à la décélération de la tête en respectant les contraintes de HIC.

- *Modèle de déploiement DPC*

Enfoncement et HIC sont des prestations contradictoires : plus l'enfoncement est faible, et plus le HIC est important et inversement. On cherche donc l'enfoncement minimal requis pour respecter la norme JRC sur les valeurs de HIC.
Pour cela, la DPC utilise un modèle simplifié permettant d'évaluer les compromis enfoncement/HIC. Ce modèle de simulation est composé d'une plaque éléments finis plane, en acier, et de la dimension du capot. Cette plaque est encastrée à ses extrémités, et son épaisseur peut être modifiée de façon uniforme sur l'ensemble de la surface.
La première étape est de définir des objectifs de HIC en chaque point du capot. Comme il est plus facile de minimiser l'enfoncement au voisinage des appuis du capot, les zones à fort déplacement (et donc faible HIC) sont attribuées au centre du capot. Inversement, les zones à fort HIC sont situées sur les bords du capot.
La deuxième étape est de construire la nappe piéton, c'est-à-dire de déterminer l'enfoncement autorisé en chaque point d'impact sur le capot. On s'intéresse d'abord à une position d'impact donnée. On recherche, en faisant varier l'épaisseur de la plaque, l'enfoncement minimal que l'on peut obtenir en respectant les contraintes de HIC. Cet enfoncement minimal représente le compromis optimal pour cette position d'impact.

Lorsque l'on dispose de l'enfoncement minimal pour chaque position d'impact, on a une première approximation de la nappe piéton. On obtient le CDC décrit sur la figure 4.2.

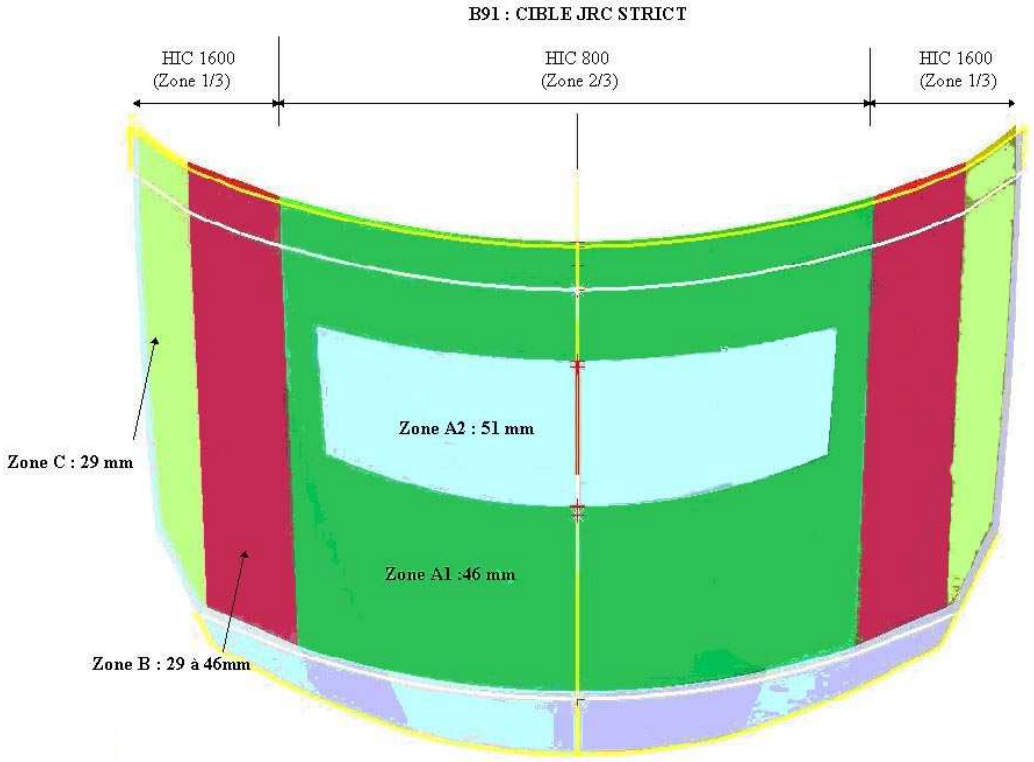


Figure 4.2 : Cahier des charges déployé du choc piéton pour le véhicule B91

A cette nappe piéton, les concepteurs rajoutent 15mm correspondant à l'épaisseur nécessaire pour donner au capot la rigidité nécessaire pour atteindre ce cahier des charges.

- *Critique du modèle de déploiement*

Le cahier des charges obtenu est présenté sur la figure 4.2. La première remarque qui vient à l'esprit en regardant de cahier des charges est que les objectifs de HIC ne sont pas de 1000 et 2000, mais de 800 et 1600. Cette différence est due à une marge de sécurité pour la conception par simulation numérique. L'intégralité de la conception est réalisée par simulation numérique, et les essais physiques ne sont utilisés que pour la validation finale du capot. Il a été constaté lors de comparaisons essais/calcul, qu'il existait une différence de 20% entre les simulations et les essais physiques (parfois on surestime,

parfois on sous estime). Pour éviter toute mauvaise surprise lors de la validation, l'objectif de conception a été durci pour les simulations.

Les principales critiques que l'on puisse faire à ce processus de déploiement sont :

- de nombreuses marges de sécurité sont prises à chaque étape du déploiement, parfois favorisant les concepteurs DICAP (rajout de 15mm d'enfoncement autorisé), parfois les défavorisant (diminution de 20% des valeurs de HIC autorisées). Au final, on ne sait plus si le problème déployé est bien le même que le problème initial.
- Le modèle d'estimation de l'enfoncement n'est pas du tout représentatif du problème à traiter. Tout d'abord, il ne tient pas compte de la masse du capot. Même excellente, une solution trop lourde ne sera jamais acceptée. De plus, on ne tient pas compte de la forme du capot qui a une grande influence sur la résistance à la flexion d'une plaque. On ne peut donc pas juger de l'influence du design extérieur sur les performances en choc piéton. Enfin, les conditions limites utilisées sous estiment l'enfoncement nécessaire pour décélérer la tête. Les conditions limites réelles seront des raideurs non infinies, et il n'est pas sûr que l'on puisse atteindre l'enfoncement cible avec des supports souples.
- La répartition a priori des zones à fort HIC limite la recherche de solutions. On ne sait pas si les points d'impacts nécessitant les plus forts HIC seront bien situés sur les bords du capot. En imposant cette répartition, on limite les marges de manœuvre de la DICAP, et on restreint encore les solutions possibles.

Les conséquences négatives de cette modélisation approximative auraient pu être minimisées en appliquant les recommandations de la stratégie First Design (respect des 3 types de robustesse, voir chapitre II). Il aurait au moins fallu estimer la robustesse des objectifs déployés par rapport à la forme globale du capot, au matériau utilisé, aux conditions limites… En introduisant une estimation de la robustesse du CDC, on aurait pu éviter les itérations de conception décrites dans le paragraphe II-C.

De façon plus générale, les modèles simplifiés donnent toujours des estimations plus ou moins juste des objectifs atteignables. Le processus RENAULT est basé sur une approche collaborative, mais le principal problème est lié à la lenteur des itérations de conception.

Dans une décomposition collaborative du problème de conception, la convergence des sous problème est atteinte grâce à la collaboration des disciplines. Les objectifs défini pour chaque sous problème doivent être adaptés en cours de conception, ce qui n'est fait que trop rarement chez RENAULT. Un engagement plus rapide de négociation entre la DICAP et la direction du design aurait permis de résoudre très rapidement le problème en proposant de rehausser le capot de 10mm. Cette distance ne représente rien pour les designers et permettent aux concepteurs de la DICAP de trouver une solution.

En conclusion, c'est la lenteur des itérations de conception qui est le problème majeur de la conception RENAULT. Grâce aux nouveaux outils de conception, il est possible d'accélérer la recherche de solutions et d'alimenter le processus de renégociation des objectifs déployés. La présentation des résultats de conception sous forme de fronts de Pareto entre performances et contraintes de conception permettrait de converger plus vite.

3. Contraintes de collaboration Design / DICAP

Dans la conception RENAULT, la priorité est donnée au design qui est un des arguments de vente les plus importants. Les concepteurs doivent donc se débrouiller pour atteindre les objectifs de prestations en respectant la forme extérieure qui leur est imposée. Pour le capot, cette contrainte se traduit par l'impossibilité de modifier la forme extérieure du capot.

Dans le paragraphe II-C, nous avons vu que ce design pouvait avoir une grande influence sur la recherche de solutions puisqu'il a suffit de modifier très légèrement le design (rehausser la capot de 10mm) pour que la solution courante qui ne respectait pas le CDC déployé devienne acceptable.

4. Contraintes organiques DICAP

Lorsque l'on descend le cycle en V de l'ingénierie système, des contraintes se rajoutent au fur et à mesure que la définition technique du produit se précise. La résolution d'un problème sous contraintes est souvent plus coûteuse (en terme de calcul) que si le

problème n'est pas contraint. Pourtant, l'intégration des contraintes pendant la recherche de solutions présente plusieurs avantages :

- cela réduit l'espace de recherche de la solution,
- on obtient des objets directement industrialisables : on évite de trouver des solutions irréalistes, qui devront ensuite être retravaillées et bien souvent dégradées pour respecter les contraintes.

C'est pourquoi nous essayons d'intégrer le plus possible les contraintes de fabrication dans le problème d'optimisation. Malheureusement, ces contraintes doivent parfois être simplifiées pour des raisons de coût de simulation, ou de délai de mise en oeuvre.

- *Contraintes de fabrication*

Comme nous l'avons vu, le carry-over consiste à récupérer des pièces ou des processus de fabrication d'un véhicule pour son remplaçant. Ce procédé génère de fortes économies en production, c'est pourquoi il est favorisé dès que possible. On ne cherchera de solution différente que si il est impossible d'atteindre l'objectif avec cette solution technique.

Ainsi, le capot devra se composer de 2 panneaux (un panneau extérieur appelé 'peau' du capot, et un panneau intérieur appelé 'doublure') réalisés par emboutissage et assemblés par sertissage. Le sertissage n'influence pas la forme de la doublure de capot, contrairement à l'emboutissage.

La solution basique consiste à ne simuler le crash que des formes respectant les contraintes d'emboutissage. Mais une simulation d'emboutissage sous PamStamp dure 10h alors que la simulation de crash sous PAMcrash ne dure que 15min. Cette formulation du problème n'est pas satisfaisante car son coût de calcul serait bien trop important. On inverse donc le problème et on ne simulera l'emboutissage que des solutions performantes en crash.

Pour cependant ne pas chercher des solutions complètement irréalisables, nous intègrerons la contrainte d'emboutissabilité sous forme simplifiée grâce à des règles de conception métier :

- la doublure ne doit pas avoir une hauteur de plus 25mm autour du galbe de la peau du capot.
- Les angles d'emboutissage ne doivent pas être trop raides (valeur à définir)

- Le rapport entre la longueur développée de la doublure et la distance de ses extrémités doit être inférieur à un ratio (valeur à définir). Cette contrainte prend en compte l'étirement de la matière lors de la mise en forme de la doublure.

➢ *Contraintes de décomposition du problème*

Lorsque la DICAP doit concevoir la capot, elle organise la conception suivant un schéma de domination : les concepteurs hiérarchisent les prestations et cherchent en priorité à atteindre l'objectif le plus dimensionnant.

Les autres prestations du capot (vibratoire et claquement) sont considérées comme faciles à atteindre par les concepteurs. Pour assurer leur respect et ne pas interférer avec la conception du reste de la caisse, plusieurs parties du capot sont figées :

- le renfort de gâche permet d'apporter la rigidité nécessaire pour la contrainte de claquement.
- le bord de la doublure de capot assure la contrainte vibratoire,
- la position et la raideur de la ligne d'étanchéité du capot font partie de la conception de la caisse. Cette ligne d'étanchéité vient en contact avec la doublure lorsque le capot est fermé. Elle constitue un point d'appui de la doublure et doit donc grandement influencer le déplacement de la doublure.
- La rigidité des points d'appui du capot est donnée par la structure de la voiture, et notamment ses ailes.

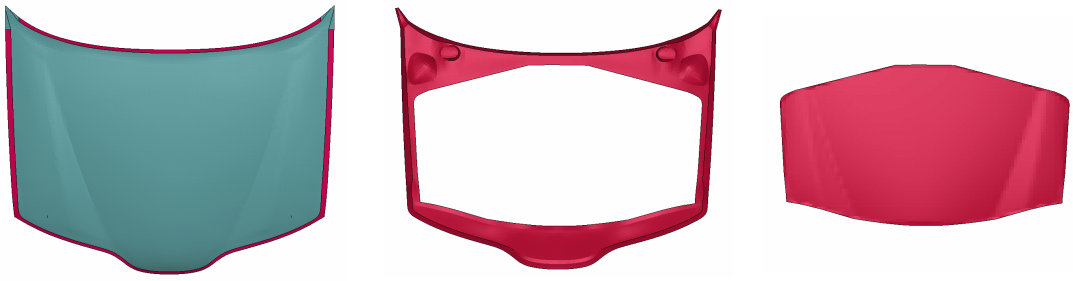
L'introduction de ces variables de conception a priori influentes aurait pu faciliter la recherche de solutions. D'autant plus que les valeurs utilisées pour la conception du capot sont approximatives. On utilise les valeurs nominales du véhicule précédent car on ne connaît pas encore celles du véhicule en cours de conception. Cette approche du problème global de conception organique n'est pas optimale et peut générer des itérations de conception, mais elle nous a été imposée par le processus actuel de conception.

5. Cahier des charges organique

La figure 4.3 présente les différentes pièces du capot et leurs contraintes. On peut y voir que la seule pièce qui reste à concevoir est la partie centrale de la doublure de capot.

Nous devrons donc trouver une forme du centre de la doublure de capot permettant de respecter les contraintes de HIC et d'enfoncement.

Les épaisseurs des panneaux extérieur et intérieur seront figées dans notre étude. Il serait intéressant de les faire varier car ils ont une grande influence sur la masse et la rigidité du capot. Il serait intéressant de documenter le compromis entre ces 2 objectifs, mais nous préférons focaliser notre attention sur la résolution du problème d'optimisation de forme en crash.



Panneau extérieur (fixé par le design)	Panneau intérieur (fixé par la DICAP)	Panneau intérieur (partie à concevoir)

Figure 4.3 : Différentes parties du capot à concevoir

Le problème de conception organique du capot pour le choc piéton peut donc s'écrire :

Trouver une forme du centre de la doublure qui :

- respecte les contraintes de HIC,
- respecte les contraintes d'enfoncement,
- est emboutissable.

Le problème de conception organique étant maintenant complètement défini, nous allons nous intéresser à la recherche d'une formulation intéressante de ce problème d'optimisation de forme.

B. Conception organique du capot piéton par optimisation de forme

L'objectif de ce paragraphe est de fournir un outil industriel aux concepteurs pour concevoir rapidement des produits respectant un cahier des charges. Cet outil sera utilisé pour la recherche d'une solution organique de capot respectant le cahier des charges de choc piéton défini au paragraphe précédent.
Cette application se présente sous la forme d'une boucle d'optimisation (de forme pour notre application) utilisant des simulations détaillées de type éléments finis (EF). Elle permet de répondre aux questions précises que se posent les acteurs du projet véhicule et d'alimenter les négociations de cahier des charges avec la DPC.

Nous commençons par détailler l'utilité d'une application métier de conception automatisée. Un des enjeux principaux de cette application est de pouvoir intégrer le savoir faire des concepteurs pour améliorer la rapidité de convergence du problème d'optimisation. D'après les projets véhicule précédents, nous savons qu'il est possible de trouver une forme satisfaisant le cahier des charges du choc piéton. Pourtant, sa résolution a nécessité la mobilisation d'une équipe de 5 concepteurs et a pris environ 6 mois. Nous détaillons donc les artifices utilisés pour rendre compatible les délais de résolution de l'optimisation de forme avec les délais du projet véhicule. Nous présentons également les outils de simulation que nous utilisons pour faire varier la forme de la doublure de capot et simuler son comportement en crash. Enfin, nous présenterons la stratégie d'optimisation adoptée et ses résultats.

1. L'application choc piéton

Le but général de l'application est d'automatiser la recherche de solutions. Dans notre cas d'utilisation, il nous permettra de rechercher une forme de doublure pour le choc piéton. Cette application se présente sous la forme d'une boucle d'optimisation qui propose des

améliorations de la conception courante, et évalue les performances de ces propositions. On recommence ces opérations jusqu'à convergence.
Les propositions d'améliorations sont générées par une optimisation sur surfaces de réponse. L'évaluation de la performance comprend la génération automatique des modèles de simulations, les simulations elles-mêmes, et leur post traitement pour récupérer les valeurs des objectifs et contraintes.

L'application doit répondre à certains objectifs :

- Elle devra être capable de prendre en compte les différentes contraintes industrielles pour proposer des solutions industrialisables,
- Elle devra permettre de gérer le coût des études d'optimisation, en temps et en nombre de simulations,
- l'utilisateur doit pouvoir interagir avec la boucle d'optimisation pour la guider vers une solution grâce à son expérience.

On liste dans ce paragraphe les fonctionnalités qui nous paraissent nécessaires pour réaliser des études d'optimisation dans les meilleures conditions. Cette application doit devenir à terme le catalyseur de la collaboration entre des personnes de domaines de compétence différents. Le concepteur doit être élevé au niveau de la gestion de projet qui devient la culture commune des intervenants. Ci-dessous, on liste l'ensemble des conditions et des outils nécessaires à cette application :

- un moyen de gestion du budget calcul et du planning : le système gère la priorité des calculs répondant à différentes questions / sous problèmes d'optimisation. Pour capitaliser, on peut calculer le rendement d'une question comme le rapport du gain en prestation sur le nombre de calculs dépensés.
- une logique d'étude adaptée au processus projet, sous forme de questions/ problèmes d'optimisation dont les résolutions sont faites conjointement.
- définir le plus largement possible le domaine de conception pour ne négliger aucune voie d'amélioration. Il faut penser à intégrer au problème toutes les grandeurs influentes sur la conception, et à leur donner des intervalles de variations

raisonnables. Dans le cas du capot piéton, on pense notamment aux conditions limites.

- lister toutes les contraintes d'optimisation (fabrication, règles métier,…) et les intégrer au problème si possible,
- des modèles de simulation adaptés au stade de développement du produit. Et éventuellement à plusieurs niveaux de précision.
- une fonction objectif validée par les concepteurs. Pour le capot piéton, les objectifs de HIC et d'enfoncement sont définis en chaque point du capot, mais on ne peut les tester tous. Il nous faut définir un nombre de tirs juste nécessaire pour assurer le respect du cahier des charges.
- des indicateurs d'aide à la décision : des résultats présentés sous forme de compromis entre objectifs contradictoires pour alimenter les discussions, des outils de contrôle de la qualité des modèles statistiques…
- un moyen de capitaliser l'expérience des études précédentes, ou d'une étape à l'autre dans une même étude.

Les principaux avantages d'une application sont :

- de forcer une formalisation exhaustive du problème de conception : on remarque que nombre de difficultés sont liées à une définition trop restrictive du problème de conception.
- de standardiser la résolution des problèmes de conception à l'aide des nouveaux outils de conception disponibles : l'application devient un outil d'échange entre les différents services intervenants sur le projet. Chacun apporte ses objectifs, ses contraintes et son budget calcul. L'ensemble de ces données est synthétisé dans l'application. Il devient alors aisé de chiffrer le coût d'une étude d'optimisation.
- L'utilisation optimale de toutes les simulations réalisées. On peut imaginer que différentes questions soient posées à l'application. On réalise des modèles statistiques de chaque objectifs et contraintes avec l'ensemble des essais réalisés. A chaque question posée correspondrait une optimisation différente, avec un budget propre, qui fournirait des propositions d'améliorations différentes. Toutes ces propositions

seraient simulées et participeraient à la construction des modèles statistiques de l'itération suivante.

Le prototype d'application réalisé ne permettra pas de tester toutes les voies d'amélioration citées, mais il posera les bases de cette application idéale.

2. Recherche d'une formulation intéressante du problème d'optimisation de forme.

Cette étude doit améliorer les prestations de la doublure de capot en jouant sur sa forme. Différentes approches sont possibles pour paramétrer cette forme. Mais plus le nombre de paramètres est important, plus le nombre de simulations pour converger est grand. A l'inverse, plus il y a de paramètres, plus on a de liberté de déformation de la doublure et plus on ouvre l'espace de conception à des solutions différentes et détaillées. Le nombre de paramètres que l'on va utiliser est un compromis entre la liberté des formes que l'on s'accorde et le temps de calcul du processus d'optimisation.

Au regard des outils de simulation disponibles, le paramétrage le plus simple à mettre en œuvre est un paramétrage topologique, mais il est très coûteux (grand nombre de paramètres). C'est pourquoi nous avons envisagé 4 autres paramétrages que nous présentons ici. Chacun présentant ses propres avantages, nous avons essayé de trouver un moyen de les combiner dans une même optimisation. Devant les difficultés rencontrées, seul le paramétrage par 'formes solution' a été retenu pour des raisons de concision et de capitalisation. Les autres pourront cependant être intégrés par la suite dans l'application Choc Piéton pour élargir le champ de solutions exploré par l'optimisation.

- *Formulation de base du problème d'optimisation*

Modification de la forme de la doublure

Pour modifier la forme de la doublure de capot, nous utilisons le logiciel de pré-traitement ANSA. C'est le logiciel de préparation de calculs utilisé par la DICAP. Il comprend une fonctionnalité de morphing qui permet de déformer un maillage éléments finis, puis de remailler la forme obtenue pour assurer une bonne qualité de maillage

éléments finis. Cette seconde étape est nécessaire pour obtenir une simulation précise. De plus, ces modifications peuvent être commandées en mode batch, ce qui permet d'automatiser la génération de formes.

Le morphing d'ANSA fonctionne à partir de boites de morphing qui englobent les éléments à déformer (voir figure 4.3). Les éléments finis (EF) sont définis géométriquement par la position des nœuds du maillage. Ces noeuds sont reliés entre eux pour former des formes simples (triangles, carrés, …), les éléments. Lorsqu'on déforme une boite de morphing, les positions des nœuds du maillage EF situés à l'intérieur de la boite se trouvent modifiée par interpolation linéaire entre la position des sommets de la boite de morphing. Sur la figure 4.4, on peut voir l'effet d'une modification par rotation. Dans notre cas, on applique des translations verticales qui modifient la forme de la doublure de capot. Le modèle est ensuite remaillé en conservant la nouvelle forme et sauvé au format PamCrash pour simulation.

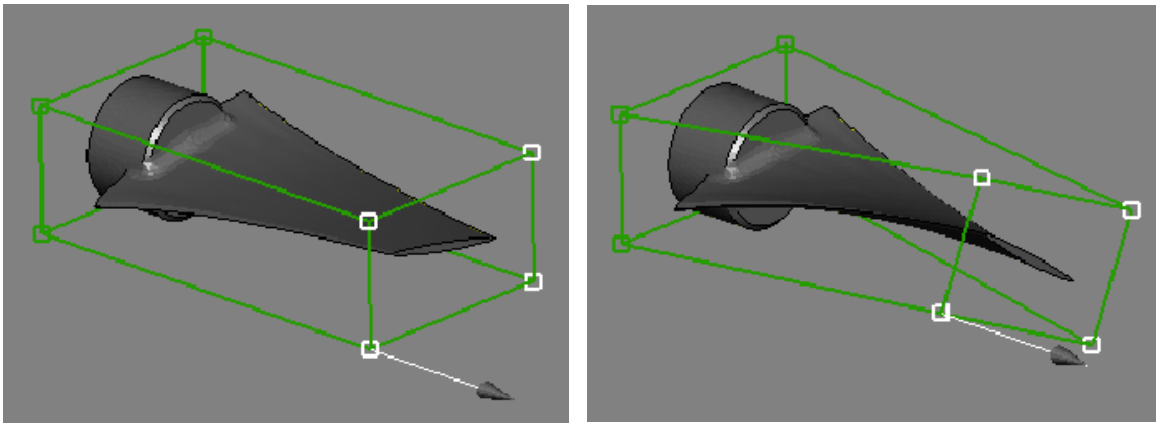


Fig 4.4 : Illustration des boites de morphing ANSA

Le modèle de capot se compose de 2 parties qui ont été artificiellement séparées pour faciliter la visualisation sur la figure 4.5 :

- une partie fixe qui regroupe la peau du capot, les fixations d'articulation et le renfort de gâche,
- une partie qui va être déformée : la doublure du capot entourée des boites nécessaires pour obtenir 1000 points de contrôle de la forme de la doublure de capot.

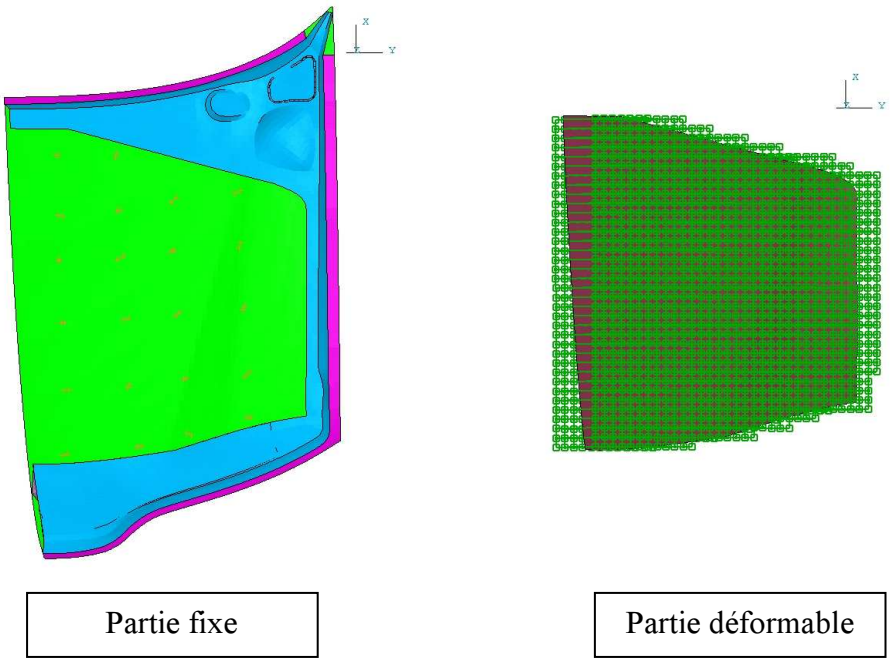


Figure 4.5 : Modèle de morphing ANSA du capot

Précision des géométries générées

Le nombre de boites de morphing réparties sur la doublure de capot influence directement la variété et la continuité des formes possibles. Plus il y en a, plus on est capable de définir finement une géométrie (et on connaît l'importance des singularités en crash), mais plus il faut de paramètres pour décrire la forme (ce qui augmente la complexité du problème d'optimisation).

Lorsqu'on déforme le modèle ANSA de doublure en accord avec le paramétrage choisi, la discrétisation spatiale de la surface de la doublure en carrés dont on maîtrise seulement la position des sommets fait que les formes paramétrées ne seront pas exactement reproduites. Les transitions rapides et ruptures de pentes seront d'autant mieux conservées que le nombre de points de contrôle est grand. La figure 4.6 illustre ce problème sur une forme simple.

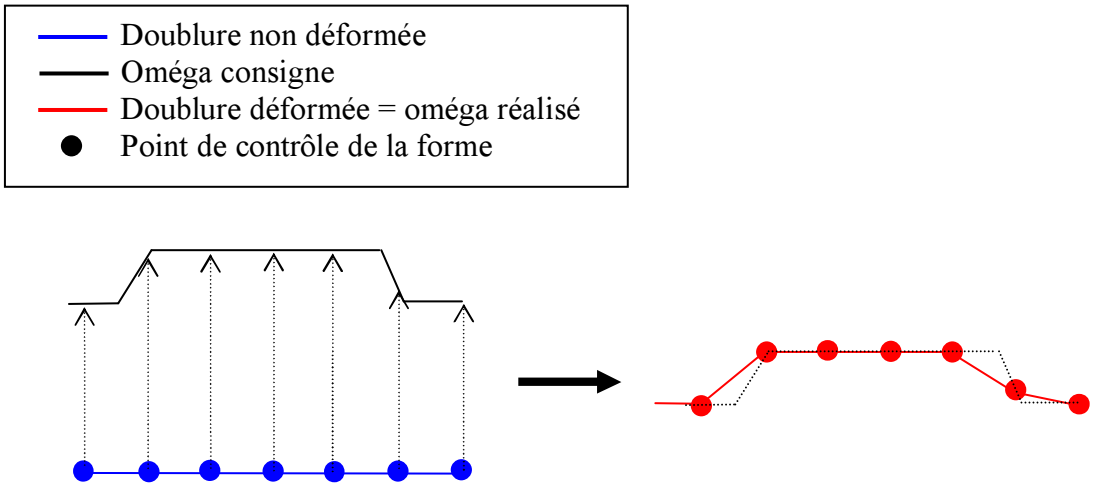


Fig 4.6 : Précision du paramétrage de forme en fonction du nombre de paramètres

Comme de toute façon la géométrie est maillée après sa construction, la forme consigne (formes solutions ou modes propres) n'est jamais exactement reproduite dans le modèle de calcul EF. La solution serait d'utiliser un maillage de points de contrôle de l'ordre de grandeur des mailles du modèle EF (10mm actuellement).

Une autre solution serait de maîtriser également les coordonnées X et Y des points de contrôle pour amener certains d'entre eux aux points singuliers. Mais il faut alors vérifier à chaque nouveau jeu de paramètres que les points de contrôle ne se croisent pas, car sinon la doublure n'est plus emboutissable. Ce système de contraintes devient vite très compliqué à gérer et pourrait perturber la recherche de l'optimiseur.

Coût prévisionnel

Un tel paramétrage permet certes une grande liberté sur les formes de doublure possibles, mais est également très peu synthétique puisque pour obtenir une bonne description de la forme (des carrés de 20mm de côté), il faut 1000 paramètres, qui ont des effets dépendants sur la prestation.

Ce type de problème est difficile à gérer. De plus, si on considère qu'il faut grossièrement 5 fois plus d'évaluations que de paramètres pour converger et que la validation complète d'une doublure de capot dure plus de 8 heures de calcul crash sur le serveur (38 impacts x 15min de simulation), il faudrait plus de 1600 jours (1000x5x8 = 40000h de calcul) pour

trouver une solution. Ce délai n'est pas compatible avec les impératifs d'un projet véhicule.

- *Les différents paramétrages envisagés*

Paramétrage par formes solutions

Le paramétrage par formes solutions nous permet de générer une grande variété de doublures avec relativement peu de paramètres, c'est pourquoi nous l'avons retenu pour notre application. Les formes utilisées sont issues des spécialistes du capot chez RENAULT.

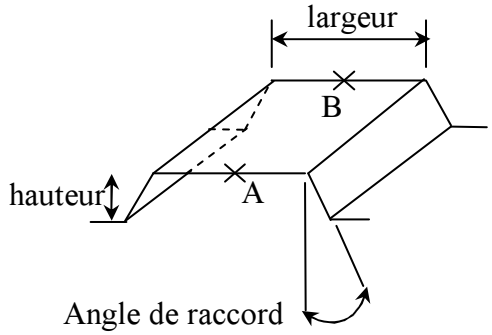
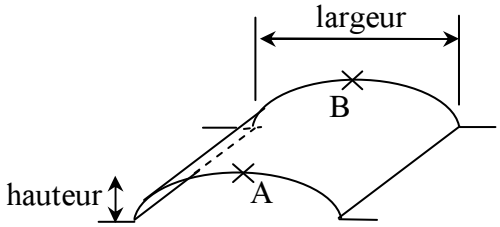
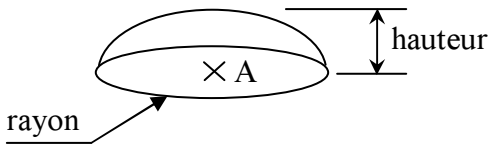
LE OMEGA	
	C'est une forme classique pour apporter de la raideur à une surface plane. Elle est paramétrée par la position des points A et B qui sont situés aux extrémités, par sa largeur totale (répartie équitablement de chaque côté de la ligne AB), par sa hauteur, et par l'angle de raccord.
LE BOUDIN	
	Elle est paramétrée par la position des points A et B, ainsi que la hauteur et la largeur du boudin.
LA DEMI SPHERE	
	La demi sphère est paramétrée par la position de son centre (le point A), son rayon et sa hauteur.

Fig 4.7 : Différentes 'formes solutions' et leurs paramètres

Avec les études précédentes et le savoir faire métier des experts Renault, nous avons défini différentes formes qui semblent intéressantes pour apporter la raideur nécessaire à la doublure. Ces formes prédéfinies ainsi que leurs paramètres sont décrits dans le tableau suivant.

Cette liste de formes solution n'est pas exhaustive et peut s'enrichir au fur et à mesure des études, ce qui facilite la capitalisation du savoir. En effet, rien n'empêche à chaque fois qu'une solution est trouvée, de la paramétrer et de la rajouter dans la base de données des formes solutions pour enrichir la future étude de forme. On pourrait ainsi travailler avec une bibliothèque de formes solution.

Paramétrage par les modes vibratoires

Les équations de la physique des vibrations sont les mêmes que celles du crash hormis l'hypothèse de petits déplacements. Sur la base de cette observation, on peut penser que les solutions vibratoires pourraient être des solutions des équations de crash.

Ainsi, il nous parait intéressant de considérer comme autre paramétrage les combinaisons linéaires de modes propres.

Mais pour que les modes vibratoires soient pertinents, il faut que leur fréquence propre soit dans la plage d'excitation du choc de la tête sur le capot. Une observation de la courbe de décélération de la tête nous permet d'évaluer grossièrement la plage de fréquences concernées. La courbe se décompose en 3 pics principaux. En considérant que chaque pic est une demi sinusoïde, on en déduit les fréquences associées (voir demi sinusoïde en pointillés blancs sur la figure 4.8).

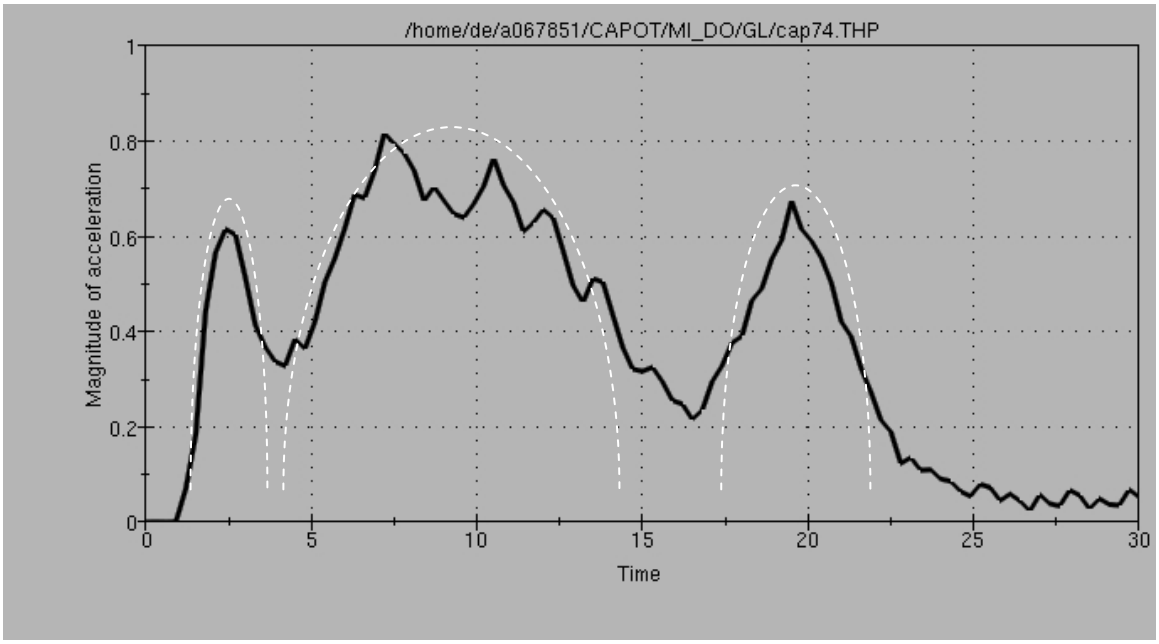


Fig 4.8 : Estimation des fréquences propres caractéristiques du choc à partir de la courbe de décélération de la tête

Une fois connues les bandes fréquentielles concernées, on réalise une analyse vibratoire du capot dans cette bande et on relève tous les modes dans cette bande. Chacune de ces formes peut être traduite en jeu de positions des points de contrôle. Pour un mode donnée, on a donc une déformée associée exprimée dans le paramétrage des points de contrôle.

L'objectif est ensuite de trouver la combinaison linéaire de modes qui va optimiser la doublure de capot. Les paramètres sont alors les coefficients de la combinaison linéaire. Cette approche n'a pas été approfondie par réticence des expets métier RENAULT.

Paramétrage par ondelettes

Au cours de nos recherches du meilleur paramétrage de forme, nous avons également envisagé un paramétrage par ondelettes. Ces fonctions mathématiques sont notamment utilisées en analyse d'image et pourraient être intéressantes dans la mesure ou le nombre d'ondelettes utilisé pour coder une image dépend fortement de la précision que l'on veut obtenir. On pourrait ainsi raffiner progressivement la forme en figeant en priorité la forme générale du capot.

Pour évaluer l'opportunité d'utiliser les ondelettes, nous avons utilisé la ToolBox 'ondelettes' de Matlab. Sur la figure 4.9, on peut voir à gauche une forme de doublure existante codée avec 1824 coefficients (on ne représente ici qu'un demi capot car on cherche des solutions symétriques). A droite, on peut voir la même forme codée en ondelettes avec 'seulement' 941 coefficients. La restitution est bonne, mais le nombre de coefficients est encore bien trop élevé par rapport au paramétrage par formes solution. Ce type de paramétrage est donc abandonné.

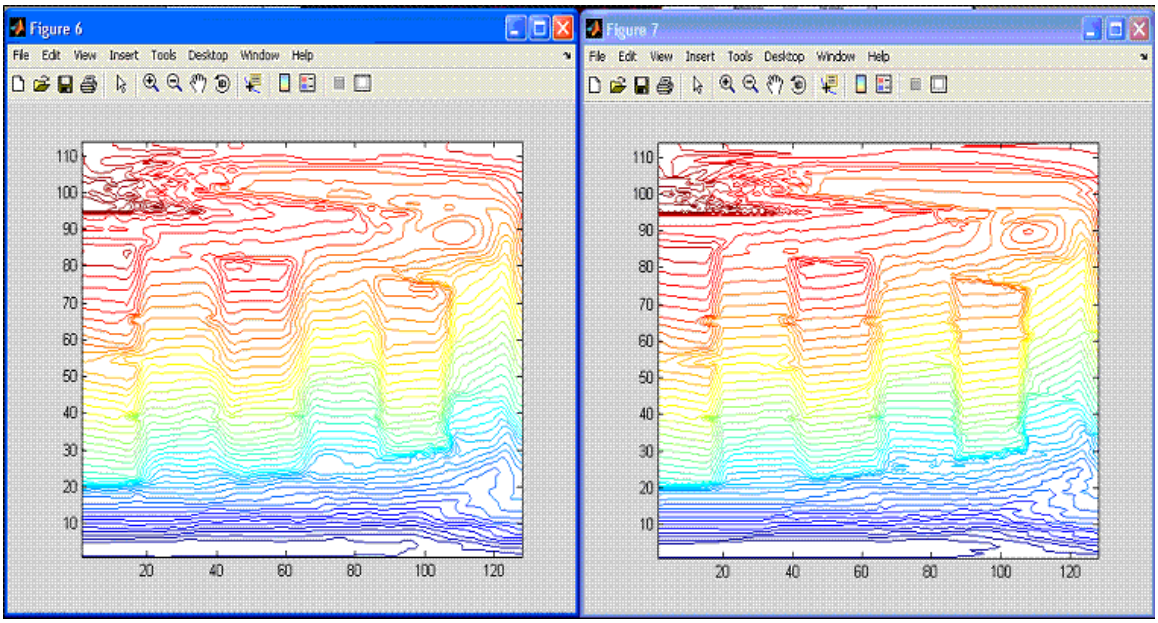


Fig 4.9 : Paramétrages de forme d'une doublure de capot par ondelettes (1824 coefficients à gauche, 941 coefficients à droite)

- *Utilisation de plusieurs paramétrages ?*

Mélange de paramétrages

On dispose de plusieurs paramétrages pour une même forme. Aucun de ceux-ci ne permet d'accéder à l'ensemble des formes possibles pour la doublure, et il est difficile de déterminer a priori le plus efficace, c'est-à-dire celui qui favorise le plus la résolution du problème.

On peut toujours lancer plusieurs optimisations avec les différents paramétrages, et voir lequel donne la meilleure solution. Cela ne voudra pourtant pas dire que c'est le meilleur, car on n'est jamais sûr, avec un budget d'essais raisonnable, de trouver l'optimum global.

De plus, comme on est dans un domaine où les itérations (simulations crash) sont chères et l'espace de recherche très grand (grand nombre de paramètres), nous allons utiliser des surfaces de réponses. On construit des modèles statistiques qui, à partir des essais réalisés, essaient de prévoir quelles zones de l'espace sont les plus attrayantes en terme de performance. Ce sont en fait des fonctions construites par régression (ou d'autres critères statistiques) qui sont de la forme :

$$qualité = f\left(paramètresDeConeption\right)$$

Comme nous disposons de plusieurs paramétrages, on peut disposer de plusieurs modèles.

Récemment, on a vu l'émergence et l'utilité en statistique du mélange d'experts (voir chapitre III). Le principe est de combiner les prévisions des modèles, mais en accordant plus de crédit à celui qui se trompe le moins. Pour cela on effectue des combinaisons linéaires des prévisions avec des coefficients qui sont d'autant plus faibles que le modèle se trompe.

Pour revenir à nos paramétrages de forme, on va disposer de plusieurs modèles. Nous voulons donc mélanger les prévisions des différents paramétrages. Le problème est que, contrairement au mélange d'expert où tous les modèles ont les mêmes paramètres, nos différents modèles n'ont pas les mêmes variables. Ainsi la question devient de savoir comment traduire un point intéressant d'un paramétrage vers un autre.

La seule solution semble être de trouver la forme la plus proche dans l'espace des modes propres de la géométrie générée par la forme solution intéressante. Mais les géométries générées avec l'un ou l'autre des paramétrages peuvent être assez éloignées l'une de l'autre, comme le montre la figure 4.10. On y a représenté une forme consigne paramétrée dans l'espace des formes solutions, et sa géométrie la plus proche dans l'espace des modes vibratoires.

Géométrie consigne définie par des formes solution

Approximation de la géométrie consigne par les modes vibratoires

Figure 4.10 : Recherche d'équivalences entre paramétrage par formes solutions et paramétrage par modes vibratoires

Ces 2 géométries ont des performances très différentes en crash car la raideur de la doublure consigne est apportée par les parties verticales de la doublure, appelés 'murs d'emboutissage'. Dans la géométrie paramétrée par les modes vibratoires, les murs d'emboutissage sont beaucoup moins verticaux, ce qui facilite l'emboutissage mais ne permet de rigidifier suffisamment la doublure.

Ces difficultés de communication entre paramétrage ne permettent pas de mettre en œuvre le mélange de paramétrages.

Combinaison de paramétrages

Les paramétrages utilisés sont complémentaires :

- Paramétrage topographique : possibilité d'obtenir des formes inattendues, ce qui peut être générateur d'idées, formes locales.
- Paramétrage modes vibratoires : peut également générer des idées mais les formes sont globales (le changement d'un paramètre impacte l'ensemble de la doublure).
- Paramétrage formes solutions : capitalise le savoir faire métier mais ne fournit que des solutions connues, formes locales.

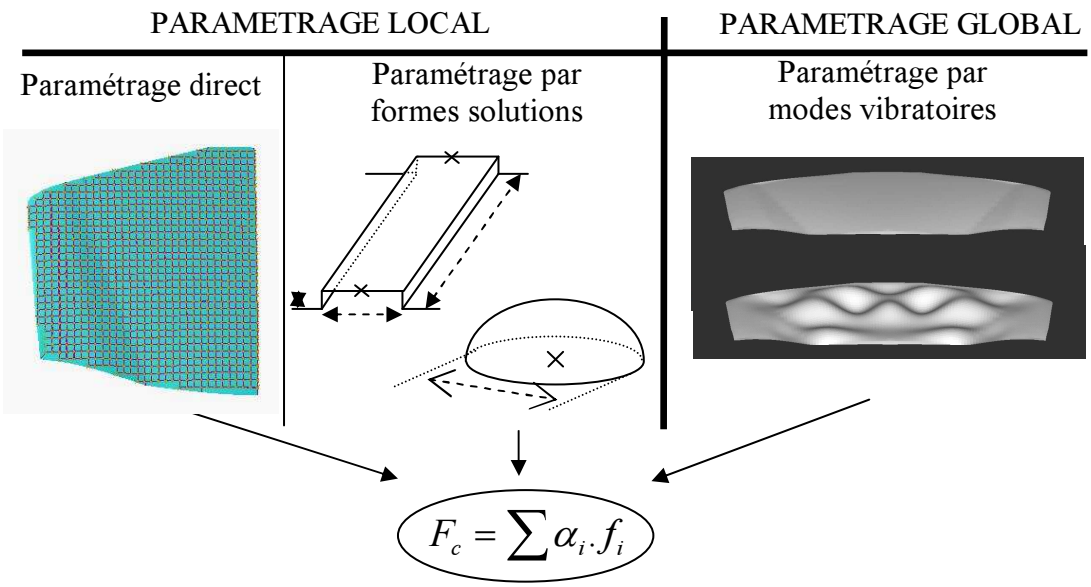


Figure 4.11 : Schéma de principe du mélange de paramétrages

Dans ce contexte, il est peut être possible de définir une hiérarchie des paramétrages et de les utiliser les uns après les autres en superposant leurs effets. En effet, comme chaque paramétrage donne une déviation des IP par rapport à leur position initiale, on peut envisager de travailler d'abord avec l'un, puis quand il ne génère plus d'amélioration, on garde sa solution qui rentre dans la combinaison linéaire des paramétrages (éventuellement avec un poids variable), mais dont les paramètres sont figés (voir figure 4.11). Lorsque ce dernier n'améliore plus la solution, on garde également sa solution qui rentre dans la combinaison linéaire de formes (avec un poids éventuellement variable), et c'est le troisième qui prend le relais, jusqu'à ce qu'il soit inefficace. On reprend alors celui qui a le plus fait évoluer, et ainsi de suite.
Malheureusement, ce type de paramétrage n'a pas pu être testé par manque de temps. L'efficacité de ce type d'approche reste à tester.

En conclusion, on voit que le paramétrage d'un problème d'optimisation de forme est une problématique complexe. Pourtant, il influence directement la rapidité de résolution, et la

qualité des solutions obtenues. L'exploration des modes de combinaison de paramétrages reste un problème absent de la littérature et qui mériterait de plus amples travaux.
Pour notre étude, nous utiliserons un paramétrage par formes solutions qui nous semble le plus apte à fournir des formes adaptées pour la doublure de capot piéton. De plus ce paramétrage facilite l'intervention de l'utilisateur car il est facilement compréhensible. Ce dernier peut ainsi soumettre à l'application d'optimisation des points qui lui semblent intéressants.

- *Paramétrage évolutif*

Quel que soit le paramétrage choisi pour la doublure de capot, on obtient une liste de paramètres 'réels' sur lesquels on a le droit d'agir pour trouver une solution. Mais cette liste est souvent trop grande pour que l'on puisse explorer correctement l'espace de conception. Pour réduire la dimension de l'espace de recherche, nous pouvons :

- figer des paramètres : c'est de la sélection de variables.
- créer des liens temporaires entre paramètres : on les force à varier simultanément (via une fonction mathématique et une variable pilote). On réduit ainsi la taille du problème d'optimisation, même si on crée temporairement des alias (paramètres qui varient simultanément et dont on n'arrive pas à distinguer les effets). La variable pilote est appelée **paramètre fictif**.

L'avantage de ces paramètres fictifs est de ne négliger aucune variable, contrairement à la sélection de variables. On se prive de l'exploration d'une partie de l'espace de conception, mais on réduit la taille du problème d'optimisation de façon significative. Cette démarche vise à identifier les zones de l'espace intéressantes à moindre frais, et à ne pas gaspiller d'essais dans les zones moins prometteuses. On devrait ainsi accélérer grandement la recherche de solutions.

Par exemple, on n'utilise qu'un seul paramètre de hauteur pour toutes les formes solutions. Comme on essaie d'apporter de la raideur à la doublure de capot, plus la profondeur d'emboutissage sera grande, plus la doublure de capot sera résistante. En fin

d'optimisation, pour régler les problèmes locaux, on peut jouer indépendamment sur la hauteur de chaque forme.

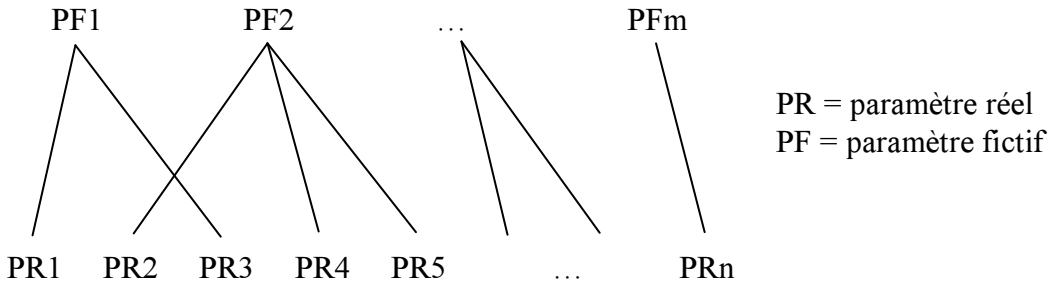


Figure 4.12 : Illustration du principe de paramètre fictif

La figure 4.12 représente des paramètres réels que l'on réunit dans des variables fictives, qui varient dans [-1,1]. Certaines variables (comme PRn) peuvent rester seules. On peut même imaginer plusieurs niveaux de paramètres fictifs, si la réduction du nombre de paramètres n'est pas suffisante après une première passe. Les relations mathématiques liant les variations des paramètres fictifs et de leurs paramètres subordonnés seront linéaires a priori, mais n'importe quelle fonction bijective fait l'affaire.

Les paramètres fictifs seront progressivement détruits au cours de l'optimisation de façon à conserver tous les degrés de liberté de notre paramétrage en fin d'optimisation, dans les zones prometteuses.
Il est important qu'à tout moment de l'optimisation, l'utilisateur puisse créer ou détruire des liens entre les paramètres car on considère qu'il est impossible de formaliser l'intégralité de ses connaissances. Dans l'objectif d'une application entièrement automatisée, on peut également définir des critères de création, de gestion et de destruction des paramètres fictifs pour éviter l'intervention du concepteur. Par exemple, on détruit des paramètres fictifs lorsque l'optimisation converge.

Nous utiliserons également des paramètres fictifs pour réduire l'espace de conception en début d'étude.

3. Validation progressive des géométries

Le CDC du capot piéton définit des valeurs cibles de HIC et d'enfoncement pour chaque point de la surface du capot. Pour des raisons évidentes ces critères ont été discrétisés spatialement. Une étude précédente a montré que 38 tirs répartis sur la moitié du capot (les solutions sont symétriques) était suffisante. Les impacts sont alors distants d'un demi rayon de tête environ (voir figure 4.13).

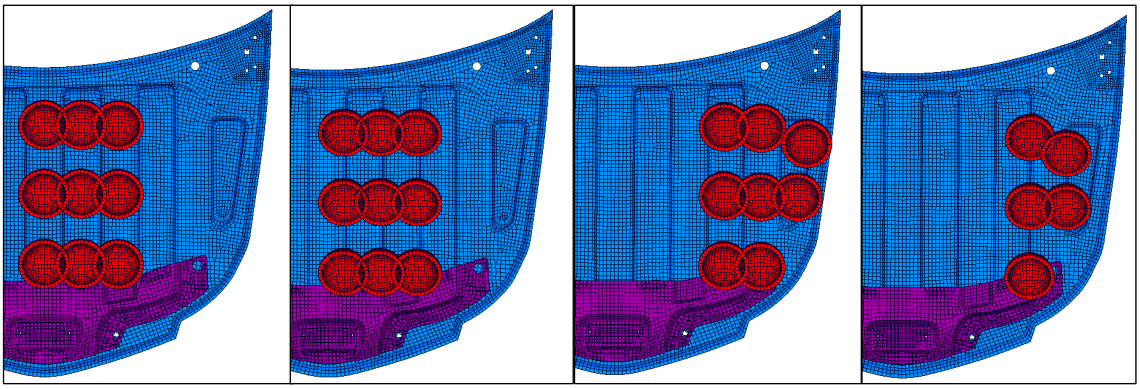


Figure 4.13 : Répartition des positions d'impact sur le capot

L'application proposée vise à fournir à la DICAP un outil capable de suivre le cycle de conception des projets, et qui ne surcharge pas le serveur de calcul. Dans un soucis de diminution des calculs réalisés, nous avons été poussés par les temps de calcul à mettre au point une stratégie pour réduire le nombre de simulations.

- *Notion de répétabilité*

Partant de l'observation qu'un seul tir très défavorable suffit à exclure une géométrie du domaine des solutions, nous décidons de valider progressivement les géométries au cours de l'optimisation. Pour cela, chaque nouvelle géométrie est testée par 3 impacts jugés difficiles à atteindre. Si l'objectif et le HIC sont satisfaisants sur ces derniers, on rajoute alors progressivement des tirs sur la géométrie prometteuse au cours de l'optimisation jusqu'à validation complète.

En fait, nous considèrerons que la performance d'une géométrie est donnée par la moyenne des HIC et la moyenne des enfoncements sur tous les tirs. Rajouter de plus en plus de tirs permet d'estimer de mieux en mieux les objectifs. Les différents tirs sont alors des sortes de répétitions permettant d'améliorer l'estimation de ces objectifs. En ce sens, nous parlerons **d'améliorer la répétabilité** lorsque nous rajouterons des tirs sur une géométrie.

- *Positionnement de la tête*

Une géométrie de doublure doit être testée sur l'intégralité de sa surface. Les critères de HIC et d'enfoncement sont loin d'être constants sur tout le capot. Dans ce paragraphe, on présente la technique utilisée pour déplacer l'impacteur (la tête du piéton) au dessus du capot et la placer au point d'impact souhaité. Une heuristique, non décrite dans ce document, permet de choisir ce point.

Pour déplacer la tête de piéton, on utilise une fonctionnalité de PAMcrash nommée MOVE. Elle permet de translater un modèle contenu dans un fichier 'include' du fichier de calcul. Le modèle de tête est donc placé dans un fichier à part du reste du modèle de calcul. On connaît la position initiale de la tête, on sait où on veut la mettre. On calcule la translation nécessaire que l'on précise à la fonction MOVE. Lorsque la tête est chargée dans le modèle, elle subit la translation et se retrouve à la position souhaitée.

Ainsi, pour chaque géométrie, on est capable de programmer plusieurs tirs en modifiant les attributs de la fonction MOVE.

4. Description de la boucle d'optimisation

Dans ce paragraphe, nous mettons en œuvre les nouveaux outils de conception dont nous parlons en s'appuyant sur l'exemple du capot piéton.

La boucle de conception organique utilisée lors de l'étude décrite dans le paragraphe II-C est décrite sur la figure 4.14. Elle se composait de propositions émanant des concepteurs, qui étaient traduites en modèles de simulation. Les résultats obtenus étaient pris en compte par les experts pour proposer de nouvelles améliorations. Cette boucle de

conception fonctionne comme une optimisation experte dans laquelle l'optimiseur est remplacé par le concepteur.

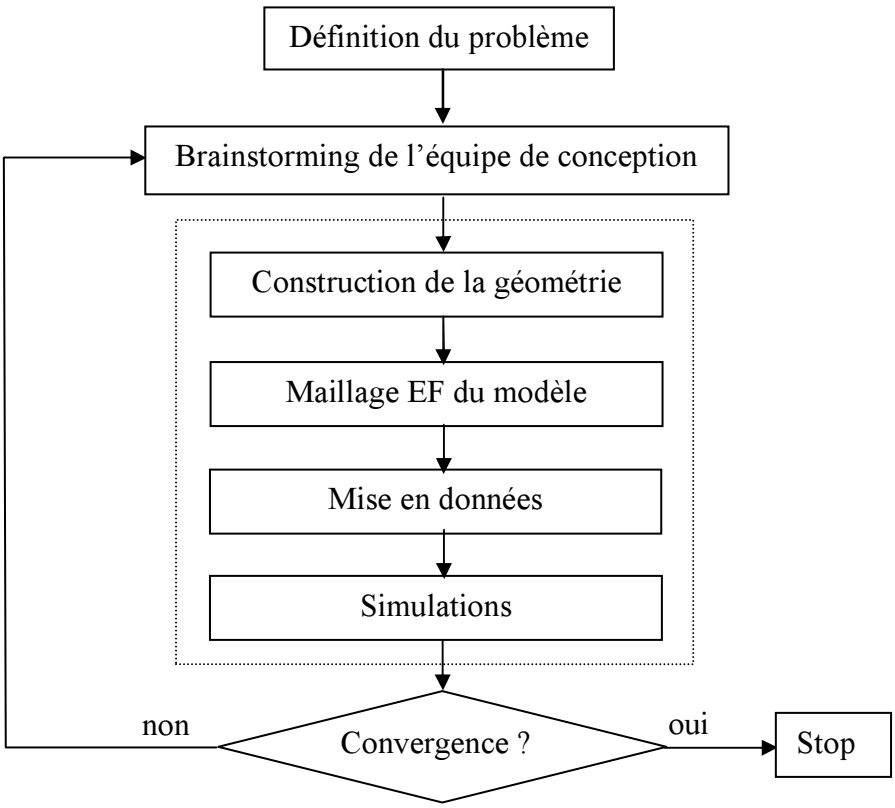


Figure 4.14 : Boucle de génération de modèles de simulation

Nous utilisons la même boucle pour notre optimisation de forme, mais les outils modernes nous permettent de réduire le temps de préparation des modèles. Le délai traditionnel de **3 semaines** (construction de la géométrie, maillage, déplacement de la tête, mise en données), est réduit à **3 minutes** par géométries sur une station SGI R14000. L'utilisateur n'a qu'à renseigner les paramètres de forme et la position de la tête.

Ces économies nous permettent d'itérer beaucoup plus rapidement et d'implémenter la boucle d'optimisation décrite ci-dessous.

➢ *Présentation de la boucle d'optimisation*

La boucle générale d'optimisation est présentée sur la figure 4.15. Dans notre optimisation, nous utiliserons évidemment des modèles statistiques car les calculs crash sont trop chers pour être chaînés directement avec l'optimiseur.

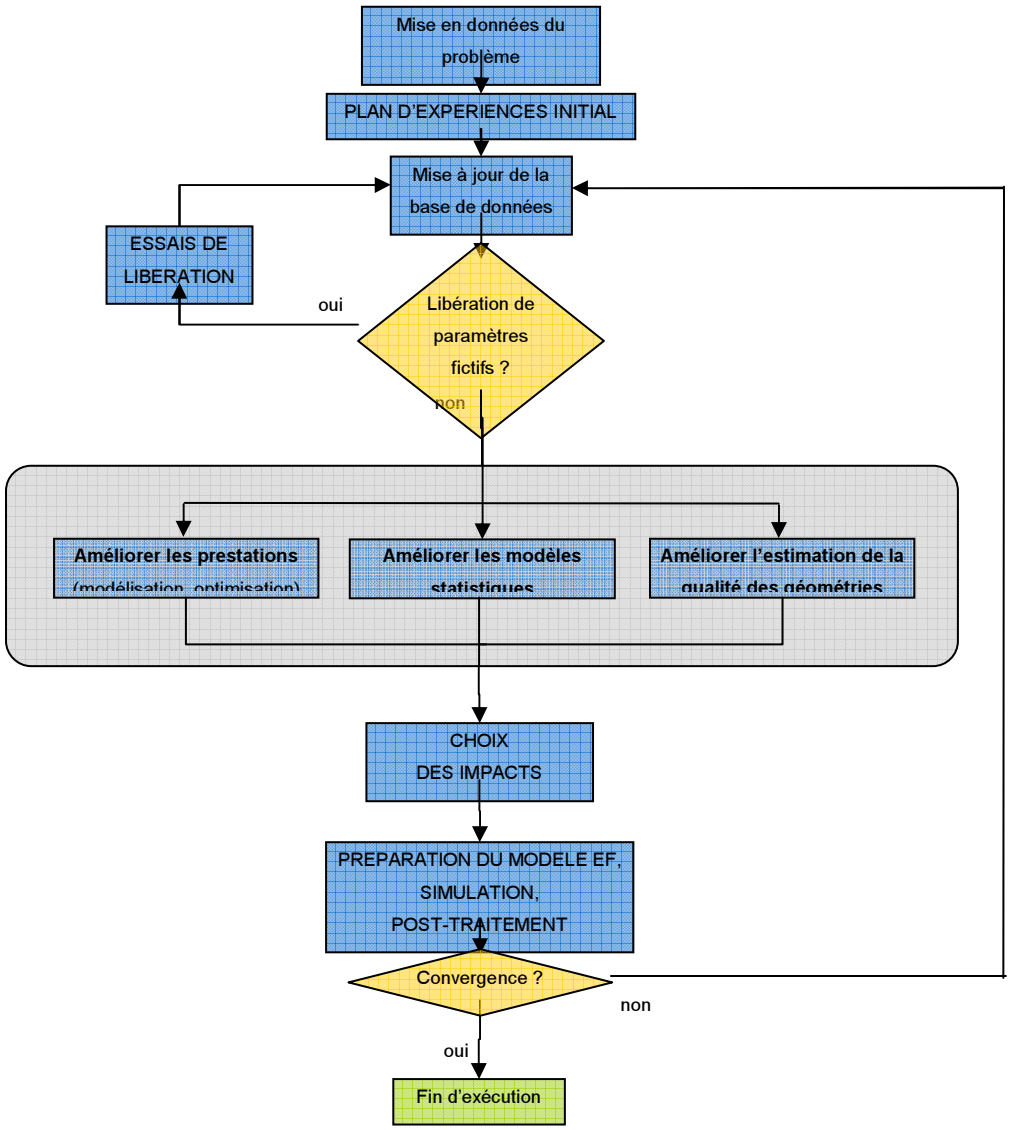


Figure 4.15 : Boucle d'optimisation pour l'optimisation de forme du capot piéton

L'originalité de cette boucle repose d'une part sur l'utilisation des paramètres fictifs, et d'autre part sur les critères de choix des nouveaux essais. Ce choix est réalisé par 3

modules indépendants qui disposent chacun d'un budget séparé d'essais. A chaque itération, des points seront programmés par l'application pour :

- améliorer les prestations de la solution courante (optimisation sur surface de réponses),
- améliorer la modélisation statistique pour que les modèles statistiques permettent de trouver des points intéressants de l'espace,
- améliorer l'estimation de critères de qualité des géométries testées en rajoutant des tirs. Nous appelons cela 'améliorer la répétabilité'.

A chaque fois qu'une boucle se termine, on vérifie si elle a permis d'améliorer les performances. Lorsque ce n'est plus le cas, on détruit progressivement des paramètres fictifs. La destruction des paramètres fictifs est réalisée par l'utilisateur dans cette première implémentation de l'application.

Dans les paragraphes suivants, nous détaillons les variables de l'étude, les objectifs utilisés, ainsi que les stratégies de choix des nouveaux impacts à simuler.

- *Variables de conception*

Dans cet exemple d'application, nous ne ferons pas varier l'épaisseur de la doublure de capot qui est pourtant très influente sur sa rigidité. Une solution a déjà été trouvée pour ce problème (voir II-C-2), en autorisant 10mm de déplacement supplémentaires à la nappe piéton. Nous voulons voir si notre boucle d'optimisation permet de trouver une solution équivalente à celle du projet X91, en masse et en performance.

Pour traiter le problème d'optimisation de forme, nous avons choisi d'utiliser :

- 3 forme Oméga
- 3 formes Boudin
- 2 formes Demi-Sphère

Les variables de conception sont donc les variables descriptives de toutes ces formes :

- hauteur, largeur, positions (X,Y) des 2 extrémités et angle d'emboutissage pour chaque Oméga,
- hauteur, largeur et position des extrémités pour chaque Boudin

- hauteur, rayon et position (X,Y) du centre pour les Demi Sphères.

Nous obtenons au total, 3x7 + 3x6 + 2x4 = 47 facteurs de conception.

De plus, nous initialiserons le problème en utilisant 5 paramètres fictifs :

- le paramètre *HauteurToutеForme* qui applique la même hauteur à toutes les formes solutions,
- Le paramètre *LargeurOmCyl* qui lie les variations des largeurs des omégas et des boudins,
- Le paramètre *XaOmCyl* qui fixe la position en X d'une extrémité des omégas et des cylindres,
- Le paramètre *XbOmCyl* qui fixe la position X de l'autre extrémité des omégas et des cylindres,
- Le paramètre *AngleEmboutOmega* qui lie tous les angles d'emboutissage.

Les paramètres de position servent dans un premier temps à imposer aux omégas et aux cylindres de traverser la doublure de capot dans sa longueur en figeant leurs valeurs. D'après l'expérience des concepteurs, c'est la meilleure façon d'améliorer la rigidité de la doublure de capot.

On obtient ainsi un problème d'optimisation à 26 variables indépendantes.

- *Objectifs normalisés*

Pour juger de la performance d'une géométrie, nous avons décidons d'utiliser seulement 2 objectifs. Mais la qualité d'une géométrie s'évalue à partir de 38 tirs répartis sur le capot. Comme nous avons choisi de ne pas effectuer tous les tirs d'un seul coup, nous aurons à comparer des géométries comportant des nombres de tirs différents. Il nous faut donc des critères de HIC et d'enfoncement indépendants du nombre de tirs effectués. Nous utiliserons la moyenne des HIC et la moyenne des enfoncements.

De plus, les objectifs de HIC et d'enfoncement sont différents en chaque point du capot. Pour que cette moyenne soit représentative du respect ou non du cahier des charges, les performances seront d'abord normalisées par rapport à leur objectif.

Par exemple pour le HIC, on utilisera la formule suivante :

$$HIC_{normalise} = \frac{HIC_{mesure} - HIC_{cible}}{HIC_{cible}}$$

Ce critère normalisé est négatif lorsqu'on respecte le cahier des charges et positif dans le cas contraire. On essaiera donc de minimiser les moyennes des critères $HIC_{normalise}$ et $Enfoncement_{normalise}$.

- *Amélioration des prestations*

La recherche de solutions est réalisée par optimisation sur surfaces de réponses. Elle suit les étapes suivantes :

- Agrégation de la base de données : on calcule les critères $HIC_{normalisé}$ et $Enfoncement_{normalisé}$ pour chaque géométrie de la base de données.
- Pour chaque critère, on construit des surfaces de réponses de différentes complexités (80 et 120 termes parmi les facteurs, les interactions d'ordre 1 et les carrés des facteurs). La construction des surfaces de réponses est initialisé avec un plan d'expériences.
- Pour chaque critère, on synthétise les prévisions de chaque modèle par un mélange d'expert (voir III-C-3). On obtient ainsi un modèle de $HIC_{normalisé}$ et un modèle d'$Enfoncement_{normalisé}$ qui sont utilisés pour l'optimisation.
- On réalise une optimisation multistart en cherchant à construire le front de Pareto dans l'espace l'$Enfoncement_{normalisé}$ / $HIC_{normalisé}$. Cette optimisation est réalisée en chaînant un algorithme global (le recuit simulé) et un algorithme local (SQP). On sélectionne ainsi 50 optimums (géométries prometteuses).
- On filtre ensuite les 50 géométries pour ne retenir que les plus différentes. Ce filtre est réalisé par une fonction Maximin qui sélectionne les 10 points les plus distants dans l'espace des facteurs.

Ce sont ces 10 points qui seront simulés pour les 3 impacts qui sont assignés à toute nouvelle géométrie pour obtenir une première estimations de leur performance.

- *Amélioration des modèles statistiques*

Comme les modèles statistiques utilisés peuvent être de nature très différente, il n'existe pas de planification d'expériences adaptée à tous les modèles en même temps. On décide donc de rechercher les points ou les modèles qui sont les plus en désaccord. Cette recherche s'effectue en 3 étapes :

- génération d'un grand nombre de points répartis dans l'espace de conception,
- évaluation des critères en chacun de ces points par les surfaces de réponse,
- classement des points selon les différences d'estimation, sélection des 5 points dont les estimations sont en désaccord.

➢ *Amélioration de la répétabilité*

Comme pour l'amélioration des prestations, on commence par condenser la base de données en calculant les critères normalisés de chaque géométrie. On procède ensuite au classement de celle-ci suivant l'algorithme décrit dans la figure 4.16.

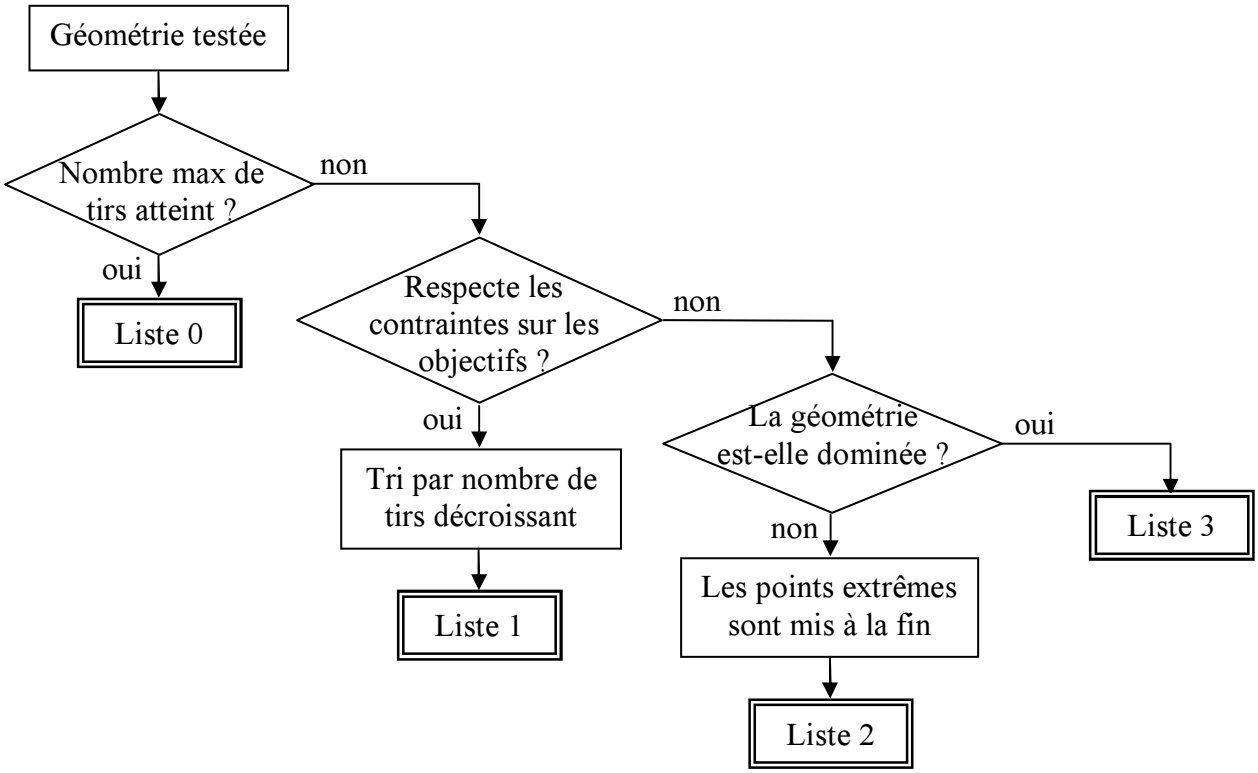


Figure 4.16 : Algorithme de tri de l'amélioration de la répétabilité

Une fois ce tri réalisé, il faut répartir les essais aux géométries les plus prometteuses. On suit les règles d'attribution suivantes :

- on regarde dans la liste 1 : si elle n'est pas vide, on attribue 10 tirs à la première géométrie. Si elle est vide on passe à la liste 2,

- si la liste 2 n'est pas vide, on attribue un tir aux 10 premières géométries non dominées. Si elle est vide, on regarde dans la liste 3,
- si on arrive à cette liste, elle est forcément non vide (la base de données est initialisée par un plan d'expériences). On attribue alors 1 tirs aux 10 premières géométries.

Les nombres de géométries sélectionnées par les trois procédures décrites ci-dessus sont les valeurs que nous avons utilisé pour initialiser notre optimisation. Ces valeurs sont des paramètres de l'algorithme et sont vouées à évoluer en cours d'optimisation.

Dans ce paragraphe, nous venons de décrire tous les artifices utilisés pour réduire les temps de conception de la doublure de capot :

- l'utilisation des nouveaux logiciels de pré et post traitements nous a permis de générer des géométries en 3 minutes,
- l'utilisation d'un paramétrage concis nous a permis de passer de 1000 paramètres de forme à 47, puis 25 en utilisant les paramètres fictifs. Ce paramétrage n'est pas aussi général que le paramétrage topographique, mais il est facilement interprétable par l'utilisateur qui peut soumettre à l'application des géométries qu'il juge intéressantes.
- La validation progressive des géométries nous permet d'économiser un grand nombre de simulations. Au lieu des 38 simulations affectées à toute nouvelle géométrie, ces géométries sont d'abord jugées avec 3 tirs. Seules les géométries prometteuses en recevront d'autres.

Dans le paragraphe suivant nous présentons les résultats obtenus grâce à tous ces stratégies.

C. Résultats

On peut voir sur la figure 4.17 que les prestations des géométries progressent au cours de l'optimisation. Ces graphiques sont construits à partir de la base de données courante de l'optimisation. Elles comprend 1325 essais répartis sur 310 géométries.

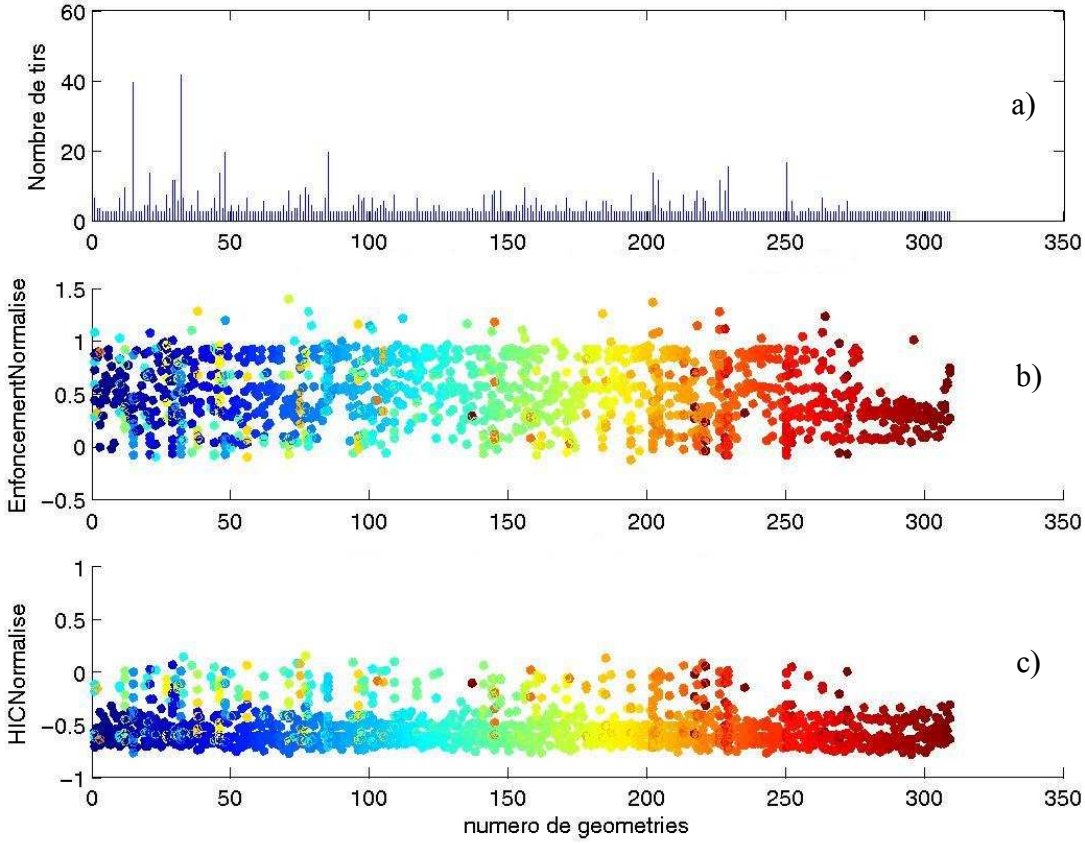


Fig 4.17 : Représentation des performances des 310 géométries : a) nombre de tirs effectués, b) Enfoncement normalisé, c) HIC normalisé.

Sur le graphique a), on peut voir le nombre de tirs effectués sur chaque géométrie. Deux d'entre elles ont même été complètement validées. Sur les graphiques b) et c), on peut voir les performances (enfoncement normalisé et HIC normalisé respectivement) de tous les tirs effectués sur chaque géométrie. Chaque tir est représenté par un point dont la couleur traduit l'ancienneté (1=bleu foncé, 1325=rouge foncé). On peut voir que certains

tirs sont rajoutés après coup sur les géométries, conformément à notre stratégie d'amélioration progressive de la répétabilité.

L'objectif étant d'atteindre le cahier des charges c'est-à-dire la valeur 0 des critères normalisés, on peut remarquer 2 choses :

- les contraintes de HIC sont quasiment tout le temps respectées
- les contraintes d'enfoncement ne le sont quasiment jamais.

On voit donc que le cahier des charges déployé par la DPC est bien plus difficile à respecter que le cahier des charges initial : les objectifs de HIC sont largement respectés (valeurs négatives), alors que les enfoncements sont rarement au niveau requis par le cahier des charges. Mais cela permet de paralléliser la conception de la caisse et des moteurs.

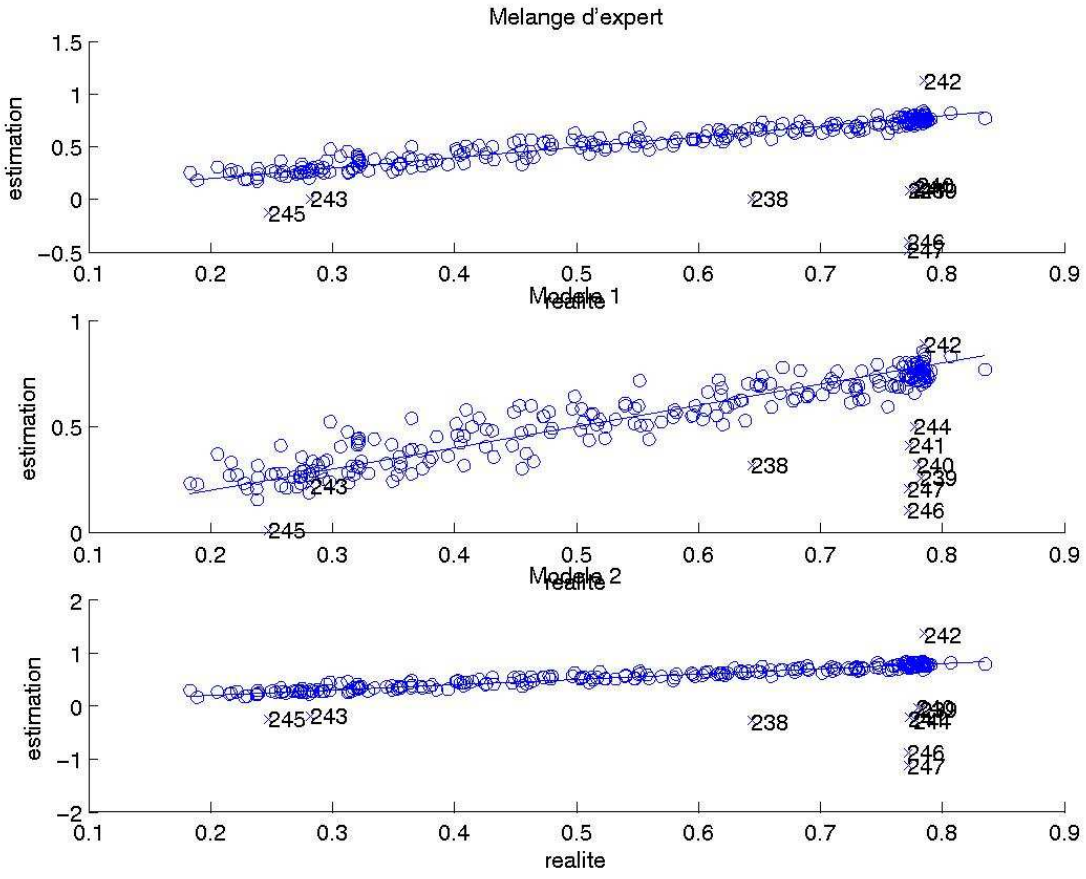


Fig 4.18 : Qualité des modèles statistiques d'enfoncement : configuration initiale

Vues les maigres améliorations obtenues jusqu'à la 275ième géométrie, nous avons apporté 2 évolutions majeures à notre stratégie : modification de l'objectif et amélioration des surfaces de réponse.

La première évolution est qu'en début d'optimisation, nous avons cherché à construire le front de Pareto HIC/enfoncement. Les points générés par l'optimisation étaient répartis sur ce front, c'est-à-dire que certains d'entre eux privilégiaient le HIC et d'autres l'enfoncement. Cette stratégie permet de documenter les compromis de conception, mais elle n'était pas adaptée au problème car le HIC est toujours bon. Le privilégier ne fait que gaspiller des essais. Nous avons donc modifié le problème : on optimise l'enfoncement sous contrainte de respecter le HIC.

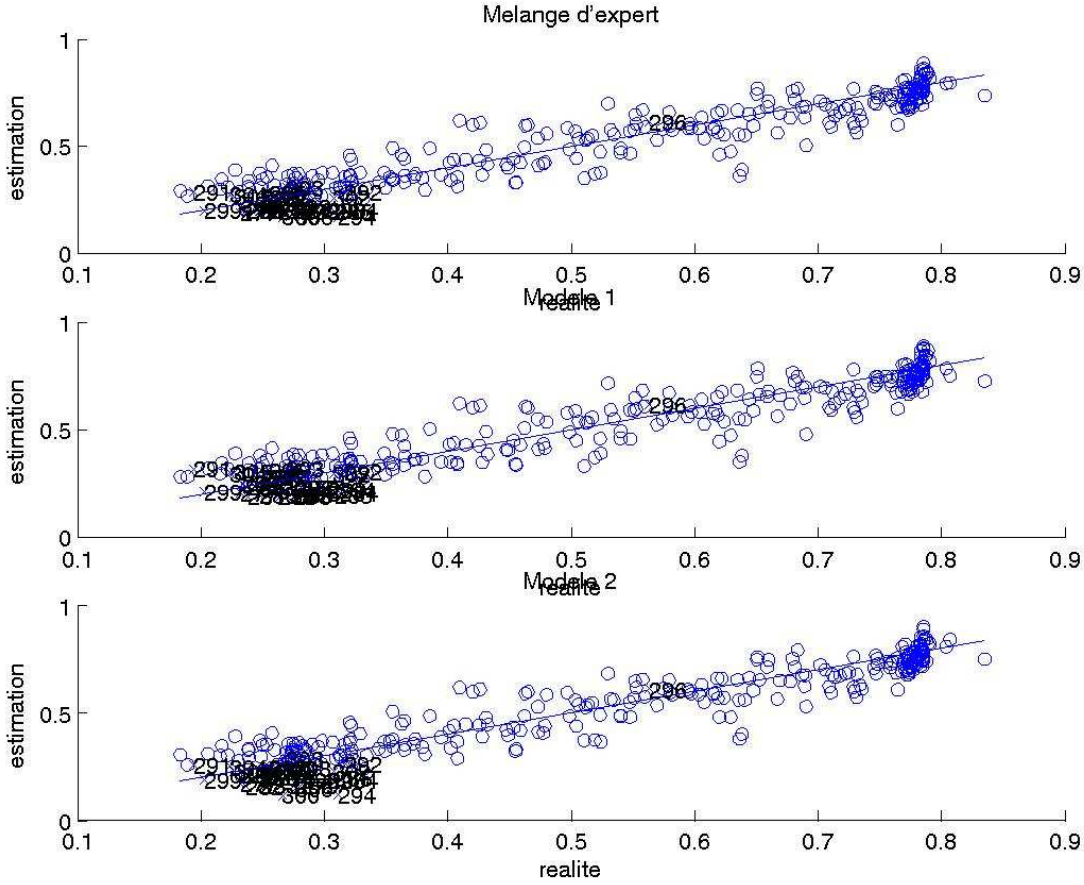


Fig 4.19 : Qualité des modèles statistiques d'enfoncement : configuration rectifiée

La deuxième évolution a été d'améliorer les modèles statistiques. Les modèles statistiques d'enfoncement utilisés n'étaient pas adaptés à la complexité du problème

comme le montre la figure 4.18. Sur cette figure, on représente les essais dans le plan critère prédit par les modèles statistiques / critère évalué par simulation EF. On représente en bas le premier modèle statistique (120 termes), au milieu le 2ème modèle (80 termes) et en haut le modèle issu du mélange d'experts. Les essais d'apprentissage sont représentés par des ronds, et les essais de validation par des croix avec le numéro d'essai à côté. On voit clairement que les modèles sur apprennent les données et fournissent des estimations de mauvaise qualité. Après correction de ces modèles (20 et 30 termes), on obtient la figure 4.19 qui traduit une bien meilleure qualité d'estimation.

L'optimisation n'a pas fourni pour l'instant de solution respectant le cahier des charges, mais elle n'est pas terminée et beaucoup de simulations ont été gaspillées à cause des 2 problèmes évoqués précédemment. On peut cependant noter 2 points très positifs : le **raccourcissement du délai de conception** et **l'efficacité du paramétrage**.

Le temps de conception écoulé entre le début de l'optimisation et le stade actuel n'est pas très important. On peut l'évaluer au nombre de simulations effectuées. On a réalisé pour l'instant 1325 essais dont la durée unitaire est de 30 minutes tout compris (mise en forme du modèle, simulation d'impact et post traitement). Cela représente à peine 27 jours de conception auxquels il faut rajouter 5 jours de préparation de l'étude. On a donc passé environ 1 mois à concevoir ce capot, contre les 6 mois qui ont été nécessaires pour trouver une solution par une équipe de 5 personnes. Nous espérons que la suite de l'optimisation convergera facilement avec les améliorations fournies.

De plus, les stratégies d'économie de simulations mises en place portent déjà leurs fruits. D'une part, on peut voir que certaines géométries sont dores et déjà prometteuses avec seulement 3 tirs de validation. Sans cette stratégie, nous aurions déjà dépensé 310 géométries multiplié par 38 tirs soit 11780 simulations (à comparer aux 1325 réalisées). D'autre part, notre paramétrage de forme associé aux paramètres fictifs permet de réduire le nombre de variables de l'étude d'optimisation de forme, tout en améliorant les prestations du capot. La modélisation statistique s'en trouve grandement facilitée. Avec les 1325 essais réalisés, nous aurions juste assez d'essais pour construite un modèle purement linéaire si nous avions choisi le paramétrage topographique.

Conclusion

La 1ère partie de ce chapitre est consacrée à la conception fonctionnelle du capot et à la définition d'un cahier des charges pour la conception organique. La DPC est chargée de répartir l'effort de conception entre les différentes équipes de concepteurs. Elle utilise pour cela des modèles de déploiement. La qualité de ces modèles est très importante pour fournir des objectifs de conception atteignables. Dans le cas du capot, les objectifs d'enfoncement déployés par la DPC ne sont pas atteignables avec un poids acceptable de capot car le modèle de pré dimensionnement utilisé ne permet pas d'estimer la masse. Ces objectifs sont ainsi voués à être remis en cause. Le problème est que les résultats permettant de remettre en cause le CDC sont obtenus lorsque le délai de conception est écoulé. Cette remarque rend nécessaire le développement d'outils de conception permettant d'accélérer la recherche de solutions organiques, et la construction de fronts de Pareto permettant d'estimer le coût des contraintes de conception. Les négociations pour trouver les meilleurs compromis de conception seront ainsi facilitées en cas de mauvaise répartition des tâches.

Nous avons ensuite présenté un outil d'optimisation générique et industrialisé qui permet d'accélérer la recherche de solutions organique. Celui-ci intégre les outils d'optimisation dans le cycle de conception d'un véhicule. Cet outil permet notamment aux concepteurs d'interagir avec l'optimiseur. On tire ainsi profit de l'efficacité des outils d'optimisation et de l'expérience des concepteurs.
Cet outil a été appliqué avec succès à l'optimisation de forme d'un capot en crash. Le contexte de simulations coûteuses nous a obligé à développer des stratégies d'économie des simulations. Ces stratégies consistent d'une part à valider progressivement les nouvelles géométries, et d'autre part à utiliser un paramétrage synthétique qui permet de réduire le coût de l'optimisation. Le paramétrage de forme utilisé est tiré de l'expérience des concepteurs et permet facilement de capitaliser les solutions d'un projet véhicule pour les suivants. Il intègre également une généralisation du concept d'alias en construisant des paramètres fictifs qui commandent les variations de plusieurs paramètres à la fois.

Bien que l'optimisation n'ait pas encore convergé, les résultats obtenus pour l'instant sont très encourageants. Les stratégies mises en place ont permis de fortes économies de simulations tout en améliorant les performances du capot. De plus, le temps de conception écoulé est encore largement inférieur au délai de conception du capot X91. On peut cependant noter que la boucle d'optimisation n'est pas complètement autonome. L'intervention d'un utilisateur connaissant la modélisation statistique a été nécessaire pour améliorer les modèles statistiques. Ce problème peut être résolu en multipliant le nombre de modèles utilisés dans le mélange d'expert, ou en validant la qualité des modèles sur un échantillon de validation.

Il serait intéressant de poursuivre cette étude et de travailler la capitalisation. Au fur et à mesure des études, l'expérience des concepteurs s'enrichit et leur permet de résoudre des problèmes semblables avec des coûts moins importants. L'application développée n'intègre pas encore cette fonctionnalité pourtant très intéressante.

V ETAT DE L'ART EN ROBUSTESSE

Dans les chapitres I et II, nous avons mis en évidence la nécessité de prendre en compte la robustesse des solutions pour améliorer la qualité de la conception, réduire les coûts de fabrication et faciliter un processus de conception multi niveaux.

Dans ce chapitre, nous proposons une rapide revue des différents outils existants pour évaluer et optimiser la robustesse. Dans une optimisation classique, les objectifs et contraintes sont des valeurs déterministes, on cherche à minimiser les objectifs en vérifiant que les fonctions contraintes restent en dessous d'une valeur déterminée. En optimisation robuste, les valeurs des objectifs et contraintes deviennent des variables aléatoires qui se caractérisent par une loi de distribution. Le problème d'optimisation doit être reformulé pour tenir compte de leur dispersion. Avant de chercher à optimiser une dispersion, il faut savoir l'évaluer. Nous commençons donc par présenter les méthodes d'évaluation de la robustesse puis nous enchaînons sur les méthodes de conception robuste, appelées Robust Based Design Optimization (RBDO), qui consistent à améliorer à la fois optimalité et robustesse d'une solution.

Lorsqu'on s'intéresse à la dispersion des objectifs, on parle de **robustesse**. Se pose alors la question du compromis entre optimalité et robustesse. Le concepteur préfère-t-il une solution peu robuste et très performante, ou une solution moins performantes mais plus robuste ? La réponse dépend du cas traité, mais en tout cas, il nous faudra estimer cette dispersion des objectifs. L'idéal est de disposer de la fonction de distribution, mais elle est en général inconnue. On utilise habituellement la méthode de Monte Carlo pour l'estimer, mais cette méthode est bien trop coûteuse pour beaucoup d'applications. Différentes méthodes d'estimation plus ou moins fiables et plus ou moins coûteuses ont été mises au point.
Nous considérons ensuite les contraintes. On parle alors de **fiabilité** et on cherche à estimer la probabilité de respect de cette contrainte dans la population produite.

L'estimation de cette probabilité peut également être faite par la technique de Monte Carlo, encore une fois trop chère pour de nombreuses applications. Des méthodes de résolution approchée sont également présentées.

Le principe de base de l'optimisation robuste est de remplacer chaque simulation déterministe d'une optimisation classique par un ensemble de simulations permettant d'estimer performance et robustesse de la conception courante. Ici encore le coût en nombre de simulations est prohibitif. On présente différentes stratégies qui ont vu le jour pour réduire ces coûts, notamment pour les applications industrielles complexes (aérospatiale et automobile).

A. De la conception déterministe à la conception robuste

Soit un système S (voir figure 5.1) qui possède des variables de conception X et des paramètres P. Pour simplifier les notations, les variables de conception et les paramètres de S seront regroupés dans le vecteur X dans la suite de l'exposé, et soit D le domaine de définition des variables et des paramètres. La performance de ce système est évaluée sur la base de sa fonction objectif $Y = f(X,P)$ et de ses contraintes $Z = g(X,P)$.

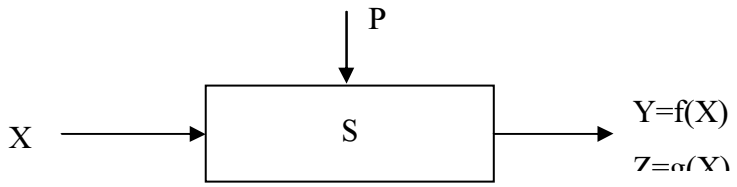


Fig 5.1 : Schéma de principe d'un système S.

Le problème de conception déterministe s'écrit alors :

$$\text{Trouver } X_0 \in D \text{, tel que } \begin{cases} f(X_0) = \min\limits_{X \in D} f(X) \\ g(X_0) \le 0 \end{cases}$$

Pourtant, dès que l'on parle de robustesse, les variables de conception ne sont plus des données déterministes, mais des variables aléatoires. L'analyse de robustesse de ce système revient à étudier l'effet des variations de X sur les objectifs Y et les contraintes de conception Z (voir figure 5.2).

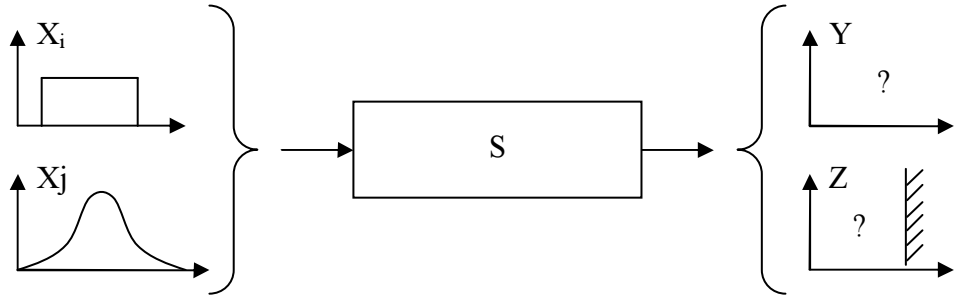


Fig 5.2 : Problématique de l'évaluation de la robustesse

Les principales étapes d'une étude de robustesse sont :

① Sélectionner les variables considérées comme aléatoires :

Comme dans une étude d'optimisation déterministe, l'objectif est de choisir les variables de conception de l'étude. Le processus d'évaluation de la robustesse est en général coûteux et ce coût est d'autant plus important que le nombre de variables de conception est grand. On est souvent forcé de sélectionner les variables influentes sur les objectifs et les contraintes pour réduire l'espace de conception. Les variables non retenues sont fixées à leur valeur nominale. Les variations des objectifs et des contraintes sont sous évaluées, mais l'écart peut être minime si la sélection est bien faite.

Les techniques de sélection de variables sont généralement basées sur l'analyse de la variance (ANOVA). On sélectionne les variables qui ont un effet sur la moyenne de la réponse (fonction objectif ou contrainte). Pour les analyses de robustesse, il peut être important de considérer également l'effet de ces variables sur la variance de la réponse.

② Renseigner la façon dont varient les variables aléatoires :

Il convient de renseigner avec un grand soin :

- les distributions des variables d'entrée,
- les corrélations entre variables.

Les lois de probabilité utilisées pour décrire les variables d'entrée dépendent du problème à traiter. Les pratiques les plus courantes sont d'utiliser la loi normale (c'est la loi vers

laquelle converge une somme de variables aléatoires par la loi des grands nombres) ou la loi uniforme (elle est utilisée lorsqu'on n'a aucune information sur la distribution d'une variable et qu'on ne connaît que ses niveaux maximum et minimum). Le choix de ces distributions est important et doit être le plus fidèle à la réalité possible : il influence directement la probabilité de chaque combinaison des variables d'entrée.
Les corrélations entre variables d'entrée sont souvent inconnues et on les considère en général comme indépendantes. Pourtant, l'étude de robustesse risque là encore de fournir des résultats inadéquats. La prise en compte des corrélations modifie les probabilités d'occurrence de chaque point de l'espace de conception. Certaines défaillances du système auront l'air plus probable qu'elles ne le sont en réalité ou le contraire. Ces corrélations entre variables peuvent être liées au processus de fabrication. Par exemple, si deux pièces sont toujours embouties dans le même panneau de tôle, leurs épaisseurs moyennes seront fortement corrélées, alors que si elles sont embouties dans des panneaux différents, elles seront indépendantes l'une de l'autre.

③ Estimer la robustesse du système :

Les objectifs et contraintes du problème d'optimisation déterministe vont être reformulés dans les paragraphes V-B et V-C pour tenir compte de leur caractère aléatoire.
Lorsqu'on s'intéresse à la dispersion des objectifs, on parle de **robustesse**, alors que lorsqu'on s'intéresse à la dispersion des contraintes, on parle de **fiabilité**.

④ Améliorer la robustesse/fiabilité du système :

C'est en général l'étape ultime qui intéresse les concepteurs. Elle est souvent très coûteuse. Pour chaque nouveau point de l'optimisation, les informations sur la robustesse de ses objectifs et contraintes sont nécessaires. L'évaluation de la robustesse d'un système étant déjà un processus coûteux, son optimisation robuste peut se révéler infaisable car trop chère ou trop longue par rapport aux impératifs de temps. Des méthodes de réduction de ces coûts ont été développées et seront présentées dans le paragraphe V-D.

B. Robustesse des objectifs

Dans le processus de conception déterministe, on cherche X_0 qui minimise la fonction objectif *f*. Cet objectif est alors reformulé pour tenir compte de la dispersion des prestations lorsque les variables de conception et les paramètres du système sont dispersés. Plusieurs reformulations peuvent être utilisées. On les présente ci-dessous.

1. Espérance de l'objectif

L'espérance *E* de l'objectif *Y=f(X)* est donnée par la formule :

$$E(Y) = E[f(X)] = \int_{X \in D} f(x).\phi(x).dx ,$$

expression dans laquelle $\phi(X)$ est la fonction densité de probabilité du vecteur X.

On reformule l'objectif en conséquence :

$$\text{Trouver } X_0 \in D \text{ tel que } \quad E[f(X_0)] = \min_{X \in D} E[f(X)]$$

Ce nouveau problème est difficile à résoudre car l'espérance n'est en général pas accessible analytiquement. On fait appel à des méthodes d'évaluation approchées telles que la méthode de Monte Carlo.

On peut également travailler sur d'autres indicateurs de la dispersion comme les moments statistiques de la distribution.

2. Moyenne et dispersion :

Dans cette formulation, on minimise 2 objectifs distincts : la fonction l'objectif *Y=f(X)* et sa dispersion. Ces 2 grandeurs peuvent être représentées par sa valeur moyenne μ_Y et son écart type σ_Y. Le problème devient :

$$\text{Trouver } X_0 \in D \text{ tel que } \quad (\mu_{f(X_0)}, \sigma_{f(X_0)}) = \min_{X \in D} (\mu_{f(X)}, \sigma_{f(X)})$$

Cet optimum peut être recherché par l'utilisation d'un algorithme d'optimisation multi objectif (se référer au chapitre III). On recherche un bon compromis entre optimalité et robustesse de l'objectif (voir figure 5.3).

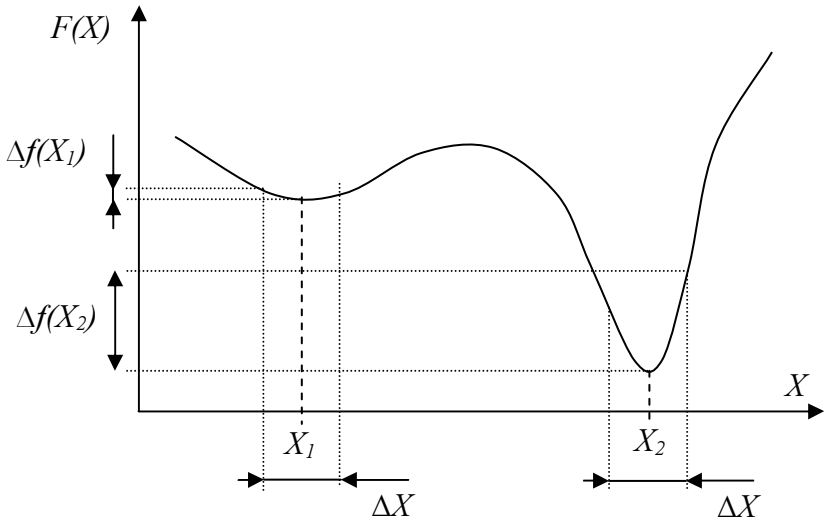


Fig 5.3 : Illustration du compromis optimalité/robustesse. La solution X_2 est plus optimale ($f(X_2)<f(X_1)$), mais moins robuste que la solution X_1 ($\Delta f(X_1)< \Delta f(X_2)$)

La difficulté de ce problème est l'estimation des moments statistiques de l'objectif $Y=f(X)$. Quelques méthodes sont présentées dans le paragraphe suivant.

3. Méthodes d'évaluation de la dispersion

Comme nous l'avons vu, l'optimisation robuste peut être menée en travaillant sur différents objectifs. La façon usuelle pour évaluer la fonction de répartition de l'objectif est de réaliser des simulations de Monte Carlo, alors que pour évaluer les moments statistiques, différentes méthodes sont disposnibles.

- *Méthode de Monte Carlo (MC) :*

La méthode MC permet de générer une population de produits qui respecte la distribution des variables de conception. Chaque individu de cette population est simulé, et on

observe la distribution associée des objectifs. La distribution de l'objectif de cet échantillon converge vers la véritable distribution lorsque le nombre d'individus de la population tend vers l'infini. Avec un échantillon suffisamment grand, on peut ainsi obtenir une approximation de la distribution des objectifs avec une très bonne précision. On peut aussi évaluer tous les indicateurs intéressants comme les moments statistiques. Cette méthode permet également l'étude des contraintes : on peut estimer une probabilité de respect d'une contrainte en comptant le nombre d'individus qui respectent la contrainte.

Le nombre de simulations nécessaires pour une bonne estimation de la fonction de répartition des objectifs étant élevé, des techniques d'accélération de la convergence des estimateurs existent lorsque la dimension du problème est petite :

Optimal Latin Hypercube Sampling [85]
Importance Sampling [99] [110] [113]
Conditional Expectation Monte Carlo [113]

Avantages de la méthode :

- permet d'estimer toute fonction de répartition, même très compliquée,
- Tient compte des corrélations entre variables,
- Permet le calcul d'une précision d'estimation,
- Permet d'obtenir des estimations très précises,

Inconvénients :

- requière un grand nombre de simulations.

- *Moment Matching Formulation (MMF) :*

Cette méthode repose sur une approximation de Taylor à l'ordre 1 [108] ou 2 [109] de la fonction *f*. Pour illustrer la méthode, nous présentons ici les résultats à l'ordre 1.
Soit X le vecteur des N variables de conception et paramètres du système à concevoir qui suit la loi de distribution $L_x(\mu_x,\sigma_x)$, de moyenne μ_x, d'écart type σ_x et de fonction densité de probabilité Φ_x.

Le développement de Taylor 1er ordre de la fonction dont on cherche les moments statistiques donne :

$$f(X) \approx f(\mu_X) + \sum_{i=1}^{N} (x_i - \mu_{xi}).\left.\frac{\partial f(x)}{\partial x_i}\right|_{x=\mu_x}$$

L'espérance de g(x) vaut donc :

$$\mu_{f(X)} = E[f(X)] = \int f(x).\Phi_X(x).dx$$
$$\approx \int \left(f(\mu_X) + \sum_{i=1}^{N} (x_i - \mu_{xi}).\left.\frac{\partial f(x)}{\partial x_i}\right|_{x=\mu_X} \right).\Phi_X(x).dx$$
$$\approx f(\mu_X)$$

et la variance :

$$\sigma^2{}_{f(X)} = E\left[\left(f(X) - \mu_{f(X)}\right)^2\right] = \int \left(f(x) - \mu_{f(x)}\right)^2.\Phi_X(x).dx$$
$$\approx \int \left(f(\mu_X) + \sum_{i=1}^{N} (x_i - \mu_{xi}).\left.\frac{\partial f(x)}{\partial x_i}\right|_{x=\mu_X} - \mu_{f(X)} \right)^2.\Phi_X(x).dx$$
$$\approx \begin{cases} \sum_{i=1}^{N}\sum_{k=1}^{N} \left(\left.\frac{\partial f(x)}{\partial x_i}\right|_{x=\mu_X} . \left.\frac{\partial f(x)}{\partial x_k}\right|_{x=\mu_X} . \mathrm{cov}(x_i, x_k) \right) \\ \sum_{i=1}^{N} \left(\left.\frac{\partial f(x)}{\partial x_i}\right|_{x=\mu_X} . \sigma_{x_i} \right)^2 \quad \text{si } \mathrm{cov}(x_i,x_k)=0 \end{cases}$$

Pour des variables non covariées, les sensibilités de l'écart type sont approchées par :

$$\frac{\partial \sigma_f}{\partial x_i} \approx \frac{\partial}{\partial x_i}\left(\sqrt{\sum_{k=1}^{N} \left(\sigma_{x_k} . \left.\frac{\partial f(x)}{\partial x_k}\right|_{x=\mu_X} \right)^2} \right) \approx \frac{\sum_{k=1}^{N} \sigma_{x_k}{}^2 . \left.\frac{\partial f(x)}{\partial x_k}\right|_{x=\mu_X} . \left.\frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_k \partial x_i}\right|_{x=\mu_X}}{\sigma_X}$$

Avantages de la méthode :

- simplicité
- fournit la sensibilité de l'écart type $\sigma_{f(X)}$ de la réponse Y=*f(X)*.

Inconvénients :

- les fonctions doivent être faiblement non linéaires,
- les résultats sont plus précis avec l'approximation de Taylor à l'ordre 2, mais les calculs nécessitent alors les dérivées première, deuxième et troisième de *f*.

➢ *Méthode d'estimation par points (PEM) :*

L'idée de cette technique est d'approcher la loi de distribution continue des X par une loi discrète [111]. Soient deux variables aléatoires scalaires indépendantes (x_1, x_2) de moyennes (μ_1, μ_2) et de variances (σ^2_1, σ^2_2) connues, dont les distributions sont symétriques par rapport à la moyenne. Alors, on peut évaluer la moyenne et la variance de l'objectif *Y=f(X)* à partir de la valeur de la fonction en quelques points :

$$\mu_Y = 0{,}5^2.f(x_{1+}, x_{2+}) + 0{,}5^2.f(x_{1+}, x_{2-}) + 0{,}5^2.f(x_{1-}, x_{2+}) + 0{,}5^2.f(x_{1-}, x_{2-})$$
$$\sigma_Y{}^2 = E[f^2] - E[f]^2$$

avec $\begin{cases} x_{i+} = \mu_{x_i} + \sigma_{x_i} \\ x_{i-} = \mu_{x_i} - \sigma_{x_i} \end{cases}$

Avantage :

- simplicité de la méthode,
- on peut calculer les dérivées de la moyenne et de la dispersion facilement.

Inconvénients :

- coût : pour N variables, il faudra 2N évaluations de la fonction contrainte.

➢ *Méthode d'égalité des moments (UT) :*

Cette méthode repose sur le même principe que la précédente mais les points d'estimation sont choisis de sorte que la moyenne et la variance soient exactement μ_Y et σ_Y [112].

Soit L le nombre d'observations.

- Choix des points d'évaluation : $\begin{cases} \chi_0 = \mu_y \\ \chi_i = \mu_y + \left(\sqrt{(L+k).\sigma_y}\right)_i, i = 1..L \\ \chi_i = \mu_y - \left(\sqrt{(L+k).\sigma_y}\right)_i, i = L+1..2L \end{cases}$

avec $\left(\sqrt{(L+k).\sigma_y}\right)_i$ la i^{ème} ligne de la matrice carrée $\sqrt{(L+k).\sigma_y}$.

- Evaluation de la fonction : $\begin{cases} \gamma_i = f(\chi_i) \\ \mu_Y = \sum_{i=0}^{2L} W_i.\gamma_i = \overline{f} \\ \sigma_Y{}^2 = \sum_{i=0}^{2L} W_i.(\chi_i - \overline{f})^2 \end{cases}$

avec les pondérations $\begin{cases} W_0 = \dfrac{k}{(L+k)} \\ W_i = \dfrac{1}{2(L+k)}, i = 1..2L \end{cases}$. Pour des bruits gaussiens, il est usuel d'utiliser k=3-L.

Avantages de la méthode :

- Simplicité,
- On peut facilement calculer les dérivées des moments statistiques,
- La moyenne et la variance de Y sont évaluées avec une précision d'ordre 2 par rapport aux variables de conception.

Inconvénients :

- Ne tient pas compte des corrélations.

Comme nous venons de le voir, diverses méthodes de coût et de précision différentes ont été développées. On peut ainsi choisir la formulation la plus adaptée en fonction du budget de simulations autorisé, et des hypothèses sur la fonction objectif. Dans le paragraphe suivant, nous effectuons le même travail de reformulation pour les contraintes du problème de conception.

C. Fiabilité des contraintes

Dans ce paragraphe, on présente les différentes reformulations de la contrainte déterministe en contrainte stochastique.

Soit X le vecteur des variables de conception et des paramètres du système, et g une contrainte de conception. On cherche à garantir que la probabilité de défaillance de la contrainte g reste inférieure à un seuil α :

$$P[g(X) < 0] = \int_{g(X)\geq 0} \phi(x).dx \leq \alpha, \qquad j=1..n_c$$

Nous présentons dans cette partie les méthodes d'évaluation de la probabilité de défaillance d'une contrainte. Les contraintes étant rarement différentiables, pour atteindre cette probabilité, on devra utiliser des algorithmes d'optimisation ne supposant pas la fonction dérivable (non basés sur le gradient).

La fiabilité des contraintes peut évidemment être étudiée par la méthode de Monte Carlo, mais le coût de calcul devient vite prohibitif, surtout lorsqu'on veut estimer des probabilités de défaillance très faibles et que ces estimations sont inscrites dans une boucle d'optimisation. De nombreux travaux ont vu le jour pour atteindre les objectifs de fiabilité à moindre coût. On peut classer les techniques mises au point suivant que la contrainte de fiabilité concerne la population la plus probable de l'espace de conception ou l'ensemble de la population produite :

- formulation en contrainte max (voir figure 5.4) :

  Dans ce type de formulation, la contrainte de conception $g(X)<0$ doit être respectée à hauteur d'un pourcentage donnée de la population **la plus probable**. On repère donc le pourcentage voulu de la population dans l'espace de conception, et on vérifie qu'elle respecte la contrainte.

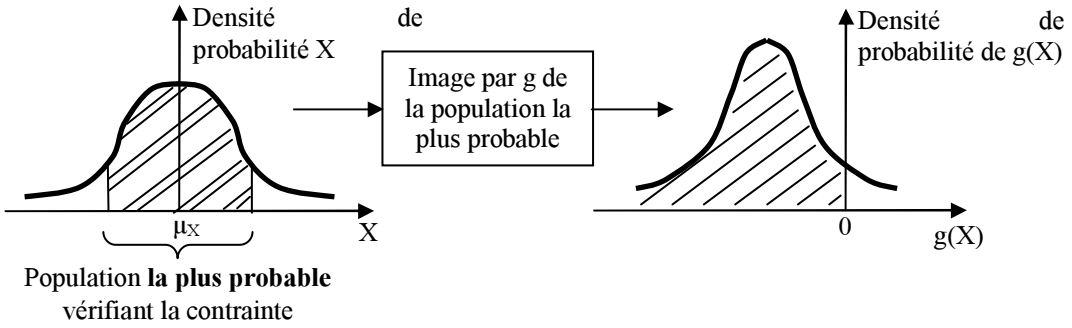


Fig 5.4 : Illustration de la formulation en contrainte max

- formulation de type fiabiliste (voir figure 5.5) :

  Dans cette formulation, on veut que la contrainte soit respectée à hauteur d'un pourcentage de la population, mais sans exigence sur la répartition de cette population dans l'espace de conception.

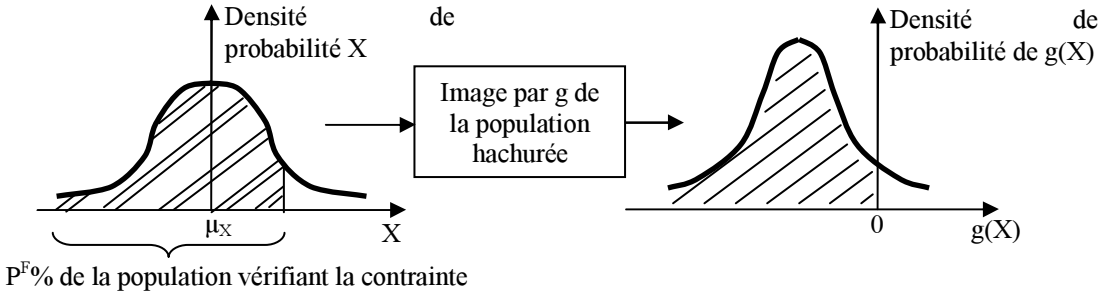


Fig 5.5 : Illustration de la formulation fiabiliste

Dans les paragraphes suivants, nous présenterons différentes techniques qui ont été développées pour réduire le coût d'évaluation de la probabilité de défaillance.

1. Formulations en contraintes max :

Le principe de ces méthodes est de sélectionner une sous population des véhicules produits et de vérifier que cet échantillon respecte les contraintes. Cet échantillon est sélectionné parmi les configurations les plus probables de l'espace de conception et représente un pourcentage donné de la population.

- *Worst Case Analysis (WCA) :*

Cette méthode [106] [104] affirme que les fluctuations des variables peuvent se produire simultanément dans la pire des combinaisons possibles. Pour cela, on estime les effets des variations sur la fonction contrainte par le gradient de la fonction contrainte par rapport aux variables de conception. On suppose de plus que ces variations s'ajoutent toutes dans la configuration la plus défavorable. La variation maximale possible $\Delta g(X)$ est estimée comme suit :

$$\Delta g(X) = \sum_{i=1}^{n} \left| \left. \frac{\partial g(x)}{\partial x_i} \right|_{x=\mu_X} .\Delta x_i \right|$$

Puis, on cherche à ce que cette variation éventuelle ne remette pas en cause le respect des contraintes en s'assurant que :

$$g(\mu_X) + \sum_{i=1}^{n} \left| \left. \frac{\partial g}{\partial x_i} \right|_{x=\mu_X} .\Delta x_i \right|_{\mu_X} \leq 0$$

Comme cette combinaison défavorable des fluctuations n'est pas très probable, les solutions obtenues avec cette méthode d'estimation sont toujours conservatrices.

Avantages :

- simplicité
- on peut estimer facilement (non présenté ici) le gradient de la contrainte

Inconvénient :

- faible précision des estimations

- *Corner Space Evaluation (CSE) :*

On considère ici que les variables de conception varient dans des tolérances ΔX qui correspondent à leurs variations non contrôlées. On appelle « corner space » la frontière $W(X_0)$ de ce domaine défini tel que :

$$W(X_0) = \{X / |X - X_0| = \Delta X\}$$

Les variables x_i d'une conception X_0 sont susceptibles de varier à l'intérieur de $W(X_0)$ comme représenté sur la figure 5.6. Pour assurer sa faisabilité en faisant l'hypothèse de régularité des contraintes, il suffit de vérifier que l'ensemble des conceptions sur la frontière W respectent celles-ci. La contrainte de faisabilité s'exprime donc :

$$\max_{X \in W(X_0)} g(X) \leq 0$$

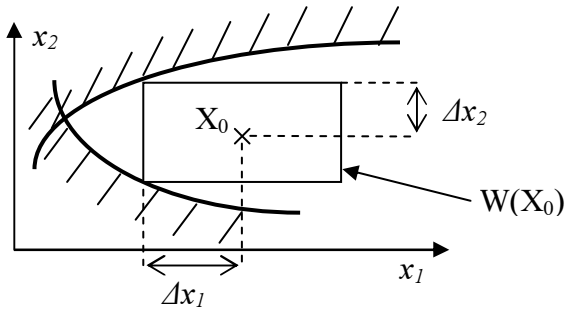


Fig 5.6 : Formulation Corner Space Evaluation

Avantages de la méthode :

- Simplicité,
- on peut estimer un gradient de la contrainte,
- bien adapté pour des variables distribuées uniformément et indépendantes.

Inconvénients :

- pour N variables, il faut vérifier 2^N contraintes,
- ne tient pas compte des corrélations entre variables de conception,
- faible précision : la valeur max de la contrainte n'est pas forcément atteinte dans un coin de l'espace de conception

- *Variation Patterns Formulation (VPF) :*

Cette méthode est basée sur le même principe que la méthode Corner Space, mais elle tient compte des corrélations possibles entre les variables de conception et nécessite la connaissance des distributions des variables de conception [107].

On note *MVP(1-α)* l'espace des combinaisons de variables possibles, avec α la probabilité que la conception ne respecte pas les contraintes. La forme de l'espace admissible est déterminée par la nature des distributions, et sa taille par l'indice de confiance α désiré. Dans le cas de variables corrélées et normalement distribuées, la forme de l'espace valide est une ellipse, comme montré sur la figure 5.7.

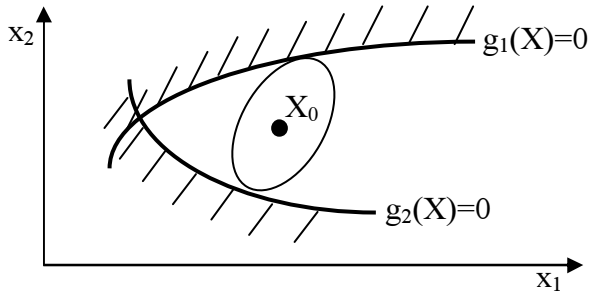


Fig 5.7 : Formulation Variation Pattern

La contrainte à respecter s'écrit comme suit :

$$g(X) \geq 0\,, \quad \forall X \in MVP(1-\alpha)$$

Les étapes de résolution par cette méthode sont :

- transformer les variables de conception en variables gaussiennes centrées et réduites.
- linéariser le problème avec un développement de Taylor au 2nd ordre.
- résoudre le problème quadratique.

Avantage de la méthode :

- assez bonne précision des estimations.

Inconvénients :

- nécessite la résolution de plusieurs sous problèmes,
- la contrainte est non différenciable.

2. Formulations de type fiabiliste :

On rappelle que la méthode de Monte Carlo permet d'accéder à une estimation de la probabilité de respect de la contrainte. Les méthodes alternatives suivantes ont été développées pour réduire le coût d'estimation de la fiabilité du système.

- *Fiabilité de type '6 σ' :*

Cette formulation du problème de fiabilité repose sur l'hypothèse que la variable aléatoire dont on cherche à estimer la dispersion suit une loi gaussienne. Soit g la contrainte du problème de fiabilité et Z=g(X) une variable aléatoire qui suit une loi normale de moyenne μ_z et de variance σ_z. Dans ce cas, la probabilité de $g(X) \le 0$ est :

$$P[g(X) \le 0] = P[z \le 0] = \Phi(\frac{\mu_z}{\sigma_z})$$

avec Φ la fonction de répartition d'une distribution normale

La contrainte de fiabilité pour obtenir une probabilité P_0 de respecter la contrainte s'écrit alors :

$$\mu_z - k.\sigma_z \le 0 \quad \text{avec } k = \Phi^{-1}(P_0)$$

Dans ce cas, on est donc capable d'estimer très facilement la contrainte de fiabilité en fonction des moments d'ordre 1 et 2 de la distribution normale. L'estimation de ces moments statistiques est réalisée en général grâce à l'une des méthodes présentées dans le paragraphe sur la robustesse des objectifs (MC, MMF, PEM ou UT).

- *Most Probable Point (MPP) :*

Cette méthode originellement utilisée pour les analyses de fiabilité [100], a été reprise pour les processus d'optimisation robuste. Les variables aléatoires de conception x_i (variables de conception et paramètres) sont supposées indépendantes, et suivre une loi normale centrée réduite. Si ce n'est pas le cas, des techniques permettent de transformer le vecteur X en vecteur U ayant les propriétés citées (transformation de Rosenblatt, transformation diagonale ou méthode de Hasofer-Lind [114] [115]). Cet espace normé réduit est appelé l'espace normal standard. La contrainte devient :

$$g(U) \le 0$$

La méthode se décompose en 2 étapes successives pour évaluer $P[g(U) \leq 0]$:

① *Rechercher le MPP :*

Le MPP (Most Probable Point) noté U* est le point qui a la plus grande probabilité de ne pas respecter la contrainte. On le définit comme le point appartenant à la frontière de la contrainte (g(U*)=0), et étant le plus proche de l'origine de l'espace normal standard. La distance entre l'origine du plan (le point de conception) et le MPP est notée β et appelée « facteur de sécurité » (voir figure 5.8).

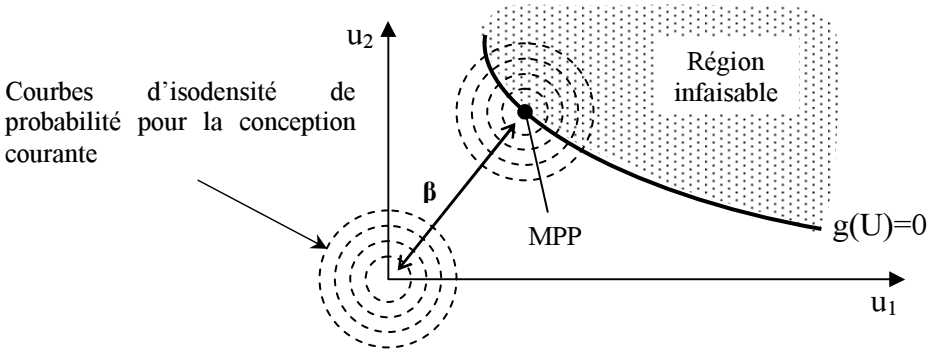


Fig 5.8 : Illustration du MPP dans l'espace normal standard

Le MPP peut être obtenu par différentes procédures :

- des algorithmes d'optimisation comme PMA ou RIA [Chen, Du 1999] [95] mais les procédures peuvent se révéler très coûteuses,
- la méthode hyper-sphère,
- la méthode AFORM (Advanced First Order Reliability Method) [114] [115].

② *Approximation de l'état limite au MPP et calcul de la probabilité :*

Cette approximation repose sur un développement en série de Taylor de la fonction contraintes dans le voisinage du MPP. On utilise la méthode FORM (First Order Reliability method) lorsqu'on considère que la contrainte a un comportement linéaire

dans ce voisinage, ou SORM (Second Order Reliability Method) lorsque la contrainte est fortement non linéaire et oblige à une approximation de la courbure de la contrainte. Si Φ est la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite, on a :

$$\begin{cases} P[g(U) \le 0] \approx P^{FORM} = \Phi^{-1}\left(-\dfrac{\mu_{g(U)}}{\sigma_{g(U)}}\right) = \Phi^{-1}(-\beta) \\ P[g(U) \le 0] \approx P^{SORM} = \Phi^{-1}(-\beta).\prod_{j=1}^{J}\left(1+\beta.k_j\right), \end{cases}$$

avec k_j des paramètres d'ajustement (leur mode de calcul n'est pas présenté ici).

Avantages de la méthode :

- bonne précision,
- possibilité d'estimer le gradient de la probabilité de respect de la contrainte.

Inconvénients :

- résolution d'un sous problème pour trouver le MPP.
- les contraintes doivent être modérément non linéaires à cause des approximations de Taylor. De plus, la notion de MPP n'a de sens que dans le cas de fonctions contraintes faiblement non linéaires et convexes.

3. Comparaison des méthodes de fiabilité

Suivant la taille et la complexité du problème de fiabilité, les différentes méthodes présentées sont plus ou moins efficaces. Il n'y a pas de méthode miracle, et il est difficile d'établir une hiérarchie d'efficacité entre ces méthodes. Le manque de repère pour choisir parmi ces méthodes fait que ce sont souvent les plus simples qui sont utilisées, comme les approximations de Taylor de la contrainte, ou la méthode Worst Case Analysis. Cependant, on peut édicter quelques recommandations simples pour la sélection de la méthode en fonction du problème à traiter [99] [105].

Tout d'abord, si la précision est le maître mot de l'étude, on conseillera les approches les plus précises comme Monte Carlo ou MPP. Dans le cas d'une distribution gaussienne des réponses, les formulations de type 6σ sont à privilégier. Ces méthodes ne sont valables

que lorsqu'on connaît les distributions des variables de conception. Si ce n'est pas le cas, les formulations WCA et CSE sont les plus adaptées.

Si la contrainte est différenciable analytiquement, les méthodes utilisant la dérivée de la fonction de contrainte seront très efficaces.

Si on veut coupler une méthode d'évaluation de la robustesse avec un algorithme d'optimisation basé sur le gradient, l'accès à la dérivée de la probabilité de respect de la contrainte peut être très rentable en terme de coût de calcul (sinon on l'évalue en général par différences finies).

Si le problème à traiter comprend un grand nombre de variables de conception, il faut privilégier une méthode sans résolution d'un sous problème, car elle peut se révéler très chère à résoudre dans des espaces de grande dimension.

La figure 5.9 permet de résumer quelques caractéristiques des formulations présentées (O=oui, N=non).

Approches & methods		Type de variables	Tient compte des corrélations	non-linéarité des contraintes	Résolution d'un sous probléme	Description de la distribution de Z=g(X)	Degré de precision	Estimation de l'erreur a priori	Contrainte différentiable
	MC	Indifférent	O	Indifférent	N	Loi de répartition	Très bon	O	N
fiabilité	FORM	Indifférent	O	Faible	O	Probabilité de défaillance	Moyen	O	O
	SORM	Indifférent	O	Moyenne	O	Probabilité de défaillance	Bon	O	O
Contrainte max	WCA	Non Applicable	N	Faible	N	N	Faible	N	O
	CSE	Non Applicable	N	Faible	N	N	Faible	N	O
	VPF	gaussienne	O	Moyenne	N	N	Faible	N	N
6 sigma	MMF 1er ordre	Gaussienne	N	Faible	O	(μ, σ)	Moyen	N	O
	PEM	Gaussienne	N	Faible	O	(μ, σ)	Moyen	N	O
	UT	gaussienne	N	Faible	O	(μ, σ)	Moyen	N	O

Fig 5.9 : Tableau comparatif des propriétés des formulations de robustesse

D. Conception robuste en crash

Dans ce paragraphe, nous détaillons comment les outils de robustesse sont mis en œuvre pour la conception robuste en crash. Nous présentons tout d'abord les différentes applications publiées. Les limites de ces méthodes et le contexte particulier de conception nous amènent à considérer les outils d'analyse des instabilités physiques.

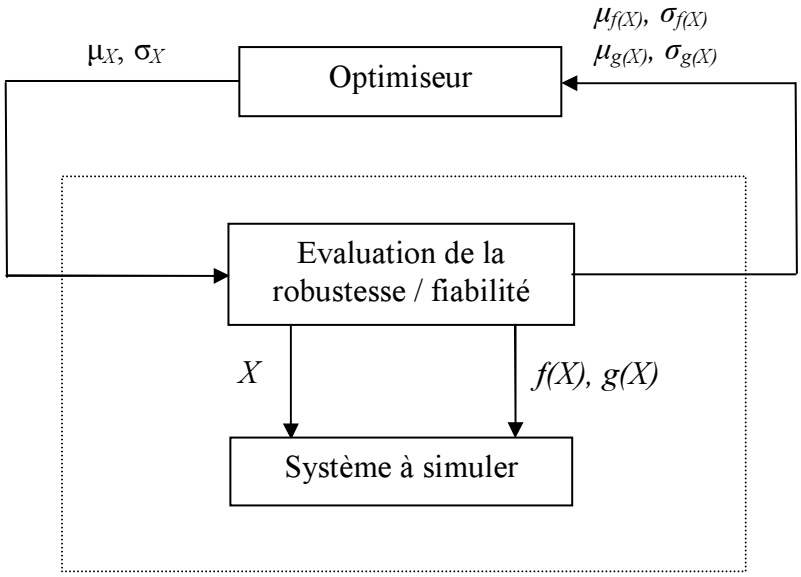


Fig 5.10 : Schéma de principe de l'optimisation robuste sous sa forme la plus simple

Dans les publications, les techniques d'optimisation robuste sont regroupées sous l'appellation RBDO (Reliability-Based Design Optimization). Elles cherchent à atteindre une solution dont les performances sont à la fois bonnes et stables par rapport aux variables dispersées. La technique de base consiste donc à rajouter au problème d'optimisation classique des objectifs de robustesse ou de fiabilité. Sous la forme la plus simple (mais aussi la plus coûteuse), on imbrique une boucle d'évaluation de la robustesse dans une boucle d'optimisation, pour que l'optimisation dispose des

informations sur la dispersion des prestations pour chaque point de conception testé (voir figure 5.10).

Malheureusement, cette formulation est beaucoup trop coûteuse en nombre de simulations pour être applicable aux problèmes industriels complexes. En effet, les procédures d'évaluation de la fiabilité et de la robustesse sont à la base des procédures très gourmandes en nombre d'évaluations de la fonction objectif. Lorsqu'elles sont couplées à un algorithme d'optimisation, le coût devient vite prohibitif.

Pour palier ce problème, les travaux de recherche [103] se sont concentrés dans 2 directions :

- Améliorer l'efficacité des méthodes d'évaluation de la robustesse,
- Découpler l'optimisation et l'évaluation de la robustesse [102] : on pense notamment à la méthode SORA [98] [101] basée sur une décomposition bi niveaux.

1. Application au crash

Comme nous l'avons vu dans le chapitre I, le crash présente des particularités qui ne facilitent pas la recherche de solutions performantes et robustes. En effet, les simulations sont particulièrement chères (jusqu'à 28h de calcul pour une simulation de choc frontal), les résultats fournis par ces simulations sont très bruités, et des modifications minimes des données d'entrée peuvent faire varier fortement les prestations.

Pour concevoir robuste en dépit de tous ces problèmes, on utilise principalement trois artifices :

la simplification de l'espace de conception,

- l'utilisation de méthodes statistiques de réduction des coûts telles que les plans d'expériences et les surfaces de réponses,
- l'utilisation de méthodes de recherche aléatoire.

➢ *Simplification de l'espace de conception*

Dans un véhicule ou une pièce de structure en crash, le nombre de variables est potentiellement énorme, ne serait-ce que pour décrire sa forme. Mais faire varier toutes ces variables serait bien trop coûteux. Les études que nous avons pu recenser comportent

rarement plus d'une dizaine de variables stochastiques, parfois jusqu'à 40. La sélection a pour effet de sous estimer la dispersion des prestations.

Les variables sont toujours considérées comme indépendantes, ce qui réduit le coût des analyses de robustesse, mais peut fausser les résultats. On peut voir par exemple sur la figure 5.11 que la position d'un point optimal par rapport à une contrainte de fiabilité dépend fortement de la description du problème adoptée.

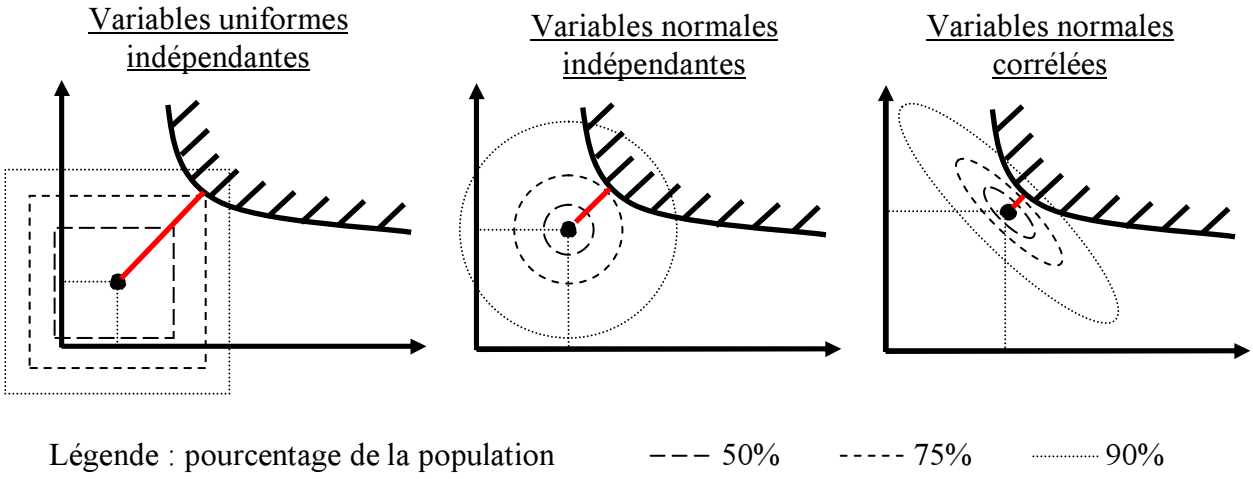


Figure 5.11 : Dépendance de la position du meilleur point optimal et robuste en fonction des distributions et corrélations entre deux variables de conception repérées en abscisse et en ordonnée

- *Plans d'expériences et surfaces de réponses*

La plupart des applications utilisent des surfaces de réponse pour limiter le nombre de simulations Eléments Finis. En général, on utilise des surfaces de réponse quadratiques qui capturent les grandes tendances du système et filtrent le bruit de simulation. On évite ainsi de modéliser le bruit numérique, ce qui aurait pour effet de fournir des modèles statistiques avec un grand nombre d'optima locaux incompatibles avec les algorithmes d'optimisation basés sur le gradient.

Dans bien des cas, les concepteurs mènent une optimisation déterministe puis se contentent de constater la dispersion de la solution. Lorsque ce n'est pas le cas, les moyenne et variance sont parfois estimées par les méthodes présentées dans le chapitre précédent. La plupart du temps, on utilise des simulations de Monte Carlo ou la technique

Optimal Latin Hypercube Sampling (OLHS). La méthode OLHS permet de parcourir aussi uniformément que possible l'espace à explorer et de converger plus vite vers une estimation fiable de la dispersion des prestations.
Comme les simulations éléments finis restent chères, il n'est pas rare que les estimations de dispersion soient effectuées sur les surfaces de réponse. Certains auteurs présentent même des résultats de fiabilité d'une précision déconcertante. On peut douter de la réelle qualité de ces informations.

- *Méthode de recherche aléatoire*

J. Marczyk a été le premier à critiquer ces approches [84] [97] et à proposer des approches totalement aléatoires qui tiennent compte des fortes non linéarités du crash comme la méthode Monte Carlo Search, et la méthode Return Mapping.

La Monte Carlo Search Method consiste à sonder l'ensemble de l'espace de conception pour trouver la meilleure solution en terme de performance et de robustesse. Cette approche peut être associée à d'autres techniques de sondage de l'espace comme OLHS (Optimal latin Hypercube Sampling) [85].

La Return Mapping Method est une sorte de marche aléatoire : on part d'un point de conception. On disperse les variables stochastiques dans leur tolérance par des simulations de Monte Carlo. On obtient un nuage de points dans l'espace des prestations. On choisit le meilleur point de ce nuage qui devient le nouveau point nominal. On disperse à nouveau la conception et on reprend le meilleur point, et ainsi de suite (voir figure 5.12).
L'auteur préconise d'utiliser des échantillons de 100 essais pour les simulations de Monte Carlo car, selon son expérience, l'estimation de la moyenne et de la variance de la réponse est stabilisée avec ce budget de simulations, quelque que soit le nombre de variables de conception. Mais cela dépend de la régularité du problème traité.

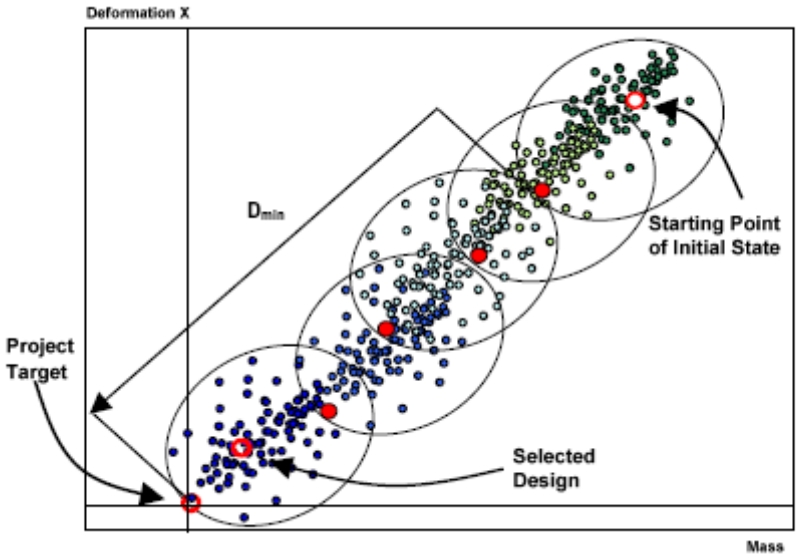


Fig 5.12 : Progression d'une optimisation avec la méthode Return Mapping (extrait de [97])

Il suggère d'appliquer ces techniques directement sur les modèles EF pour pouvoir tenir compte de toutes les sources de dispersion du modèle. Les points présentant des prestations très différentes des autres doivent faire l'objet d'une attention particulière. Ces différences peuvent provenir d'instabilités numériques ou physiques. Dans le second cas, des mesures doivent être prises pour stabiliser le fonctionnement, mais J. Marczyk ne donne aucune information sur la procédure à suivre.

Les cas d'application de conception robuste sont très divers. Ils concernent majoritairement des sous ensembles de la structure du véhicule (crash-box [86], longerons [90] [93], pied avant [89], des systèmes de retenue [92]), mais aussi des véhicules complets en choc frontal [87] [91] ou latéral [94] [96], avec parfois plusieurs cas de chocs [95].

La majorité des études porte sur quelques matériaux et épaisseurs. On remarque parfois des études fort intéressantes avec des variables de forme.

2. Critique des méthodes de conception robuste :

Le crash est souvent décrit comme une cascade de phénomènes instables (ruines successives ou simultanées des pièces de la structure). D'après les experts crash de RENAULT, il suffit qu'une pièce en début de choc s'écrase légèrement différemment pour modifier fortement le comportement de toute la structure. Lorsque cela arrive, on parle de scénarios de défaillances. Ils sont très préjudiciables pour la robustesse des prestations. Ces instabilités sont illustrées sur la figure 5.13. On peut voir l'effet du changement de mode de ruine d'un longeron sur les déplacements et l'énergie absorbée par la structure.

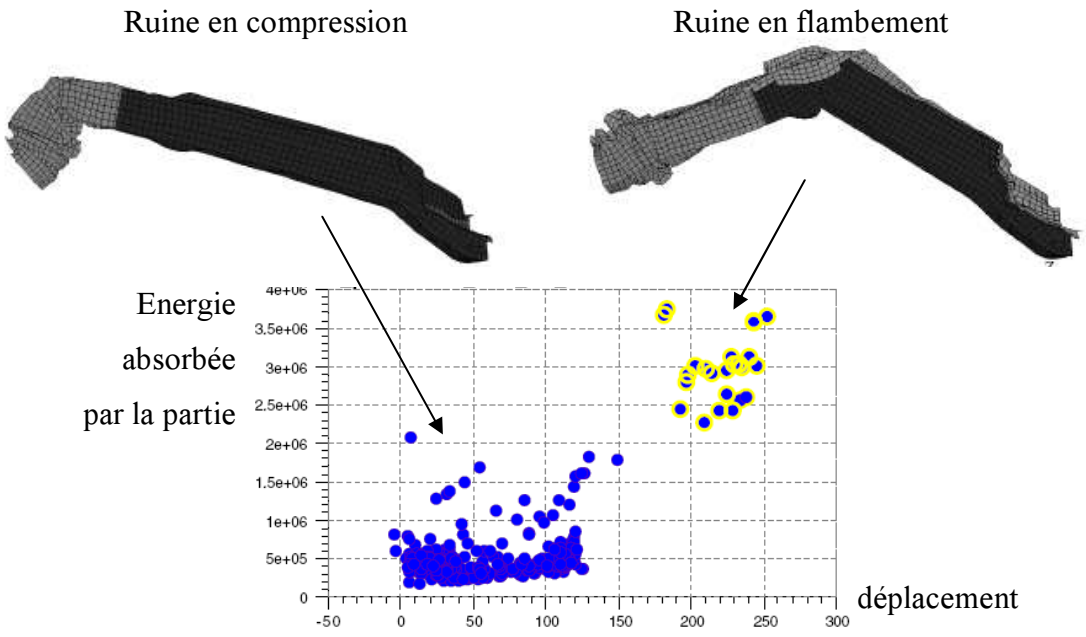


Figure 5.13 : Différents modes de ruine d'un longeron et effet sur les l'énergie absorbée et le déplacement (extrait de [88])

Cette remarque a donné lieu à une étude intéressante. Elle a consisté à trouver, à partir d'explorations de l'espace de conception, une règle de conception pour éviter le flambement d'un longeron et stabiliser son comportement [88].

D'après les experts, ce genre d'instabilités a bien plus d'influence sur les prestations que les petites perturbations amenées par de faibles variations d'épaisseurs. Or les techniques classiques d'évaluation de la robustesse ne permettent pas une analyse physique des

instabilités et sont incapables d'assurer un mode de ruine choisi par les concepteurs. De plus, elles excluent le concepteur de la recherche de solutions stables, au lieu d'utiliser son si précieux savoir faire.

Les techniques d'échantillonnage comme Monte Carlo sont très mal adaptées pour faire apparaître ces défaillances car elles ont tendance à concentrer les points dans les régions les plus probables de l'espace. Lorsqu'une instabilité apparaît, elle peut être révélatrice d'une sous population intéressante des véhicules produits. Leur analyse doit être minutieuse car elle peut se révéler très instructive sur la stabilité de la structure [88] [95]. De plus, les points de construction des surfaces de réponse sont rarement suffisamment rapprochés pour rendre compte de ces instabilités.

Quand bien même une instabilité serait détectée, il est rare que les variables retenues pour l'étude de robustesse permettent de la résorber. En effet, la grande majorité des études se contentent de faire varier des épaisseurs et des lois matériaux qui sont bien souvent peu efficaces pour stabiliser le comportement de la pièce défaillante. On pense notamment à une poutre qui flamberait plutôt que de s'écraser en accordéon. Eviter le flambement est bien plus aisé en jouant sur la forme de la pièce que sur son épaisseur. Mais il serait bien trop coûteux d'introduire toutes le variables de forme dans le problème de robustesse.

Enfin, les contraintes économiques des projets véhicule forcent les concepteurs à concevoir un nouveau véhicule par modification minimale de la structure du véhicule précédent (on parle de 'carry-over'). On peut ainsi récupérer les outillages d'un véhicule à l'autre et réaliser d'importantes économies de production. C'est une contrainte de conception forte chez Renault. Les techniques classiques de conception robuste ne sont pas adaptées à la recherche de petites améliorations pour obtenir des solutions performantes et robustes. L'idéal serait de pouvoir identifier les causes de dispersion des prestations et les supprimer. On stabiliserait ainsi le déroulement du crash et la valeur des prestations.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une large gamme d'outils d'évaluation de la robustesse ou de la fiabilité d'une conception. La méthode de Monte Carlo est la méthode la plus simple, mais aussi la plus coûteuse en nombre de simulations. Toutes les autres méthodes reposent sur des hypothèses de régularité des fonctions étudiées (objectif ou contrainte), ou des hypothèses sur la distribution à estimer (répartition gaussienne). La plupart des stratégies de conception robuste reprennent ces hypothèses qui ne sont pas validées en crash. Dans ce domaine, une stratégie de recherche entièrement aléatoire (méthode Return Mapping) a été mise en application pour tenir compte des fortes non linéarités du problème.

Toutes ces méthodes ne nous donnent pas entièrement satisfaction. Certains experts crash de RENAULT s'accordent pour dire qu'une petite instabilité en début du choc peut déstabiliser le comportement de l'ensemble de la structure et fortement perturber ses performances. On parle de scénario de défaillance. Or, aucune des méthodes proposées dans ce chapitre ne permet de prendre en compte ce genre de phénomène. Elles se restreignent à une analyse purement statistique de la structure étudiée. Ces défaillances sont d'autant plus importantes que toute la conception du choc frontal repose sur un scénario de crash établi dès le début de la conception. Son non respect remet en cause toutes les étapes précédentes (voir chapitre VI). Il nous faut donc un moyen de vérifier qu'il est respecté et d'identifier les sources de défaillances.

D'autre part, une fois les pièces instables identifiées, il devient possible de reconcevoir cette pièce isolément du reste de la structure. Cette reconception est un problème amplement moins difficile que le dimensionnement de toute la structure d'un seul coup. On peut facilement introduire toutes les variables jugées influentes, y compris des variables de forme qui ont une grande influence sur le mode de ruine d'une structure en crash.

Dans le chapitre suivant, nous présentons une méthode de conception robuste basée sur l'étude des scénarios de crash.

Bibliographie

[84] J. Marczyk, R. Hoffmann, P. Krishnaswami '*Uncertainty Management in Automotive Crash: From Analysis to Simulation*', ASME, Design Engineering Technical Conference, Baltimore, 2000

[85] R. Stocki '*A method to improve design reliability using optimal Latin Hypercube sampling*', Computer Assisted Mechanics and Engineering Sciences, vol **12**, pp 87–105, 2005.

[86] C. Höfer, C. Sakaryali '*Method for automated geometry modification in stochastic analyses*', 4th European LS-DYNA Users Conference, 22-23 mai 2003, Ulm, Germany

[87] N. Stander, M. Redhe '*Crashworthiness Optimization in LS-OPT: case studies in metamodeling and random search techniques*', 4th European LS-DYNA Users Conference, 22-23 mai 2003, Ulm, Germany

[88] M. Bulik, M. Liefvendahl, R. Stocki, C. Wauquiez, '*Stochastic simulation for crashworthiness*', Advances in Engineering Software, vol.35, pp. 791-803, 2004

[89] W. Roux, N. Stander '*Analysing 'noisy' structural problems with LS-OPT: probabilistic and deterministic fundamentals*', 4th European LS-DYNA Users Conference, 22-23 mai 2003, Ulm, Germany

[90] T. Rzesnitzek, H. Müllerschön, F. Günther, M. Wozniak '*Two-stage stochastic and deterministic optimization*', LS-DYNA forum 2002, Bad Mergentheim, 19-20 Septembre

[91] C.-H. Lin, R. Gao, Y.-P. Cheng '*A stochastic approach for the simulation of an integrated vehicle and occupant model*' 17th ESV Conference, Amsterdam, Netherland, June, 2001

[92] P. Shah, A. Danne '*Stochastic analysis of frontal crash model*', NAFEMS seminar, may 7-8 2003, Wiesbaden, Germany

[93] D. J. Eby, R.C. Averill, E.D. Goodman, R.S. Sidhu '*Shape optimization of crashworthiness structures*', 7th International LS-DYNA Users Conference, May 19-21 2002, Dearborn, Michigan

[94] L. Gu, R.J. Yang '*On reliability-based optimisation methods for automotive structures*' International Journal of Materials and Product Technology, Vol 25, n° 1-3, pp. 3-26, 2006

[95] R.J. Yang, L. Gu, C.H. Tho, K.K. Choi, B.D. Youn '*Reliability-Based Multidisciplinary Design Optimization of a Full Vehicle System*', AIAA-2002-1758, 43rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference, Denver, Colorado, Apr. 22-25, 2002

[96] Y. Fu '*A new hybrid stochastic optimization method for vehicle structural design*', SAE 2003 World Congress & Exhibition, March 2003, Detroit, MI, USA

[97] P. Sahlin, C. Jimenez, A. Kuhn, T. Riedenbauer '*Implementing stochastic multidisciplinary design improvement – examples and implications*', NAFEMS seminar, may 7-8 2003, Wiesbaden, Germany

[98] S. Mahadevan '*Design optimization for reliability and robustness*', 2004-01-0237, SAE World Congress, Detroit, Michigan, March 8-11 2004.

[99] X. Du, W; Chen '*Towards a better understanding of modeling feasibility robustness in engineering design*', Journal Of Mechanical Design, Vol. 122, pp.385-394, December 2002.

[100] X. Du, W. Chen '*A most probable point based method for uncertainty analysis*', Journal of Design and Manufacturing Automation, Vol. 4, pp.47-66.

[101] X. Du, W. Chen '*Sequential Optimization and Reliability Assessment method for efficient probabilistic design*', DETC2002/DAC-34127, ASME 2002 Design Engineering Technical Conference and Computers and Information in Engineering Conference, September 29 – October 2, 2002, Montreal, Canada.

[102] X. Du, Y. Wang, W. Chen '*Methods for robust multidisciplinary design*', AIAA 2000-1785, Structural Cynamics and Materials Conference, v1, III, 2000.

[103] S. Sundaresan, K. Ishii, D.R. Houser '*A robust optimization procedure with variations on design variables and constraints*', Advances in Design Automation, ASME DE, Vol.69-1, pp. 379-386.

[104] J.-C. Yu, K. Ishii '*A robust optimization method for systems with significant nonlinear effects*', ASME Advances in Design Automation , Albuquerque, New Mexico, September 19-22, 1993, DE - Vol. 65-1, pp. 371-378.

[105] M. Albertelli '*STATOPT v7 – Spécification de l'algorithme d'optimisation robuste*', note interne Renault n°230/2003/64240, octobre 2003.

[106] A. Parkinson, C. Sorensen, N. Pourhassan '*A general approach for robust optimal design*', Transactions of the ASME, Vol. 15, pp; 74-80, 1993.

[107] N. Hirokawa, K. Fujita '*Mini-Max type formulation of strict robust design optimization under correlative variation*', DETC2002/DAC-34041, Proceedings of DETC'02, Montreal, Canada, September 29 – Octorber 2, 2002

[108] I. Kaymaz, C. Mac Mahon, X. Meng '*Reliability based structural Optimization using the response surface method and Monte Carlo simulation*', Proc. 8th International Machine Design and Production Conference, Ankara, Turkey, September 1998.

[109] M.M. Putko, P.A.Newman, A.C. Taylor '*Approach for uncertainty propagation and robust design in CFD using sensibility derivatives*', AIAA 42nd AIAA/ASME/ASCE/AHS Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference, Paper Number AIAA–2001–2528, Apr 2001.

[110] Y. Tsompanakis, M. Papadrakakis '*Robust and efficient methods for reliability-based structural optimization*', In 4th International Colloquium on Computation of Shell and Spatial Structures, IACM 2000, M. Papadrakakis (Ed.), June 4-7, Chania-Crete, Greece, 2000.

[111] D.J. Kamien, United States Army Corps of Engineers '*Introduction to probability and reliability methods for use in geotechnical engineering*', Technical Letter No. 1110-2-547, September 30, 1997, Washington, D.C.

[112] S.J. Julier, J.K. Uhlmann '*A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems*', Proceedings of AeroSense: The 11th International Symposium on Aerospace/Defence Sensing, Simulation and Controls, 1997.

[113] P. Padmanabhan, R. Tappeta '*Monte-Carlo simulation in reliability based optimization applied to multidisciplinary system design'*, Proceedings of the 44th AIAA/ASME/ASCE/AHS Structures Conference, May, 2003

[114] M. Hamed, P. Bedient '*Reliability based uncertainty analysis of groundwater contaminant transport and remediation*', Rice University, Houston, Texas, EPA/600/R-99/028, June 1999

[115] D. Robinson '*A survey of probabilistic methods used in reliability, risk and uncertainty analysis: analyitical techniques I*', Technical Report of Sandia National Labs., Albuquerque, NM (United States), June 1998.

VI ROBUSTESSE EN CHOC FRONTAL

Lorsqu'on fabrique des véhicules, ils sont tous identiques aux tolérances de fabrication près. Un des objectifs de la conception robuste est d'assurer que les passagers sont protégés, quel que soit le véhicule utilisé.

Cette étude est réalisée sur un modèle EF du véhicule X74 (laguna II). Le cas de choc étudié est un choc frontal AMS : la voiture heurte à 56km/h un mur parfaitement rigide et légèrement incliné par rapport au véhicule (voir figure 6.1).

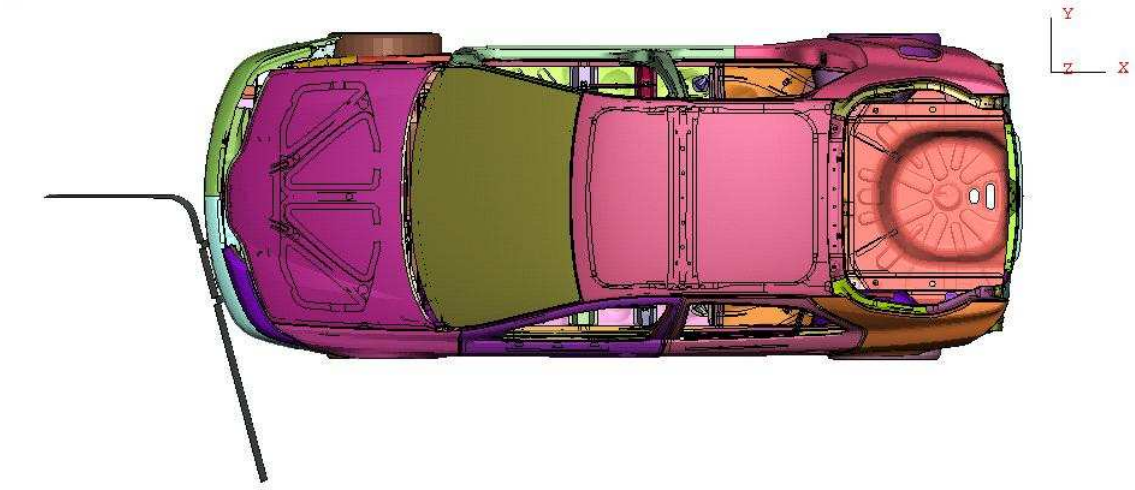


Fig. 6.1 : Modèle de simulation crash (vue de dessus)

Lorsqu'on travaille avec des prototypes physiques, il suffit de réaliser plusieurs fois le même essai avec des prototypes sensés être identiques pour mesurer la dispersion des prestations. Les variations des paramètres d'entrée sont issues du processus de fabrication et des conditions d'essais. Mais réaliser plusieurs fois un essai sur un prototype numérique n'est pas équivalent : la dispersion des résultats fournit une estimation du bruit de calcul, mais pas de la robustesse des prestations. Il faut forcer les variations des paramètres du modèle.

Dans ce chapitre, nous présentons le cycle de conception RENAULT d'un véhicule en choc frontal. L'analyse de la conception fonctionnelle du véhicule fait ressortir la notion centrale de scénario de choc. On définit des mouvements programmés des principales pièces de la structure pour minimiser les décélérations subies par les occupants. Ce scénario de choc conditionne l'ensemble des étapes de conception avales, et notamment le déploiement de cahier des charges pour la conception organique.

La conception organique du véhicule est réalisée par petites modifications du véhicule précédent. Cette stratégie permet de minimiser les modifications apportées d'un véhicule à l'autre, et de réaliser de fortes économies sur les outils de production. La recherche de solutions est actuellement menée de façon déterministe. La robustesse de la solution n'est validée qu'en fin de développement. Cette approche ne permet pas de tenir compte de la robustesse des solutions au cours du processus de conception. L'introduction d'objectifs de robustesse lors de la conception est nécessaire pour se prémunir contre les fortes instabilités qui caractérisent le crash. Mais les stratégies de conception robuste classiques (voir chapitre V) ne nous donnent pas satisfaction. Elles ne permettent pas de tenir compte du scénario de crash, ni de supprimer les instabilités de la structure qui sont les principales sources de dispersion des prestations selon les experts.

C'est pourquoi nous présentons une nouvelle méthode de conception robuste basée sur l'études des scénarios de crash.

A. Conception d'un véhicule pour le choc frontal

Dans cette partie, nous décrivons le processus de développement d'un véhicule en crash. Nous décrivons les phases de conception fonctionnelle et organique du véhicule, puis nous proposons quelques améliorations.

1. Conception fonctionnelle

Cette partie de la conception est assurée par la DPC (Direction des Prestations Client). Les prestations crash d'un véhicule se composent de plusieurs cas de choc (avant, arrière, latéral, retournement…). Pour gérer la diversité des cas de choc, on définit une priorité d'écrasement des pièces. Ainsi, pour le choc parking (15 km/h), la déformation de la structure doit être contingentée à la traverse avant et la crash box. Le véhicule est ainsi réparable à moindre frais car le reste de la structure reste intact. Cette contrainte commerciale fait apparaître une première notion de scénario de choc qui impose la déformation de certaines pièces avant d'autres.

Etant donnée la politique sécurité de RENAULT, l'objectif pour la prestation choc frontal est d'obtenir la note maximale au test médiatique EuroNCAP, à savoir 5 étoiles. Les scores obtenus à ce test médiatique sont attribués sur la base de critères biomécaniques définis pour chaque segment corporel des passagers. Ces critères sont calculés à partir des courbes d'accélération de chaque partie du corps, et leur valeur est reliée à des niveaux et des probabilités de blessure. L'attribution de la note finale est basée sur une somme pondérée des critères biomécaniques. La DPC doit définir une stratégie pour atteindre le score visé. Elle choisit, en fonction du savoir faire de l'entreprise, une cible de conception pour chaque segment corporel, l'ensemble des points obtenus devant assurer d'obtenir 5 étoiles.

Une fois ces cibles définies pour chaque segment corporel, la DPC doit définir une stratégie de protection des occupants. Elle doit trouver le meilleur compromis entre les moyens de sécurité passive (déformation contrôlée de l'habitacle) et les moyens de

sécurité active (pré-tensionneur de ceinture de sécurité, airbags…). Les moyens de sécurité active sont mis au point directement par la DPC, mais les objectifs de sécurité passive sont déclinés à la DICAP, chargée de la conception de la caisse.

- *Scénario de crash*

Le principe de base de la conception de la structure du véhicule en choc frontal est de maximiser la distance d'arrêt du véhicule. La distance d'arrêt est la distance parcourue par le véhicule entre l'instant du contact avec l'obstacle et l'arrêt du véhicule. En la maximisant, on minimise les accélérations subies par les occupants. Pour cela, il faut contrôler la position des pièces indéformables dans le compartiment moteur (moteur, boite de vitesse, batterie…) et éviter qu'ils s'empilent. Dans ce cas, ce n'est alors plus la structure du véhicule qui fait le lien entre l'obstacle et l'habitacle, mais des éléments rigides. Contrairement à la structure qui dissipe l'énergie cinétique et ralenti progressivement le véhicule, les éléments rigides transmettent directement les efforts à l'habitacle. On déplore alors une grande déformation de l'habitacle et les passagers subissent des accélérations très fortes. Pour éviter ce scénario, la DPC planifie le déplacement des organes rigides pour qu'ils s'évitent au cours du choc, ce qui permet au bloc avant de se déformer sur une plus grande distance. Ces déplacements programmés des organes rigides constituent une autre partie du **scénario de choc**.

- *Modèle fonctionnel*

L'étape suivante est le pré dimensionnement de la structure. Pour cela on utilise un modèle masse ressort pour représenter la partie du véhicule qui participe au choc frontal (voir figure 6.2). Ce modèle prend en compte le scénario définit précédemment. Chaque ressort représente sous forme fonctionnelle une partie de la structure du véhicule. Chaque ressort se voit attribué une lois de comportement effort-déplacement, non linéaire en général. On simule le comportement du modèle, et on mesure les accélérations au niveau des passagers (voir figure 6.3). Ces accélérations permettent de dimensionner les moyens de sécurité active (airbags).

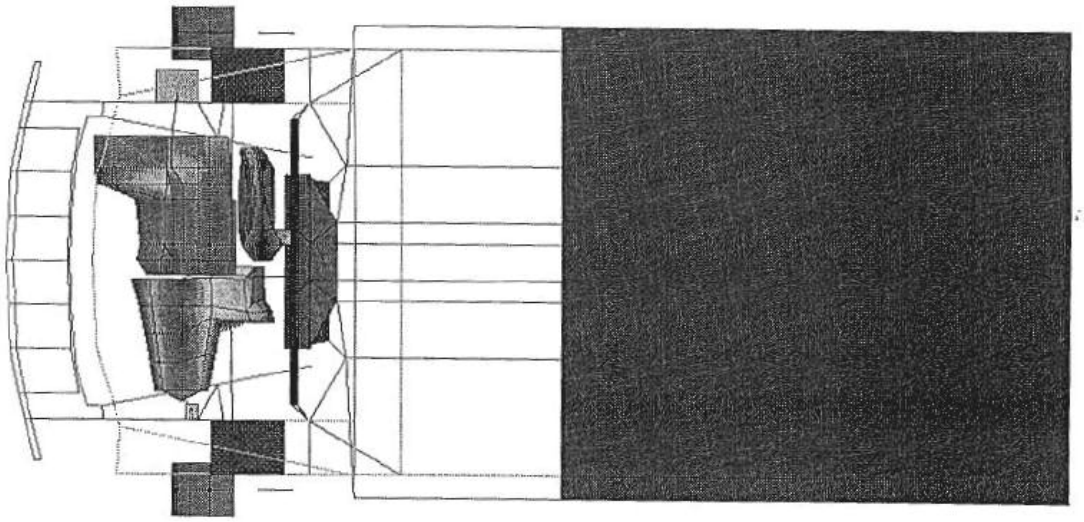


Fig 6.2 : Modèle masse-ressort de pré dimensionnement

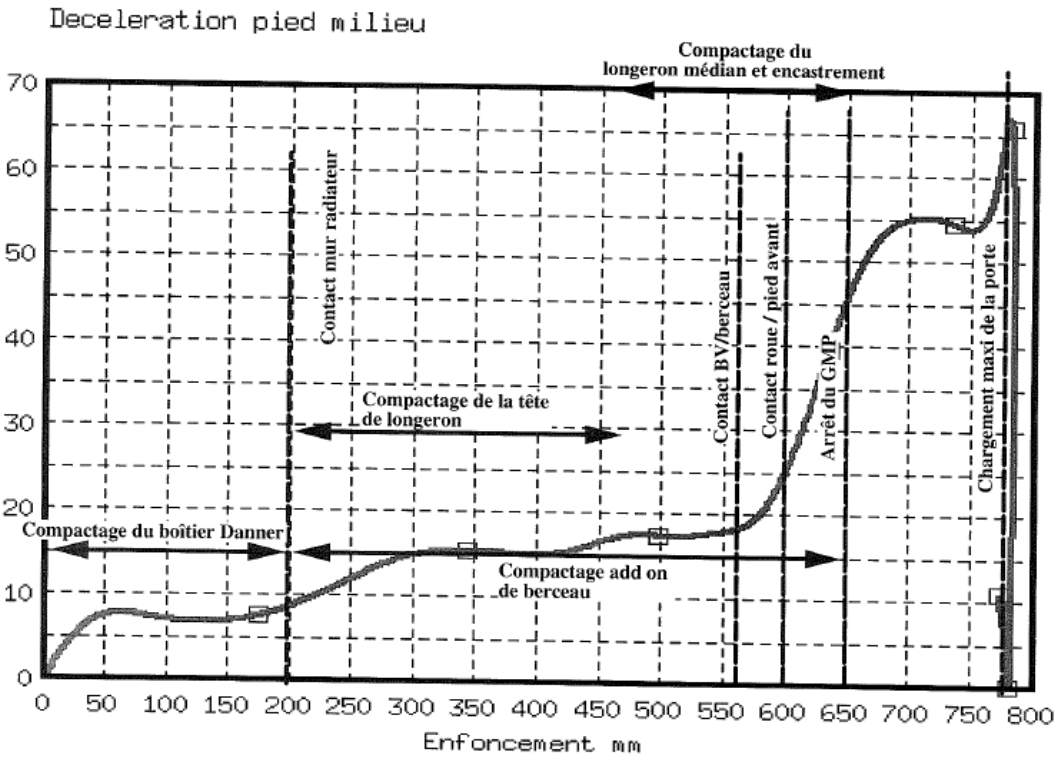


Fig 6.3 : Estimation de la décélération du pied milieu avec le modèle masse-ressort

En faisant varier les lois de comportement des différents éléments de structure, la DPC recherche un compromis entre sécurité active et passive. A l'issue de cette recherche, la DPC sera en mesure de fournir entre autres à la DICAP (Direction de la Caisse Assemblée Peinte) des objectifs quantifiés :

- des niveaux de décélération en certains points de la caisse proches des occupants,
- des efforts de compression pour chaque partie de la structure,
- des comportements ou déplacement de pièce au cours du choc.

Chacune de ces spécifications est généralement associée à un instant ou une plage temporelle du choc pour assurer le bon déroulement du choc et l'atteinte des prestations.

2. Conception organique

A la DICAP, les concepteurs doivent définir une structure permettant de respecter le cahier des charges de la DPC. Ils se compose de prestations diverses : crash, vibratoire, statique, endurance… Mais l'expertise de RENAULT en crash a appris aux concepteurs que la prestation crash est la plus dimensionnante pour la caisse du véhicule. C'est pourquoi ils cherchent en priorité à atteindre cette prestation lors de la conception de la caisse. Ils adoptent une stratégie de hiérarchisation des prestations. C'est pourquoi nous ne considèrerons pas les autres prestations (vibratoire, endurance…) dans cette étude.

- *Recherche d'une solution optimale*

Dans la méthodologie RENAULT, la première étape est de trouver une solution déterministe qui respecte les objectifs crash. Les concepteurs ne partent pas de rien pour concevoir, ils réutilisent le savoir faire de l'entreprise en utilisant :

- la plateforme (sous-bassement commun à plusieurs véhicules) qu'ils doivent utiliser pour le véhicule,
- la définition technique de la génération précédente du véhicule qui sert de base à la conception de la nouvelle génération. Ils travaillent toujours en améliorant une structure connue, sauf cas exceptionnel.

De fortes contraintes de carry over interviennent à ce stade : certaines pièces du véhicule précédent sont réutilisées pour assurer de fortes économies (pas de conception ni de

nouveaux outillages). La conception s'organise donc autour de **modifications successives de la structure existante** pour atteindre le cahier des charges. Cette recherche a récemment intégré des outils d'optimisation.

- *Validation de la robustesse*

Lors de la recherche de solution, la robustesse de la solution est considérée être principalement assurée par :

le respect du scénario de crash,

une marge de sécurité importante : le cas de choc utilisé pour concevoir la caisse se caractérise par une vitesse supérieure au choc réglementaire (65km/h au lieu de 56km/h). Cette augmentation de 14% de la vitesse représente une augmentation de 30% de l'énergie cinétique du véhicule.

L'évaluation de la robustesse de la solution n'est réalisée qu'une fois la solution trouvée. Un expert sélectionne alors un très petit nombre de variables jugées influentes et on réalise alors quelques simulations dans des configurations défavorables sur la voie d'effort principale, la 'voie longeron'. Sur cette voie d'effort, le longeron est la pièce principale, elle est composée de différentes parties raboutées. Le scénario d'écrasement de cette pièce est également bien défini et sa partie avant doit s'écraser avant la partie arrière. Pour tester la robustesse, on renforce, dans la limite des tolérances de fabrication, la partie arrière et on affaiblit la partie avant. Si on conserve le bon fonctionnement, la structure est considérée comme robuste.

3. Propositions d'améliorations

La conception fonctionnelle du choc frontal pourrait être améliorée en modifiant le cahier des charges fourni à la DICAP. En effet, les objectifs qui lui sont fournis ne sont jamais respectés, mais on n'a aucune idée de l'influence de ces écarts sur le respect des critères biomécaniques. La déclinaison d'un cahier des charges robuste, comme le préconise la stratégie First Design permettrait de donner plus de liberté aux concepteurs de la DICAP et de favoriser la convergence de la conception. De plus, la DPC pourrait choisir, parmi

les différents scénarios qu'elle envisage, celui qui est le plus robuste. En effet, c'est lors de la conception fonctionnelle du produit que les décisions ont le plus d'influence sur la stabilité des prestations.

Enfin, on peut s'étonner de l'absence de modifications profonde de la structure du véhicule. Nulle part dans le cycle de conception on n'envisage que la forme ou la disposition des éléments de la structure puissent avoir une quelconque influence sur la robustesse du choc. Le sens physique suggère pourtant que ce type de variables aient une influence prépondérante sur le comportement de la structure en choc.

La conception organique, quant à elle, pourrait gagner en efficacité en évitant un traitement hiérarchique des différentes prestations. Des études d'optimisation multi prestations (choc frontal, choc latéral et vibratoire) ont récemment été mises en œuvre et prouvé leur efficacité. Mais ces études n'intégraient pas d'objectifs de robustesse.

La stratégie de conception robuste actuelle doit être améliorée. Mais les outils de conception robuste présentés dans le chapitre précédent ne nous donnent pas satisfaction (voir § V-D-2). En effet :

elles ne permettent pas d'assurer la stabilité du scénario de choc,

elles ne sont pas à même d'identifier, ni de faire disparaître les instabilités physiques de la structure qui ont une grande influence sur la prestation crash.

C'est pourquoi nous proposons dans le paragraphe suivant une approche originale de conception robuste en choc frontal, basée sur l'étude du scénario de choc.

B. Conception robuste par l'étude des scénarios de crash

Dans cette partie, nous décrivons le principe puis la mise œuvre d'une stratégie originale de conception robuste. Elle consiste à identifier les instabilités physiques du véhicule et à les éliminer progressivement jusqu'à obtenir une structure au comportement stable. Cette approche est adaptée à la conception organique RENAULT car d'une part elle repose sur une amélioration itérative de la structure, d'autre par elle permet de s'assurer de la stabilité du scénario d'effondrement de la structure.

Nous insistons sur le fait que la méthodologie présentée ne permet pas d'atteindre un scénario donné, mais de vérifier et de corriger le cas échéant les instabilités physiques de la structure (qu'elles soient d'origine physique ou numérique). On peut la voir comme une méthode de rectification des défaillances de la structure. Si la méthode fait ses preuves, on envisage de supprimer un prototype physique en anticipant ses défaillances. La qualité de la modélisation est très importante car cette approche ne peut pas détecter une défaillance qui n'apparaît pas à la simulation.

1. Principe de fonctionnement

La stratégie proposée repose sur 2 boucles imbriquées. La première consiste à évaluer la robustesse des prestations du véhicule. Dans le cas où la robustesse des prestations ne serait pas satisfaisante, la deuxième boucle permet d'identifier les éléments de structure instables et de stabiliser leur fonctionnement. On pourra ainsi proposer les modifications minimales à apporter à la structure pour stabiliser ses prestations tout en minimisant les changements.

La figure 6.4 récapitule l'ensemble des étapes de la méthode.

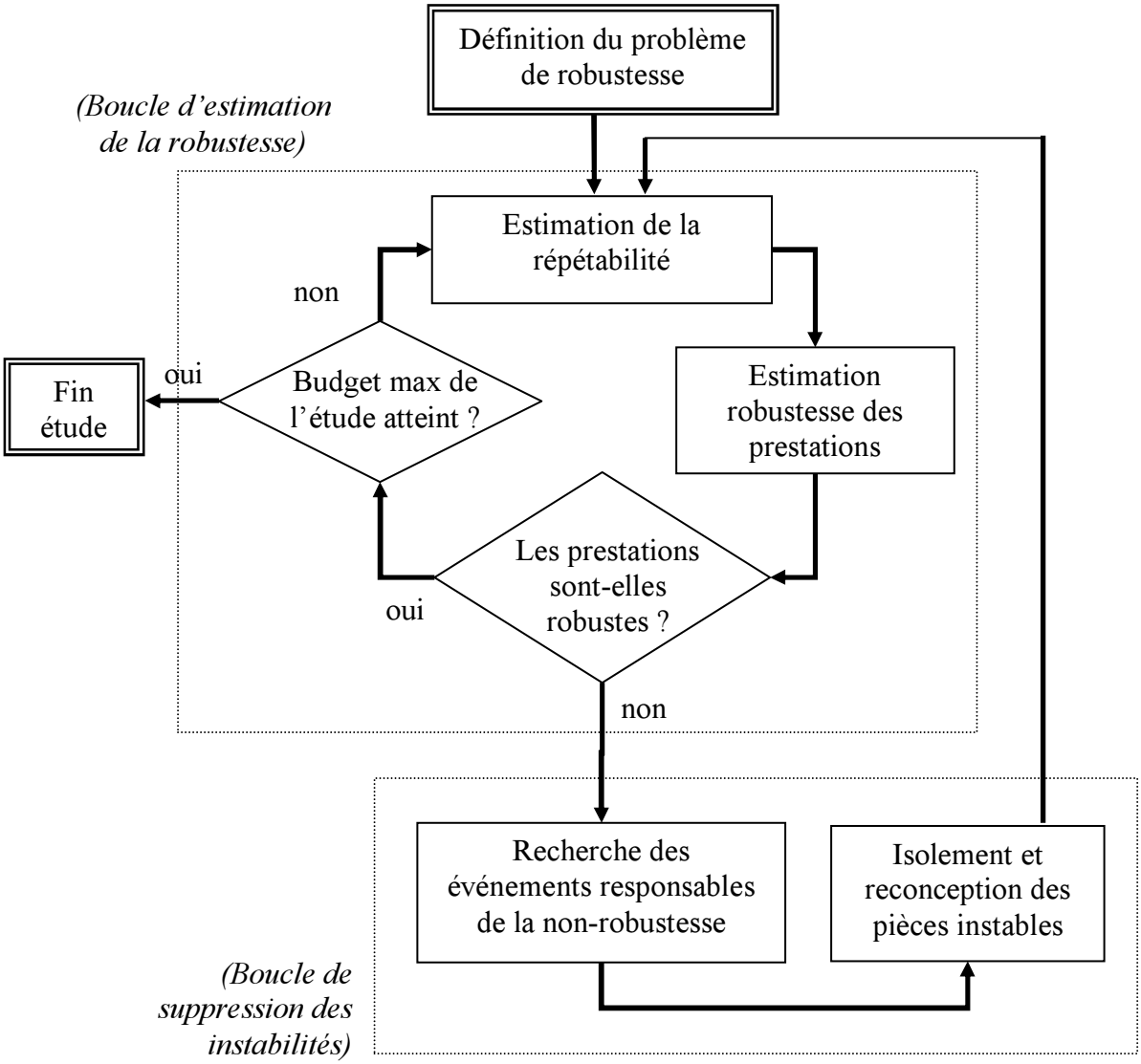


Fig 6.4 : Schéma de principe de la méthodologie de conception robuste par l'étude des scénarios de crash

Après avoir donné quelques justifications de notre approche, nous décrivons de façon approfondie la définition de l'étude de robustesse, la boucle d'estimation de la robustesse des prestations et la boucle de suppression des instabilités physiques.

2. Justifications de l'approche

Pour palier les insuffisances des approches classiques de robustesse, on se propose d'introduire de la physique dans l'analyse des disfonctionnements. On remarque que résumer un choc dans l'espace des scénarios de choc peut se faire assez simplement en utilisant quelques dizaines d'événements (à comparer aux centaines de variables de conception). On introduit donc des variables physiques de description des scénarios, entre les variables de conception et les prestations (voir figure 6.5).

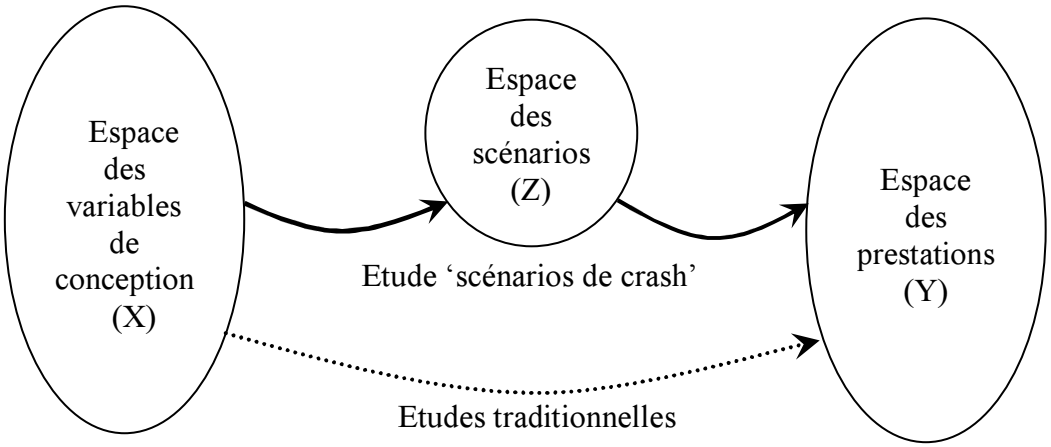


Fig 6.5 : Introduction de variables physique intermédiaires dans les études de robustesse

Travailler dans l'espace des scénarios présente plusieurs avantages.

- faciliter la modélisation : l'espace des scénarios semble avoir une plus petite dimension que celui des variables de conception. On pense que la modélisation des prestations y sera plus simple. En effet, dans cet espace, l'instabilité d'une pièce, qu'elle varie ou non au cours des essais, devrait apparaître facilement.
- Maîtriser les instabilités : le crash est souvent comparé à une cascade de phénomènes instables. La connaissance des scénarios peut être envisagée comme un moyen de maîtriser la divergence des prestations au cours du choc. Il nous sera possible d'assurer la robustesse du scénario de choc, et donc la stabilité des prestations.
- Utiliser le savoir faire du concepteur dans la recherche de solutions : la description du choc dans cet espace permettra aux concepteurs d'orienter la recherche de solutions par leur expertise.

- Maximiser l'utilisation des données crash (voir figure 6.6) : les approches classiques de robustesse n'utilisent qu'une dizaine de valeurs (les valeurs des prestations) sur les 800 Mo de données d'un fichier de résultat. Même si toutes ces informations ne sont pas utiles (par exemple la cinématique de la partie arrière du véhicule en choc frontal), il y a sans doute d'autres informations intéressantes à exploiter.

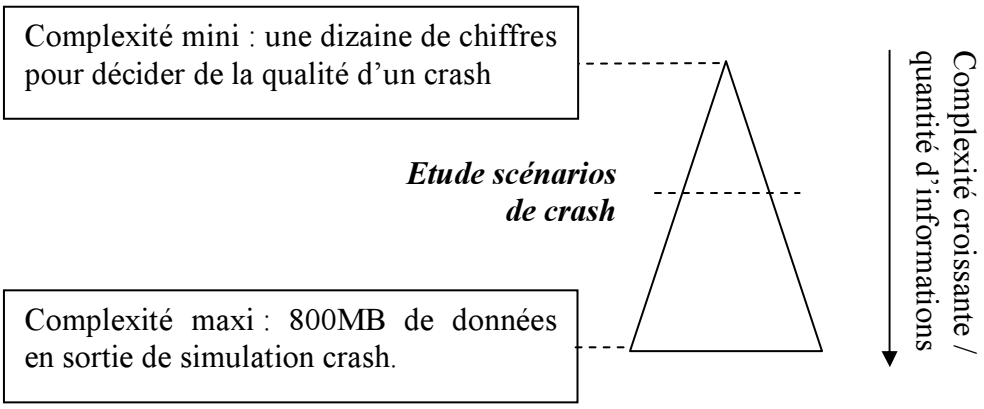


Fig 6.6 : Utilisation des données issues d'un calcul crash

Voyons maintenant comment construire un scénario de crash.

3. Définition de l'étude

Comme dans toutes les études de robustesse, la première étape consiste à définir le problème. Pour cela, il faut lister les sources potentielles de dispersion des prestations.

➢ *Sources de dispersions*

On peut recenser :

- Le processus de fabrication : 2 véhicules issus de la production ne sont jamais parfaitement identiques, ils sont identiques aux tolérances de fabrication près.
- Les conditions d'utilisation : on pense tout d'abord à la déclinaison du véhicule en plusieurs versions (différentes options, motorisations,…), mais aussi au vieillissement

des organes de la voiture qui modifie leurs caractéristiques techniques, ou aux conditions d'impact comme le chargement du véhicule ou l'angle d'impact.

- Les incertitudes en cours de projet : au début du projet, de nombreux organes du véhicule ne sont pas encore conçus. Leur taille, forme, et autres caractéristiques ne sont pas connues. Il faut pourtant que la structure choisie puisse supporter les autres organes du véhicule en conservant ses prestations.

Dans notre étude, nous ne tiendrons compte que des instabilités liées au processus de fabrication. En effet, les normes et autres tests médiatiques (tels que l'EuroNCAP) ne s'appliquent aux nouveaux véhicules que dans leur version la plus vendue. Les conditions d'impacts sont précisément définies par cette norme et ont été choisies pour leur caractère défavorable au choc : si les occupants sont protégés pour ce cas de choc, ils le seront également pour les autres cas. De plus, aucune donnée n'est disponible sur l'affaiblissement de la structure par vieillissement, ni sur les domaines de variation des autres organes du véhicule.

- *Variables de conception*

L'objectif est de faire varier un maximum de paramètres du modèle simultanément pour se rapprocher de la dispersion réelle du véhicule.

Le périmètre de l'étude a été choisi par les experts crash de chez Renault. Ce périmètre se compose des 18 pièces maîtresses de la structure crash (voir figure 6.7) dont on fait varier indépendamment l'épaisseur, les propriétés matériau, ainsi que celle des points de soudure.

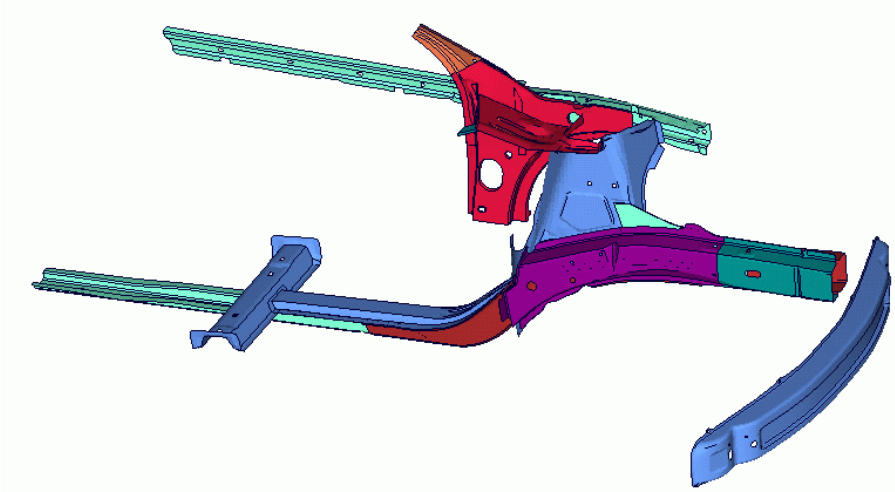


Fig 6.7 : Périmètre de l'étude : 18 pièces dont les caractéristiques changent (épaisseurs, matériaux)

On rappelle que le choix des propriétés statistiques est très important pour ne pas fausser les conclusions de l'étude. Nous utilisons les données issues des contrats commerciaux avec les fournisseurs. Les épaisseurs sont distribués selon une loi normale tronquée à +/- 2.5σ pour couvrir l'intervalle de tolérance. La figure 6.8 liste les facteurs de létude.

Numero facteur	type facteur	ID/Nom facteur	Discret / Continu	Nominal	Mini	Maxi
1	ep	20001/TRAVERSE EXTREME AVANT	C	2	1,87	2,13
2	ep	5001/LONGERON AV G	C	1,8	1,67	1,93
3	ep	5002/LONGERON AV G	C	1,77	1,7	1,84
4	ep	2027/ELT FERMETURE DE LONGERON G	C	2,2	2,07	2,33
5	ep	2050/ELT FERMETURE DE LONGERON G AV	C	1,67	1,6	1,74
6	ep	2025/RFT LONGERON AV G PARTIE EXT	C	2	1,87	2,13
7	ep	2023/10101/10102/10103 LONGERON AV G PARTIE CENTRALE (*4PID)	C	4 / 3.8 / 3.6 / 3.2	3.84 / 3.648 / 3.456 / 3.072	4.16 / 3.952 / 3.744 / 3.328
8	ep	2043/PASSAGE ROUE AV G PARTIE CENTRAL	C	1,8	1,67	1,93
9	ep	2011/RFT DBL PIED AV G	C	1,17	1,115	1,225
10	ep	2101/DBL PIED AV G	C	0,97	0,93	1,01
11	ep	2219/RFT APPUI COUPELLE G	C	1,17	1,115	1,225
12	ep	2210/CLOISON CHAUFFAGE	C	1,77	1,71	1,83
13	ep	1654/PDC EQUERRE TRAVERSE	C	3	2,87	3,13

14	ep	2115/RFT SUP PIED AV G	C	0,97	0,925	1,015
15	ep	50012/RENFORT BANDEAU	C	1,17	1,115	1,225
16	ep	2361/TRV AV SOUS SIEGE G	C	1,8	1,67	1,93
17	ep	2306/RFT LONGERON SUR PLANCHER G	C	2,47	2,34	2,6
18	ep	2021/LONGERON AV PARTIE AR G	C	2	1,87	2,13
19	mat	10796/LONGERON AV G	D	HE450M	nuance min	nuance max
20	mat	10806/LONGERON AV G	D	P280	nuance min	nuance max
21	mat	10798/ELT FERMETURE DE LONGERON G	D	HE450M	nuance min	nuance max
22	mat	10807/ELT FERMETURE DE LONGERON G AV	D	P280	nuance min	nuance max
23	mat	10795/RFT LONGERON AV G PARTIE EXT	D	HE450M	nuance min	nuance max
24	mat	10797/10846/10847/10848 LONGERON AV G PARTIE CENTRALE (*4PID)	D	HE450M	nuance min	nuance max
25	mat	10796/PASSAGE ROUE AV G PARTIE CENTRAL	D	HE450M	nuance min	nuance max
26	mat	10792/RFT DBL PIED AV G	D	P280	nuance min	nuance max
27	mat	10809/DBL PIED AV G	D	XES_peint	nuance min	nuance max
28	mat	1792/RFT APPUI COUPELLE G	D	P280	nuance min	nuance max
29	mat	10826/CLOISON CHAUFFAGE DAG	D	XES_peint	nuance min	nuance max
30	mat	10794/RFT SUP PIED AV G	D	P280	nuance min	nuance max
31	mat	50931/RENFORT BANDEAU	D	XE320D	nuance min	nuance max
32	mat	10813/TRV AV SOUS SIEGE G	D	HE400M	nuance min	nuance max
33	mat	10830/RFT LONGERON SUR PLANCHER G	D	HE450M	nuance min	nuance max
34	mat	10795/LONGERON AV PARTIE AR G	D	HE450M	nuance min	nuance max

Fig 6.8 : Récapitulatif des variables stochastiques de l'étude

Les matériaux sont distribués uniformément entre les lois de comportement minimale et maximale. La figure 6.9 illustre la distribution des épaisseurs dans l'intervalle de tolérance et les variations des propriétés matériaux.

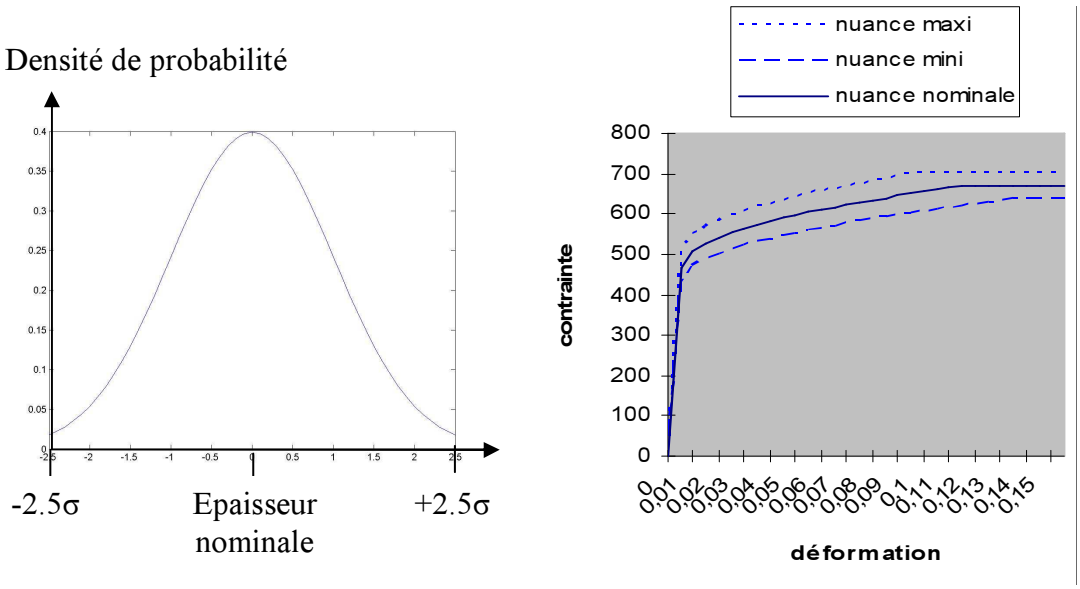


Fig. 6.9 : Distribution des épaisseurs dans l'intervalle de tolérance et variations extrêmes des propriétés matériaux.

Les variations de points de soudure seront réalisées en faisant varier la limite élastique de 5% des points de soudure de la structure tirés aléatoirement.

- *Objectifs*

La qualité de la structure sera jugée à l'aide de 8 valeurs d'intrusion dans l'habitacle qui doivent respecter des limites.

4. Estimation de la robustesse des Prestations

Une simulation numérique est un ensemble d'opérations qui se succèdent dans le temps. Elle ne fournit jamais 2 fois le même résultat. Pour savoir si les prestations sont stables, il nous faut estimer la répétabilité des simulations.

- *Notion de répétabilité*

Lors de la conception d'un système, on modifie ses caractéristiques de façon à obtenir les prestations recherchées. Ces variations Δ(prestations) peuvent se décomposer entre les effets des variations de facteurs contrôlées Δ(facteursContrôlés), et des variations

incontrôlables d'effet ε (position exacte d'une pièce, température, …). On peut ainsi écrire :

$$\Delta(prestations) = f\left(\Delta(facteursMaîtrisés)\right) + \varepsilon$$

Lorsqu'on produit un véhicule, tous les facteurs maîtrisés sont fixés (on ne prend pas en compte la diversité véhicule : options, différentes motorisations…). La dispersion des prestations n'est due qu'à des variations incontrôlées. On appelle répétabilité la grandeur ε qui rend compte de ces variations non désirées. On ne peut réduire les niveaux de variation des variables incontrôlées, mais la conception robuste consiste à minimiser leur effet sur les prestations.

Initialement, la notion de répétabilité provient de la dispersion des prestations que l'on observe lorsqu'on répète le même essai physique plusieurs fois. Ces dispersions sont liées aux variations incontrôlées des facteurs de conception dans leur intervalle de fabrication, aux variations des conditions d'essais, aux erreurs de mesure et aux instabilités physiques. En effet, on a vu précédemment que certains modes de ruines (comme le flambement d'une poutre) sont intrinsèquement instables : on ne peut prédire leur comportement. On peut écrire pour les essais physiques :

$$\varepsilon_p = \Delta(conception) + \Delta(conditionsEssai) + \Delta(mesures) + \Delta(instabilitésPhysiques)$$

C'est cette dispersion physique que l'on veut maîtriser pour s'assurer que le jour de la certification, le véhicule testé atteigne les prestations visées.

Dans le domaine des simulations numériques, les incertitudes de mesures n'existent pas, et la dispersion des facteurs de conception et des conditions d'essais sont reproduites artificiellement. Mais il apparaît, en plus, des instabilités numériques qui augmentent la dispersion des prestations. On peut écrire :

$$\varepsilon_s = \varepsilon_p + \Delta(erreurNumérique)$$

Les éditeurs de codes de calcul crash estiment cette dispersion numérique à 10% à 15%. Les principales sources du bruit de calcul sont :

- certains prétraitements de simulation comme les algorithmes de dépénétration en crash : avant de lancer le calcul un algorithme écarte les éléments trop proches.

- les algorithmes de gestion des contacts : suivant leur configuration, ils détectent ou non des pénétrations entre éléments et leur applique des efforts correctifs.
- La parallélisation des calculs : la plupart des codes de calcul crash utilisés actuellement parallélisent les calculs sur plusieurs processeurs. Le découpage des calculs n'est pas toujours le même, ce qui peut être source de dispersion.
- les troncatures : lorsque le résultat d'une opération n'est pas exact, le chiffre retenu est donc tronqué par rapport à sa valeur réelle. Lorsqu'il sera réutilisé dans d'autres opérations, l'erreur commise va se propager donnant naissance à une erreur d'approximation.

Ce bruit numérique n'a pas de réalité physique. Pourtant, il est nécessaire de le connaître pour pouvoir comparer proprement 2 conceptions différentes. L'estimation de la répétabilité nous permet de préciser la notion d'**équivalence** des scénarios et des prestations. En particulier, on ne pourra obtenir des prestations plus stables que leur niveau de répétabilité.

- *Notion de trajectoire*

Pour suivre ce qui se passe dans le véhicule au cours du crash et travailler sur le scénario de choc, nous avons besoin de récolter des informations sur ce qu'il s'y passe. Avec la collaboration des experts crash de RENAULT, nous avons équipé le modèle de simulation de 'capteurs' qui enregistrent l'évolution de certaines grandeurs physiques pendant le choc :

- les positions de 90 nœuds du maillage éléments finis (3 coordonnées = 3 courbes temporelles par noeud) répartis sur les pièces maîtresses en choc (voir figure 6.10).

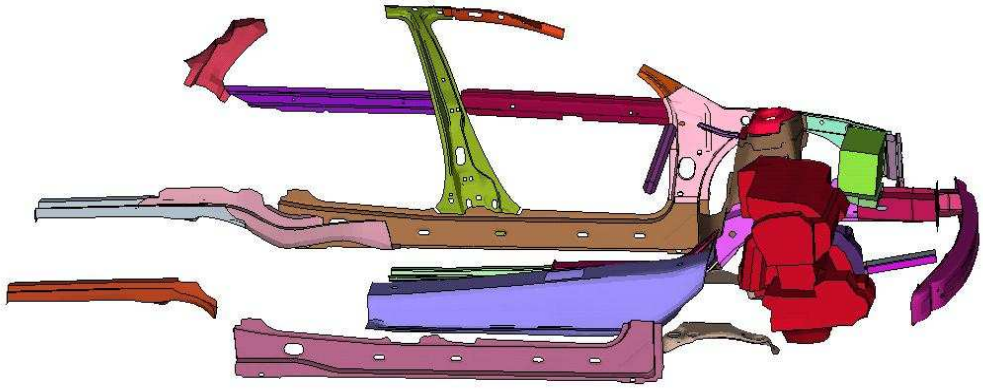


Fig. 6.10 : Pièces dont on relève les positions et les énergies au cours du choc (vue de côté)

Ces courbes nous permettent de suivre les positions et l'écrasement des pièces comme illustré sur la figure 6.11.

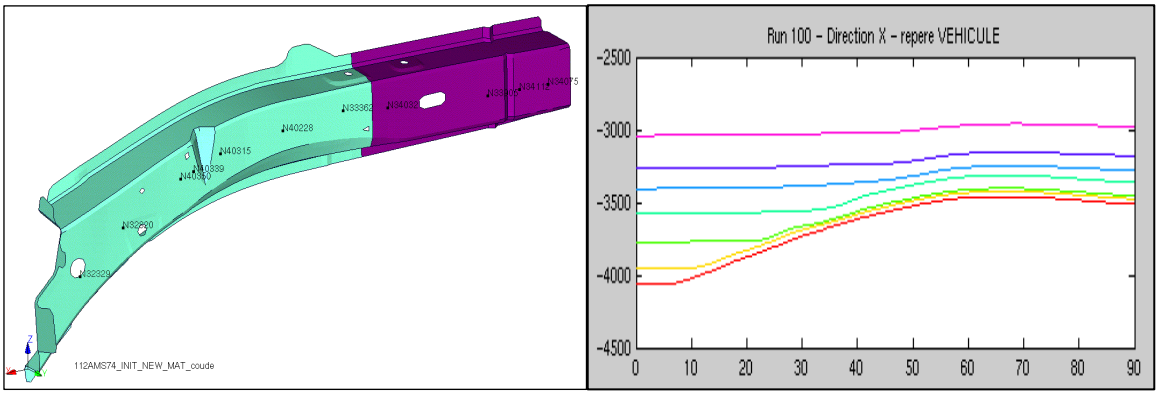


Fig 6.11 : Trajectoires de position - a) positionnement des points sur le longeron, b) évolution de la coordonnée X au cours du choc

- des forces et moments dans 92 sections d'efforts (6 coordonnées / section : 3 composantes de force et 3 composantes de moment). La figure 6.12 représente la composante X des efforts relevés sur les sections d'efforts du longeron.

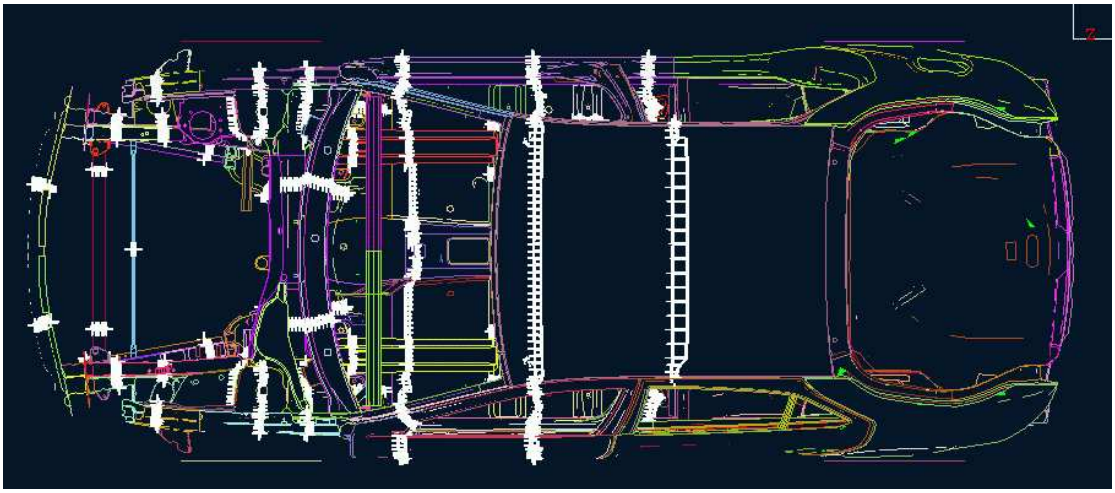


Fig. 6.12 : Sections d'efforts enregistrées au cours du choc (vue de dessus)

- les énergies internes de toutes les pièces qui se déforment au cours du choc. On peut ainsi suivre les ruines des pièces, comme le montre la figure 6.13.

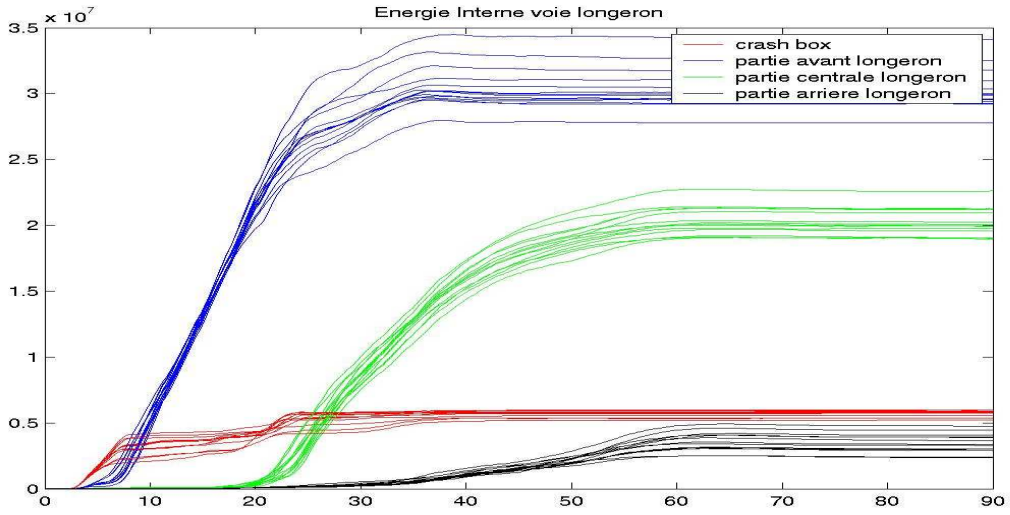


Fig 6.13 : Energie interne des pièces de la voie longeron au cours du temps et pour plusieurs simulations

- la longueur de 8 ressorts mesurant, en différents points, l'intrusion dans l'habitacle pour estimer la prestation du véhicule.

Au total, on collecte environ 900 courbes temporelles par simulation. Par la suite, chacune de ces courbes temporelles sera appelée **trajectoire**. On ne sait combien de trajectoires sont nécessaires pour décrire correctement le comportement du véhicule en crash, c'est pourquoi nous en prenons un grand nombre, a priori trop. Le tri sera réalisé par la suite. C'est une attitude statistique car il vaut mieux avoir trop d'informations et trier, plutôt que de constater qu'il nous manque une information essentielle.

Les trajectoires (position, effort, énergie) représentent les informations élémentaires qui nous permettrons de suivre l'évolution de la structure au cours du choc. Elles sont exprimées dans le repère fixe lié au sol et en fonction du temps. Pour faciliter la recherche de relations entre ces différentes grandeurs, il faudra peut être envisager :

- d'exprimer les trajectoires en fonction de l'enfoncement du véhicule (choix réalisé par les calculateurs crash chez Renault). Cette transformation peut faciliter la comparaison de différents essais car on remarque que la plupart des mécanismes de choc sont activés à partir d'un certain taux de compression du véhicule.
- de filtrer les trajectoires par les énergies de déformation : on ne s'intéresse qu'aux événements des pièces en cours de déformation. Les pièces qui ne se déforment pas ou qui ont fini de se déformer ne font que subir le comportement des autres. Ce qui leur arrive ne nous intéresse pas.
- de travailler sur les accélérations plutôt que sur les positions des points répartis sur la structure. Ce changement pourrait faciliter la compréhension des relations avec les efforts car le principe fondamental de la dynamique (m.A=F) lie ces grandeurs. Par contre, il est possible que cela rende plus difficile la détection de ruptures car les courbes d'accélération/d'effort sont beaucoup plus chahutées que les courbes de position.

➢ *Notion d'événement*

Lors de l'analyse d'un crash, les concepteurs vérifient si les pièces maîtresses de la structure ont eu le comportement attendu. Ces comportements sont appelés **événements**. On peut tout de même distinguer 2 grands types d'événements : les événements 'physiques' et les événements 'métier'.

Ces événements peuvent être rajoutés à la méthode proposée en construisant des indicateurs. L'évolution de ces indicateurs dans le temps sont de nouvelles trajectoires qui peuvent être rajoutées à l'approche proposée. La liste des événements est vouée à évoluer pour s'adapter aux spécificités de chaque structure. Il est important de pouvoir à tout instant rajouter un nouvel événement pour la construction de scénarios, ou au contraire en retirer un si il ne présente aucun intérêt.

Evénements physiques

Ce sont les événements classiques en dynamique rapide. Ils seront recherchés dans toute la structure et à chaque instant. Leur prise en compte permettra de compléter ou de remettre en question le savoir métier. Dans ce paragraphe, on a passe en revue les événements physiques identifiés, et les moyens de les identifier.

Ruine d'une pièce :

La ruine correspond à l'écrasement d'une pièce. Ce type d'événement est très important car certains éléments doivent s'écraser pour absorber l'énergie cinétique du véhicule, alors que d'autres (comme la structure de l'habitacle) ne doivent pas se déformer.

Les ruines d'une pièce peuvent se caractériser à partir de l'énergie interne des pièces. D'autres critères peuvent être utilisés pour identifier ces ruines : rapprochement de points, rupture de pente simultanée sur les courbes d'efforts et de position (voir figure suivante)… Un critère nous semble particulièrement intéressant car il permet de différencier les modes de ruine : **(énergie dissipée) / (taux compactage).** Ce critère permet de notamment de distinguer le flambement de la 'compression en accordéon'.

Contact entre pièces :

Ce type d'événement parait intéressant car il permet de comprendre comment certaines pièces peuvent interagir au cours du choc. On pense notamment au contact du GMP sur la tablier qui doit être maîtrisé pour éviter une trop grande intrusion dans l'habitacle du véhicule.

Les contacts peuvent s'identifier facilement par l'intermédiaire des efforts d'interface entre les deux pièces en contact. Il y a contact lorsque l'effort d'interface devient non nul. Mail il faut que ces contacts soient définis à la main pour pouvoir récupérer cette

information. On peut également tester le parallélisme des positions de 2 points situés chacun sur une pièce, mais cette information est moins fiable.

Rupture de liaisons :

Ce type d'événement permettra notamment de suivre le comportement de pièces fusibles et de comprendre la cinématique de certaines pièces.

Certaines liaisons entre pièces sont modélisées par des ressorts. Lorsque le déplacement atteint une certaine valeur, la loi de comportement ne passe plus d'effort, il y a rupture de la liaison. On peut caractériser cela par l'atteinte d'un seuil sur la courbe d'effort transmis dans le ressort.

Evénements métier

Ces événements sont des comportements attendus de certaines pièces. Ils sont définis par les concepteurs DICAP ou DPC, et traduisent la stratégie de protection des passagers. Ils sont donc susceptibles de varier d'un véhicule à l'autre, mais leur occurrence est souvent nécessaire pour assurer le bon déroulement du choc. Ils peuvent être de complexité plus ou moins grande mais ils sont toujours recherchés sur des endroits pré déterminés de la structure. La détection de ces événements permet d'intégrer le savoir faire de l'entreprise. Dans le cas du véhicule X74 qui est le support de notre étude, nous avons recensé quelques événements pour illustrer nos propos :

Départ R2 :

La flexion de certaines pièces au cours du choc peut être souhaitée ou redoutée. Le 'départ R2' est la flexion du longeron avant (voir figure ci-dessous). Cette flexion fait partie de la stratégie de protection des passagers car elle réduit fortement l'intrusion dans l'habitacle au niveau des pieds du conducteur. Une amorce a même été placée sur le longeron pour provoquer à coup sûr cette déformation.

Le départ R2 peut facilement être identifié en suivant l'évolution de l'angle formé par 3 noeuds situés autour de l'amorce de flexion (voir figure 6.14)

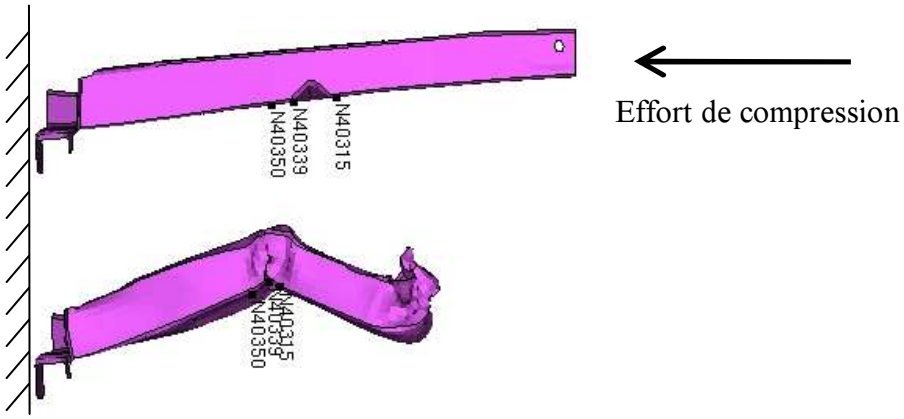


Fig 6.14 : Vue de dessus du longeron avant. Fléchissement en départ R2 autour de l'amorce lorsqu'il est soumis à un effort de compression

Flexion du montant de baie :

A l'opposé, la flexion du montant de baie (voir figure 6.15) est redoutée. Elle trahit une faiblesse de l'habitacle et est sanctionnée par une mauvaise note au choc médiatique EuroNCAP. Son identification peut être repérée à partir des trajectoires de position de plusieurs nœuds du montant de baie.

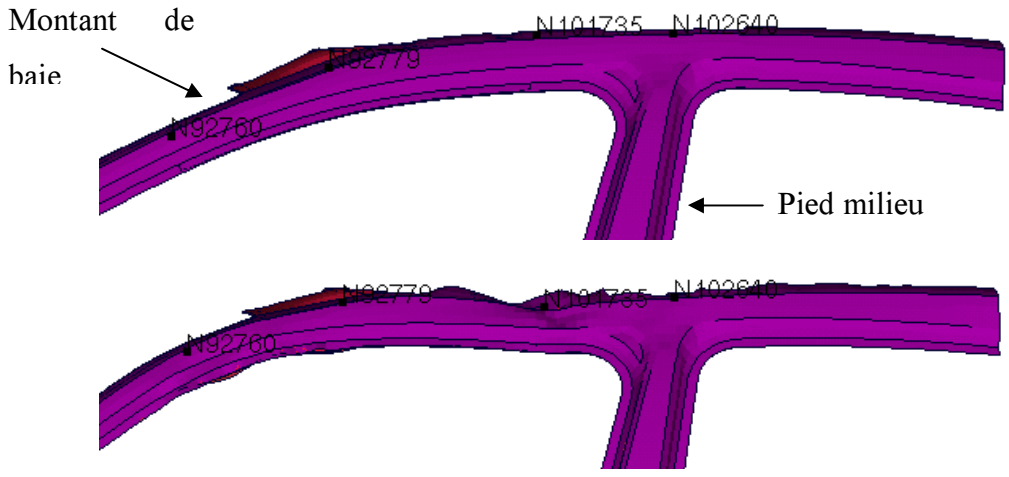


Fig 6.15 : Vue de côté de la superstructure du véhicule, avant et après flexion du montant de baie

Echappement de porte :

Le scénario de crash repose sur des voies d'effort. Cela permet d'anticiper la répartition des efforts dans la structure pour la dimensionner correctement. Une de ces voies passe par le bandeau de porte pour s'appuyer sur le pied milieu. On parle d'échappement de porte lorsque la porte avant s'ouvre. Les efforts dans le bandeau ne sont plus transmis au pied milieu. Ces efforts sont alors reportés sur d'autres voies d'effort qui ne sont pas dimensionnées pour ça. Cet événement perturbe fortement le comportement du véhicule en crash. Pour détecter cet événement, un critère métier a été mis au point à partir de la position de plusieurs points du bandeau et du pied milieu.

Rotation de pièce :

La cinématique de certaines pièces peut avoir une importance dans le scénario de choc, que ce soient des éléments de structure (le pied milieu par exemple), ou des pièces rigides (groupe moto propulseur = GMP).

La détection de ces événements est facilement repérable à partir de positions mesurées au cours du choc. Il faudra alors que la pièce soit équipée de 3 capteurs de position et qu'elle ne se déforme pas trop au cours du choc.

Les événements physiques et métiers décrits ci-dessus peuvent avoir une grande influence sur les prestations crash. Il serait intéressant de les implémenter dans notre application. Les événements implémentés dans l'exemple d'application sont les sorties du scénario de référence. Les paragraphes suivants décrivent comment construire ce scénario de référence et détecter la sortie d'une trajectoire.

- *Estimation de la répétabilité*

La répétabilité des simulations peut être estimée de plusieurs façons :

- réaliser plusieurs fois la simulation nominale sans l'option PIPE de PamCrash qui fournit, par un artifice numérique, toujours les mêmes résultats.
- Introduire des variations infinitésimales des variables de l'étude sans réalité physique. Le niveau de ces variations doit permettre de retrouver le bruit de simulation.

Dans cette étude, nous utilisons la 2ème approche. La répétabilité est estimée par l'intermédiaire de plans d'expériences sursaturés qui permettent de faire varier un grand nombre de paramètres avec très peu d'essais.

Nous réalisons 2 plans sursaturés de 24 essais avec des intervalles différents de variation des facteurs :

- dans le premier, les variations sont de 1/1000ème de l'intervalle de tolérance.
- Dans le second, les variations sont de 1/100ème de l'intervalle de tolérance.

Normalement, on devrait également faire varier les propriétés matériau et la résistance des points de soudure, mais les lois de dispersion ne sont pas connues.

Les résultats obtenus sont illustrés par la figure 6.16 qui nous montre l'effet des variations des facteurs sur 2 intrusions. Pour chaque intrusion on représente 2 graphiques correspondants aux variations pour le plan à 1/100ème, et aux variations pour le plan à 1/1000ème.

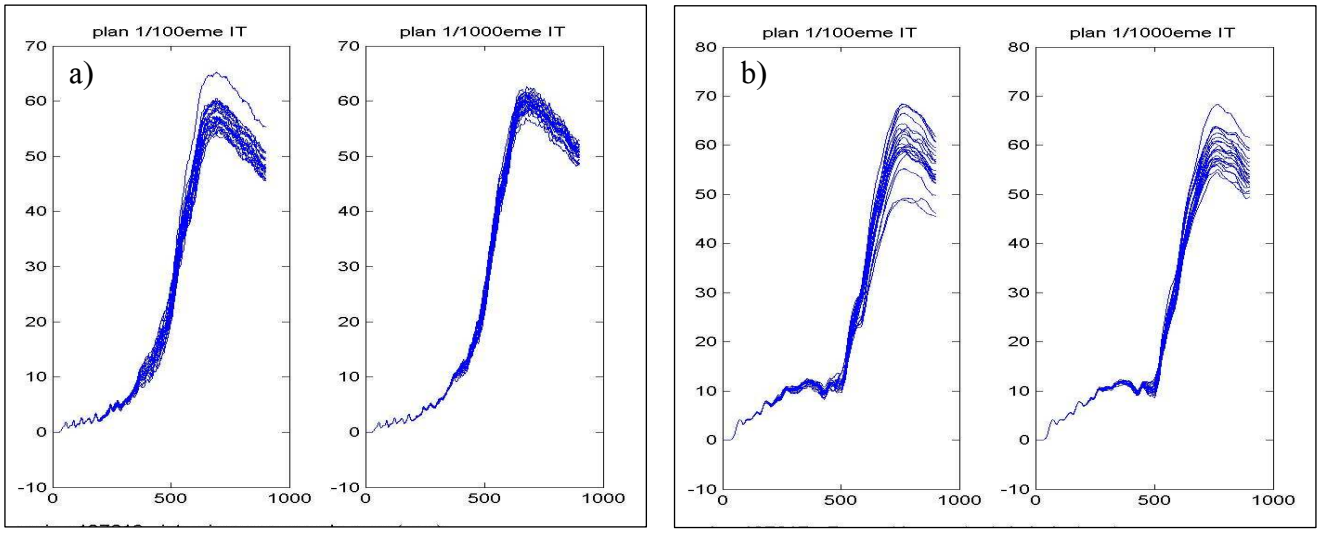


Fig 6.16 : Effet des niveaux de dispersions des variables de conception sur les prestations. De gauche à droite : 1/100ème de l'intervalle de tolérance (IT) et 1/1000ème IT. a) intrusion 'passage de roue' b) intrusion montant de baie

On remarque que la dispersion est quasiment équivalente pour ces 2 plans d'expériences, aux erreurs d'estimations près (on a réalisé un faible nombre d'essais pour estimer cette dispersion). Une étude plus approfondie est en cours, mais on peut conclure à la stabilité

des prestations dans ces 2 cas. Ces variations peuvent être attribuées à la dispersion numérique.

De telles variations peuvent être relevées pour toutes les trajectoires mesurées pendant l'étude. Pour chaque trajectoire, on peut définir à chaque instant des valeurs minimale et maximale de la courbe sur un ensemble d'essais. On obtient donc une courbe min et une courbe max pour chaque trajectoire du véhicule. En estimant ces corridors sur les essais de répétabilité, on obtient **le scénario de référence** de la structure.

- *Estimation de la robustesse des prestations*

Nous rappelons que cette étude repose sur l'hypothèse que les scénarios de choc ont une influence d'ordre 1 sur les prestations choc. Rechercher les prestations les plus différentes est donc équivalent à rechercher les scénarios de choc les plus différents.

Pour estimer ces variations, plusieurs approches sont possibles :

- Sonder l'espace de conception (intervalle de tolérance des facteurs) par des plans d'expériences ou des simulations de Monte Carlo,
- Optimiser les différences entre scénarios (cela demande de définir un critère de distance entre scénario) ou les différences entre prestations.

Dans notre étude, cette recherche est effectuée par l'intermédiaire d'un plan sursaturé à 12 essais qui permet de faire varier tous les paramètres de conception avec un minimum d'essais.

Les variations obtenues sont à comparer aux variations de répétabilité. La figure 6.17 montre les variations de plusieurs intrusions en fonction du temps et pour les 3 plans sursaturés effectués : variations dans l'intervalle de tolérance, variations pour le plan à $1/100^{ème}$ et variations pour le plan à $1/1000^{ème}$.

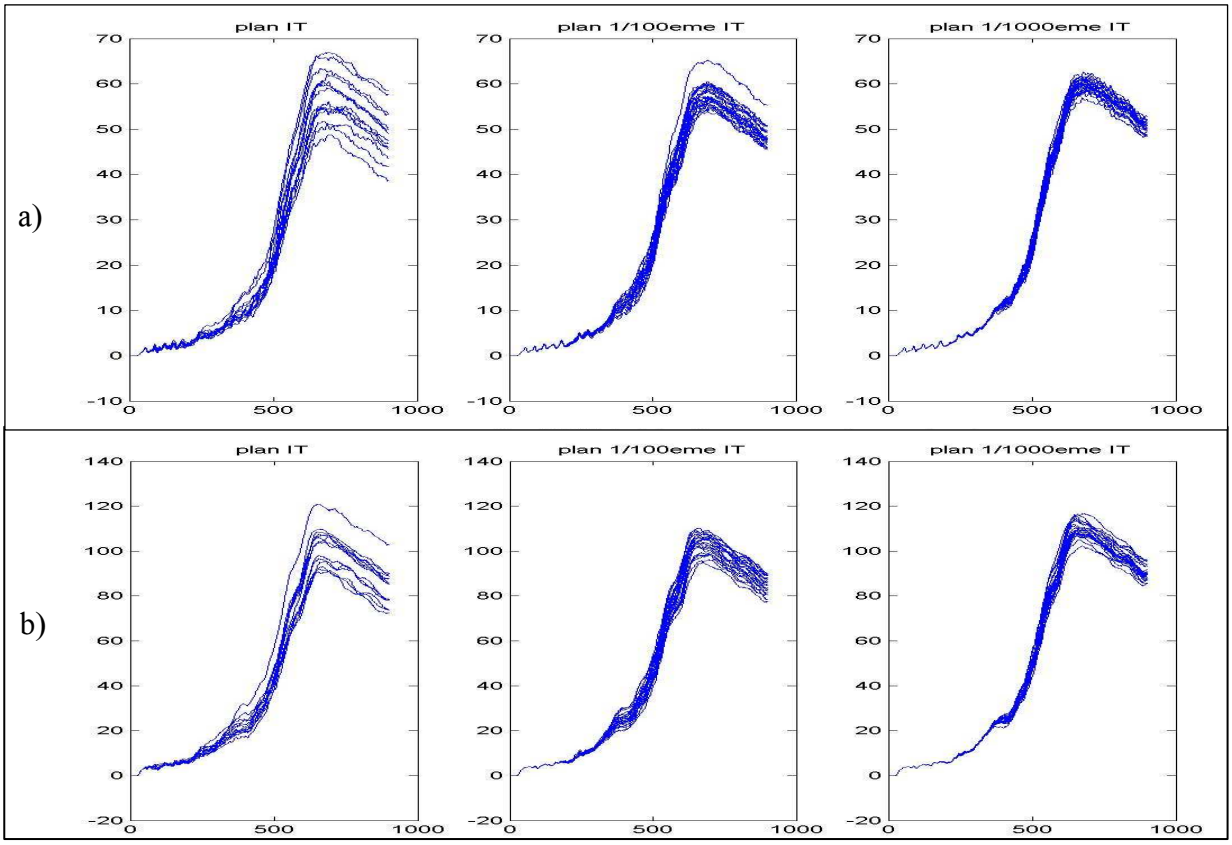


Fig 6.17 : Comparaison des niveaux de dispersion des prestations lorsque les facteurs sont dispersés. De gauche à droite : intervalle de tolérance (IT),, 1/100ème IT et 1/1000ème IT. a) intrusion 'passage de roue' b) intrusion 'coude de longeron'

Dans cet exemple, on voit très clairement que les prestations sont bien plus dispersées dans l'intervalle de tolérance que dans les essais de répétabilité, notamment en début de choc où l'on voit apparaître des instabilités.

Cette remarque peut également être faite à partir de la comparaison d'un essai au scénario de référence. Sur la figure 6.18, les limites du scénario de référence sont représentées en traits épais rouges, l'intrusion de l'essai considéré en trait fin bleu. On peut y voir que l'intrusion sort du scénario de référence à un instant situé au tour de 40ms. C'est ce type d'événements qui a été implémenté dans la version de l'outil présentée.

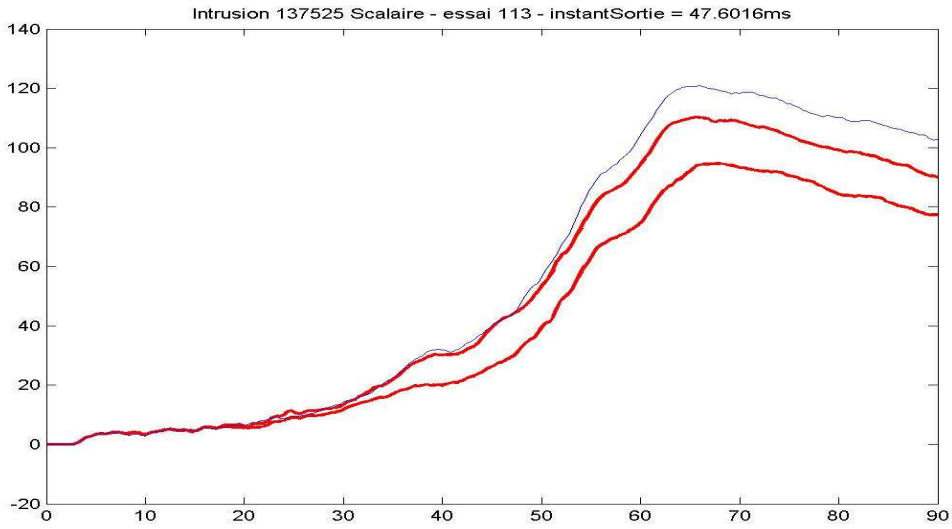


Fig 6.18 : Comparaison de l'intrusion d'un essai dispersé (trait fin bleu) au scénario de référence (trait rouge épais)

5. Elimination des sources d'instabilité

Nous voulons maintenant identifier quelles sont les parties du véhicule qui causent ces instabilités, pour supprimer ces variations.

Nous commençons par présenter les outils existants sur le marché des logiciels. Ces outils n'apportant pas satisfaction, nous proposons un nouvel outil basé sur la propagation des instabilités dans la structure.

- *Outils commerciaux de détection des instabilités*

Pour aider les concepteurs à rechercher les instabilités de la structure, 2 principaux outils ont été développés.

Visualisation des différences de comportement

l'Université de Stuttgart a développé un outil de visualisation des dispersions sur le modèle de calcul. Ce logiciel compare la position de chaque nœud du maillage EF avec les positions qu'il a dans les autres essais. Ces différences de positions sont ensuite

affichées à l'écran par un code couleur, ce qui permet de visualiser facilement les dispersions (voir figure 6.19).

L'inconvénient est que cet affichage ne donne aucune indication sur les origines ou les interactions entre les zones dispersées. En effet, de petites instabilités en début de choc peuvent entraîner de grandes différences en fin de choc. C'est alors l'expérience du concepteur qui prend le relais.

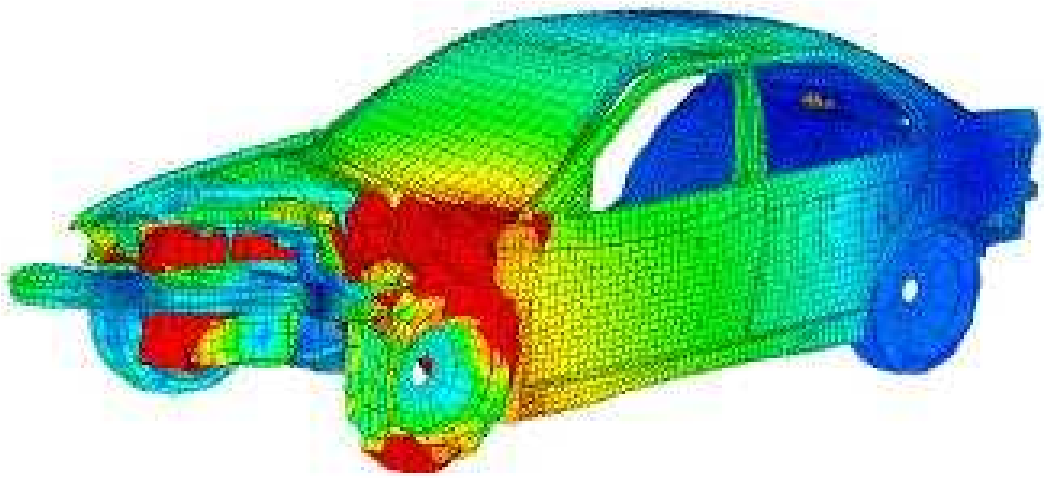


Fig 6.19 : Visualisation issue du logiciel de l'université de Stuttgart. Les zones rouges sont les plus dispersées

Recherche des sources de dispersion

Diffcrash est un logiciel de la société ESI qui recherche des différences entre simulations crash, et essaie de retrouver leurs causes. L'algorithme travaille sur les positions des nœuds du maillage EF comme dans l'outil de l'Université de Stuttgart. Mais ensuite, il repère comment les positions d'un nœud à un instant donné se dispersent dans l'espace pour les différents essais : ces différentes positions forment une figure, comme représenté sur la figure 6.20. Il cherche ensuite parmi les autres nœuds et les autres instants, s'il trouve des figures identiques.

Par exemple, si l'étude du longeron fait apparaître 3 essais qui se comporte différemment des autres, et si l'algorithme trouve que les points de la crash box forment les mêmes groupes, alors le logiciel en déduit que les variations sur le longeron sont dues à la dispersion de la crash box.

La recherche de causes est très intéressante. Elle permet aux concepteurs d'identifier les zones responsables d'instabilités et d'enclencher des actions correctives. Malheureusement, les tests réalisés chez Renault pour cet outil ne se sont pas avérés concluants et il n'a pas été adopté par l'ingénierie.

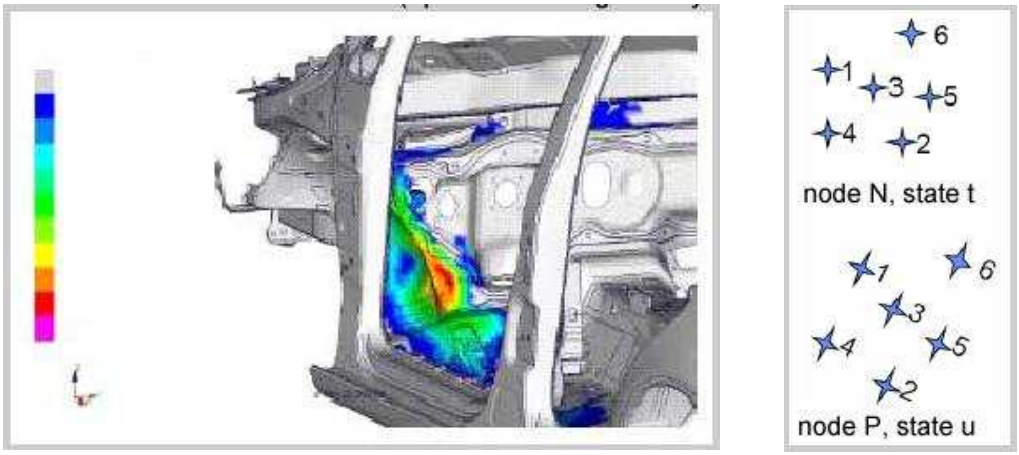


Fig 6.20 : Visualisation issue de DiffCrash et principe de recherche de l'origine des différences entre simulations

Ces outils n'apportant pas satisfaction, il nous faut un moyen d'identifier les sources d'instabilités. Pour cela, nous allons utilisés les chemins d'efforts décrits dans le paragraphe suivant.

- *Notion de chemin d'effort*

Les efforts sont les lois de commande des déformations des pièces de la structure en crash. L'étude de leur propagation dans la structure du véhicule nous permettra de mieux comprendre comment peuvent se propager les dispersions.

Une structure rigide ne se déforme que si elle est soumise à un chargement. Or ces efforts se propagent dans la structure sous forme d'ondes élastiques à des vitesses très élevées qui dépendent de la raideur et de la densité des matériaux ($c = \sqrt{E/\rho}$). Pour l'acier, la vitesse de propagation atteint 5200 $m.s^{-1}$, soit 5.2 $m.ms^{-1}$. Ainsi en une milliseconde, les efforts se propagent d'un bout à l'autre du véhicule. Les courbes d'efforts mesurées sur 2 sections distinctes d'une poutre excitée subiront des variations quasi simultanées. On peut

donc trouver les voies de propagation des efforts en cherchant les corrélations entre trajectoires d'efforts.

Remarque : Le principe fondamental de la mécanique veut qu'au niveau d'un nœud de structure la somme des efforts soit nulle. Par exemple, dans le cas d'un nœud à 3 poutres, si une des poutres est soumise à un effort, ce dernier est transmis et se décompose dans les 2 autres poutres. La seule contrainte est que la somme des efforts transmis soit égale à l'effort incident. Il se peut donc qu'un effort dans une direction soit transmis dans la poutre adjacente mais en changeant de coordonnée. Pourtant les 2 sections n'en restent pas moins connectées/liées.

Par l'observation des efforts, on peut comprendre comment se propagent les efforts sur la structure du véhicule. Chaque pièce de la structure peut être considérée comme une boite noire dont la déformation est pilotée par les efforts qu'elle subit. C'est pourquoi connaître la propagation des lois de commande des déformations (les efforts) nous permettra de comprendre les liens entre les déformations de différentes pièces. Ainsi, la cause de l'instabilité de déformation d'une pièce (si la ruine n'est pas intrinsèquement instable) ne peut se trouver que sur la voie de propagation de l'effort qui cause la ruine. Dans notre optique d'étude de la robustesse et surtout de localisation des sources de dispersions, la connaissance des voies de propagation guide la recherche des causes d'un événement. En particulier, la cause de dispersion d'une déformation ne peut se trouver que sur un chemin d'effort dont fait partie la pièce déformée.

- *Construction de chemins d'effort*

Découpage du véhicule en groupes

La plupart des véhicules actuels sont construits suivant le principe de caisse autoporteuse, c'est à dire qu'il n'y a plus de châssis tubulaire séparé des éléments d'aspect extérieurs. La principale conséquence est qu'il est a priori difficile d'identifier des voies de propagation distinctes. Cependant, une analyse de la structure permet de découper le véhicule en **groupes** ou **poutres** de pièces assimilables à des morceaux de poutre. En

assignant chaque trajectoire à un groupe, on peut établir un lien géométrique entre les trajectoires.

Une poutre est définie comme une partie de structure située entre 2 nœuds de structure de sorte qu'un effort appliqué d'un côté ressorte de l'autre, modifié par la fonction de transfert de la poutre. Il n'y a pas d'entrée d'effort multiple (hors mis celles négligées notamment au niveau de la coupelle d'amortisseur).

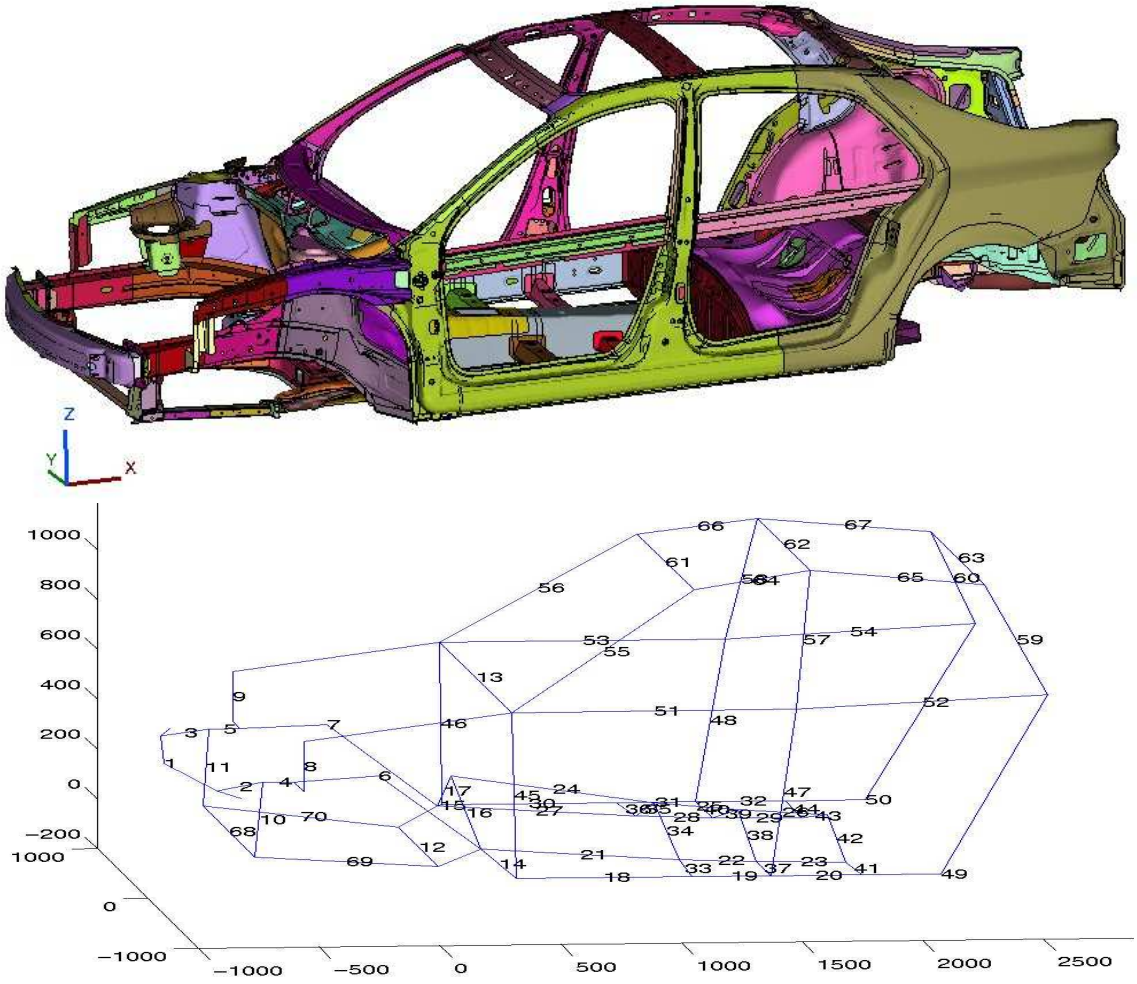


Fig 6.21 : Véhicule X74
a) modèle éléments finis, b) structure poutre associée

Le découpage de la structure X74 en poutres est représenté sur la figure 6.21. Chaque trajectoire est ensuite assignée à un groupe de façon à pouvoir repérer facilement les trajectoires voisines d'une trajectoire donnée. Notamment, une voie d'effort ne peut

regrouper 2 poutres qui ne sont pas interconnectées par d'autres poutres dont les efforts se ressemblent.

La représentation précédente a été obtenue sous Matlab à partir :

- d'un fichier comportant des points de construction avec leur coordonnées.
- d'un fichier assignant à chaque poutre les points qui la composent.

La recherche des poutres voisines d'une poutre donnée peut donc se faire en recherchant les poutres qui ont en commun un point de construction. On peut même envisager de récupérer les coordonnées de chaque point de construction au cours du crash pour que la forme de la structure évolue au cours du temps.

Identification des poutres connectées

Un chemin d'effort est au minimum composé de 2 poutres connectées par des efforts. Les efforts sont mesurés sur des sections réparties sur la structure du véhicule, et il peut exister plusieurs sections sur une même poutre. Chaque section d'effort se compose de 6 trajectoires qui sont les coordonnées au cours du temps (force suivant x, y, z et moments autour de x, y, z). Comme nous travaillons sur l'évolution de ces trajectoires, il nous faut des critères pour déterminer que :

- 2 trajectoires sont liées,
- 2 sections sont liées,
- 2 poutres sont liées.

Connexion de 2 poutres

Pour que 2 poutres de structure soient liées, c'est-à-dire qu'il existe un effort commun qui transite à travers les 2 poutres, il suffit qu'une des sections d'une poutre soit liée à une section de l'autre poutre. Comme les liens entre poutres ne sont pas constants au cours du choc en raison de l'effondrement de la structure, toute connexion entre poutre est associée à une fenêtre temporelle de validité.

Connexion de 2 sections

La condition de liaison entre 2 sections est donc qu'au moins une coordonnée de la première section soit connectée à une coordonnée de la deuxième. De façon plus générale, il faudra tester la connexion de chaque coordonnée de la première section avec

chaque coordonnée de la deuxième. Les fenêtres de connexion des 2 sections sont alors la réunion des fenêtres de connexion des trajectoires prises 2 à 2.

Pour être candidates à l'analyse de connexion, 2 sections doivent être situées dans des poutres différentes (par défaut les sections d'un même poutre sont corrélées), mais qui doivent être voisines. Le repérage des poutres voisines peut s'effectuer en constatant que 2 poutres voisines ont forcément un point de construction en commun.

Une volonté métier consiste à pouvoir identifier séparément les chemins d'efforts selon chaque direction de l'espace. Un filtre commun à toutes les sections nous permettra donc de sélectionner les coordonnées candidates à l'analyse de connexion : on sélectionnera les coordonnées à corréler (Fx, Fy, Fz, Mx, My, Mz).

Connexion de 2 trajectoires d'effort

On s'intéresse ici à 2 trajectoires appartenant à 2 sections situées sur des poutres adjacentes. On cherche à connaître les fenêtres temporelles pendant lesquelles les courbes subissent des variations semblables. Le critère de similitude retenu est le coefficient de corrélation :

$$coeffcorr(s1, s2) = \frac{\mathrm{cov}(s1, s2)}{\sqrt{\mathrm{var}(s1).\mathrm{var}(s2)}}$$

Si ce coefficient est supérieur à un seuil paramétrable, alors on considère que les signaux s1 et s2 sont corrélés. Des tests ont révélés qu'un seuil de 0.99 permettait de retrouver ces chemins d'effort. Mais on ne retiendra que les fenêtres de corrélation dont la durée est supérieure une valeur paramétrable (5ms par défaut).

Comme la transmission des efforts est instantanée dans la structure, les signaux à corréler n'ont pas besoin d'être décalés avant corrélation. Par contre, comme on cherche des fenêtres temporelles, il faut calculer le coefficient de corrélation sur toutes le fenêtres possibles : c'est-à-dire tous les couples (t1,t2) tels que t2-t1>Xms. On retient ensuite les fenêtres dont le coefficient de corrélation est supérieur au seuil. L'agrégation de ces fenêtres temporelles est ensuite réalisée par union sur toutes les composantes de toutes les sections des 2 poutres dont on teste la corrélation.

On connaît ainsi à chaque instant du choc les poutres qui sont connectées. Le chemin d'effort est stocké sous forme d'une matrice à 3 dimensions (numéro de groupe x numéro de groupe x fenêtre temporelle). Pour la fenêtre temporelle *Fi*, la case (groupe i x groupe j) aura pour valeur 1 si les poutres i et j sont connectées.

- *Construction de l'arbre de défaillances*

Maintenant que l'on sait comment les dispersions se propagent dans la structure, nous allons essayer de comprendre les interactions des trajectoires qui ne respectent pas le scénario de référence en utilisant les chemins d'effort et le scénario de référence. Il est à noter que cette étape ne nécessite aucune simulation de crash. Elle ne fait qu'exploiter les simulations d'estimation de la répétabilité et de la robustesse des prestations.

L'entrée de l'algorithme est une trajectoire qui ne respecte pas le scénario de référence. C'est en général une intrusion, mais toute autre trajectoire peut être utilisée. On pense par exemple au départ R2 d'un essai qui ne se comporterait pas comme le scénario de référence. On pourra par cette méthode rechercher pourquoi il ne se passe pas comme d'habitude.
L'algorithme utilisé est un algorithme itératif. Il est décrit sur la figure 6.22. La première étape est de trouver une trajectoire qui sort de la référence. Pour la conception en choc frontal, on regarde en général le max d'intrusion, mais tout autre trajectoire sortant de la référence à n'importe quel moment peut être utilisée.
On repère l'instant Ts où cette trajectoire sort de la référence. Si elle sort de la référence, c'est soit qu'elle est instable, soit qu'elle a subi des actions différentes de la part du reste de la structure. On identifie la poutre P à laquelle appartient cette trajectoire, et on recherche quelles poutres sont connectées à P à l'instant Ts par les chemins d'effort. Ces poutres connectées sont les causes possibles. Pour chaque cause (poutre) possible, on regarde si au moins une de ses trajectoires sort de la référence à Ts. Si c'est le cas, on obtient au moins une trajectoire de la poutre qui sort de la référence et des instants Tsi associés. Cette poutre est classée parmi les causes avérées et son instant de sortie de la référence est le min(Tsi). Si ce n'est pas le cas, la cause possible n'est pas une cause.

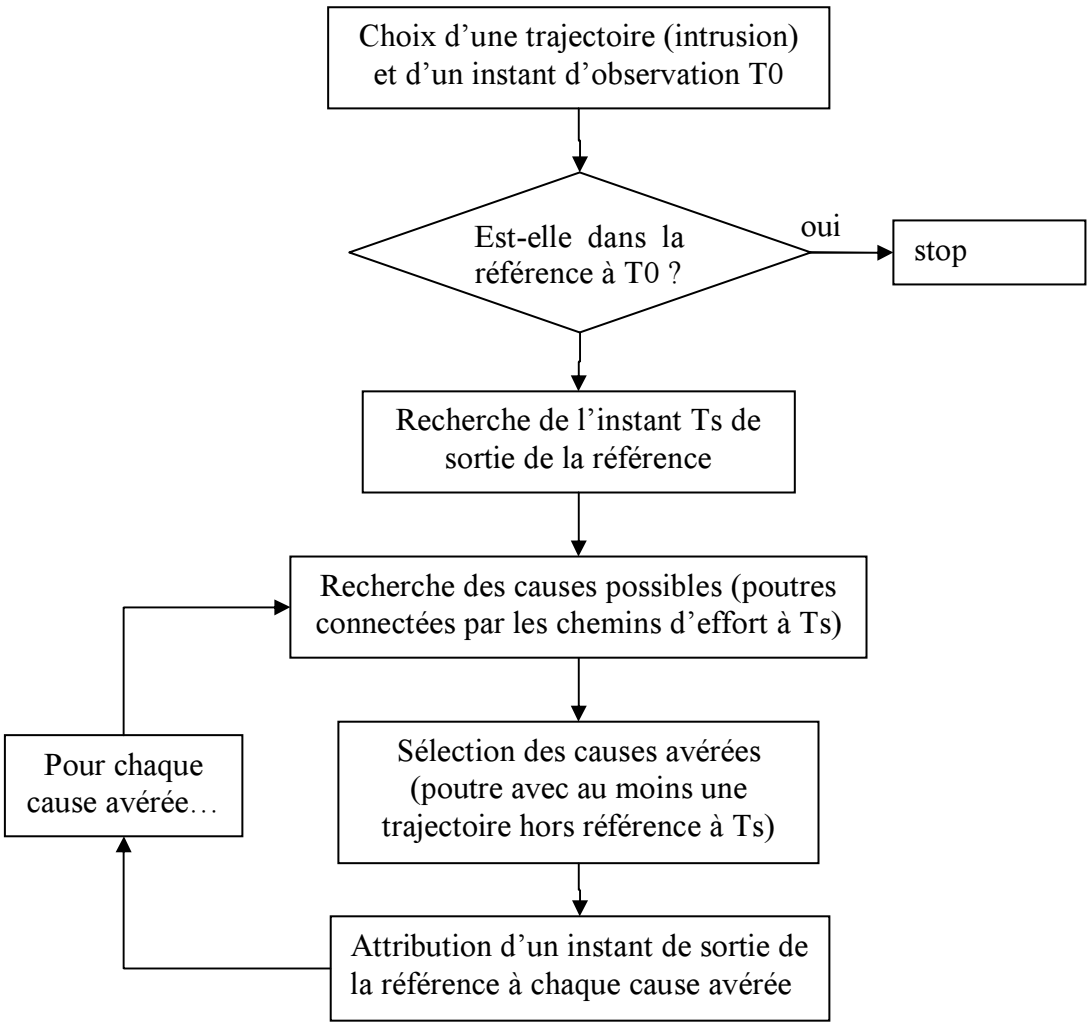


Fig 6.22 : Algorithme de recherche des causes d'instabilité

Pour chaque cause avérée, on reproduit le schéma de recherche précédent en commençant par rechercher les poutres connectées à l'instant de sortie de la référence. On construit ainsi un arbre de causes qui remonte dans le temps et liste tous les éléments de structure qui ne se comportent pas comme la référence.
L'algorithme s'arrête lorsqu'il ne trouve plus de causes.

Les feuilles de l'arbre (les dernières causes trouvées) sont les pièces qui ont initié les instabilités. En remontant dans l'arbre, on peut suivre pas à pas les effets des instabilités

jusqu'à la trajectoire qui nous intéresse. Pour stabiliser la prestation, il faut supprimer ces instabilités. La source de l'instabilité (la ou les poutres identifiées comme causes initiales) doit être retravaillée pour assurer la robustesse de son comportement.

Il est intéressant de remarquer qu'il n'y a plus besoin que les caractéristiques d'une pièce aient varié pour l'identifier comme instable. Il suffit qu'un capteur ait été placé dessus avec les simulations.

L'avantage est que, si le modèle a été instrumenté de façon intelligente, on dispose des plages d'efforts que peut subit la pièce. L'objectif devient de stabiliser le comportement de la pièce par rapport à cet ensemble d'excitations. De plus, on peut :

- isoler la pièce du reste de la structure pour réduire les coûts de simulation,
- reformuler le problème de conception comme bon nous semble en rajoutant toutes les variables de conception que l'on veut (variables de forme, d'épaisseur…).

6. Résultats et perspectives

- *Analyse des causes de défaillances*

La représentation globale de l'arbre de cause n'est pas aisée, on en donne un exemple dans l'annexe 1. Pour illustrer les résultats, nous représentons une branche de l'arbre des causes expliquant pourquoi l'intrusion 'coude de longeron' sortie du scénario de référence.

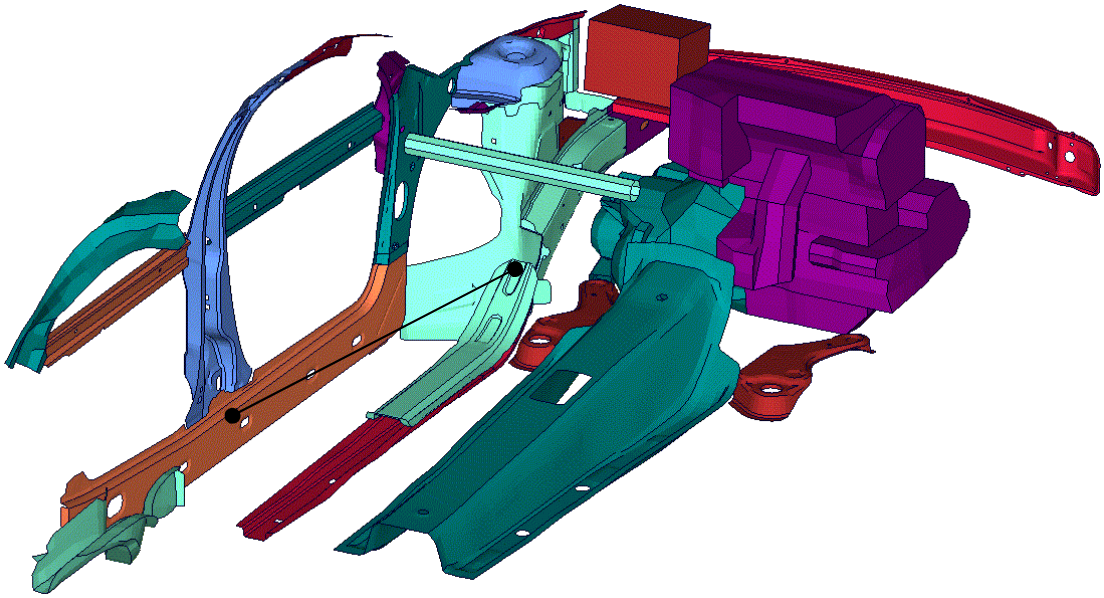


Fig 6.23 : Ressort de mesure de l'intrusion coude avec les pièces de la structure équipées de capteurs de position

Cette intrusion est mesurée entre le pied milieu gauche du véhicule, au niveau du bassin du conducteur, et la cave à pieds, où se trouve le pédalier (voir figure 6.23). Sur la figure 6.24 (voir également figure 6.21 pour les numéros de poutres), on peut voir que l'instabilité passe par la voie longeron dont l'énergie absorbée (les courbes ne sont pas représentées ici) et la position (coordonnées Z du nœud 129988) ne sont pas stables. La source primaire de dispersion est la crash box avant gauche du véhicule (voir figure 6.25) qui, au bout de 1.6ms, sort du scénario de référence (énergie 20009 et position Y du nœud 222217). Le croisement de ces 2 informations laisse penser que le mode de ruine de la pièce est différent de la référence. Une autre branche de l'arbre met en évidence que le moteur ne suit pas sa trajectoire de référence. Cela semble logique car il est fixé sur le longeron dont la position est instable. Le déplacement de cette pièce rigide est très important pour maximiser la distance d'arrêt du véhicule.

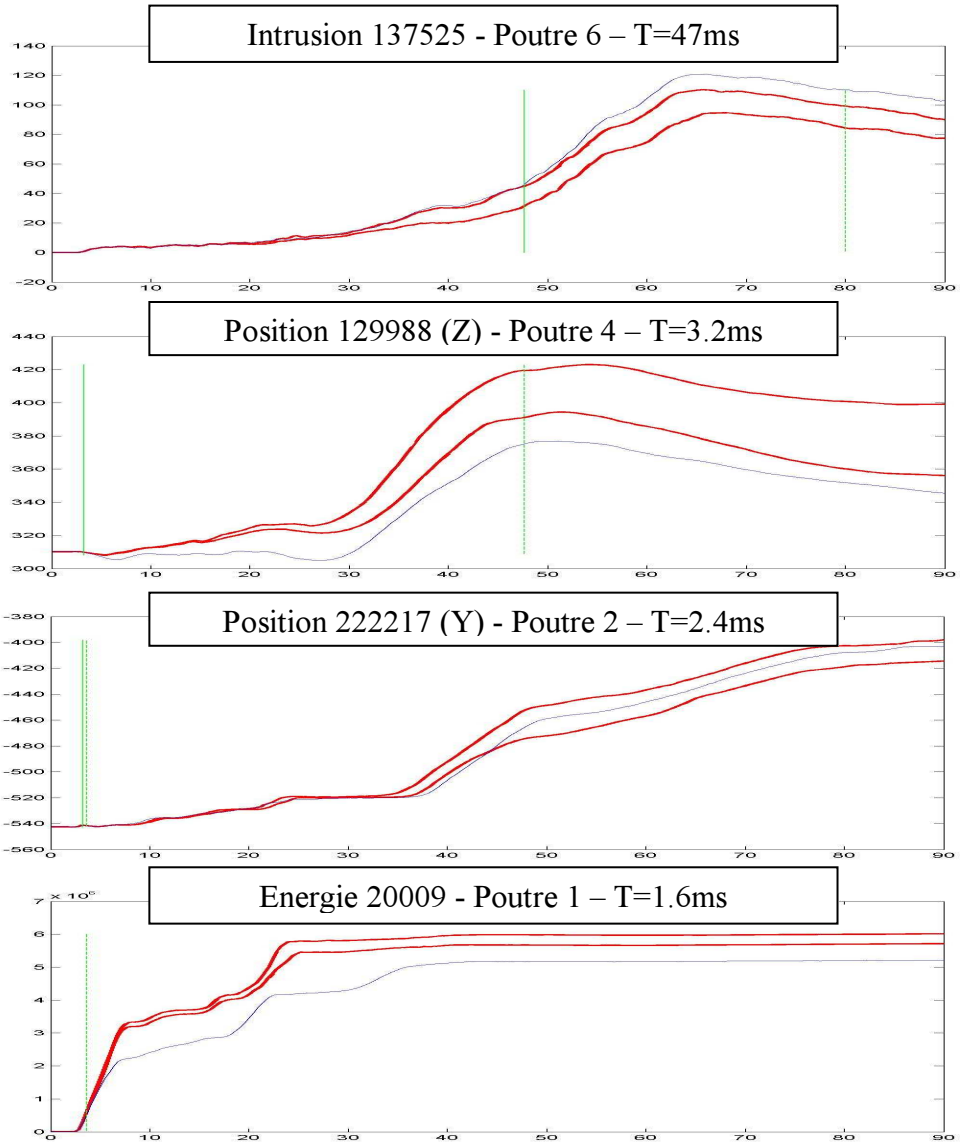


Fig 6.24 : Illustration des événements d'une branche de l'arbre des causes

Malgré notre peu d'expérience en crash, nous avons pu identifier une source d'instabilité bien connue des experts crash. Ce résultat nous permet de valider la méthodologie proposée. De plus, la construction du scénario de crash ne prend que quelques minutes sur un PC 2GHz et avec des programmes Matlab. Ce temps de construction est très faible par rapport aux simulations de crash (28h sur un serveur de calcul de 32 processeurs).

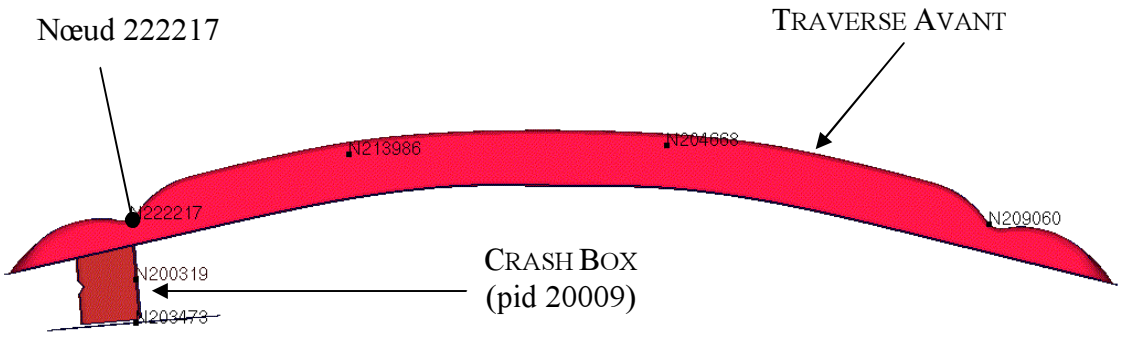


Fig 6.25 : Représentation de la traverse avant et de la crash box (vue de dessus)

De plus, on peut estimer le **gain de robustesse potentiel** que procurerait la stabilisation de la crash box. Pour cela, on compare la dispersion de la prestation sur tous les essais, avec la dispersion pour les essais où la crash box sort de la référence (voir figure 6.26). Cette estimation n'est évidemment pas très précise vu le faible nombre de simulations réalisées, mais elle peut servir à déterminer un ordre de priorités entre les sources de dispersion à éliminer.

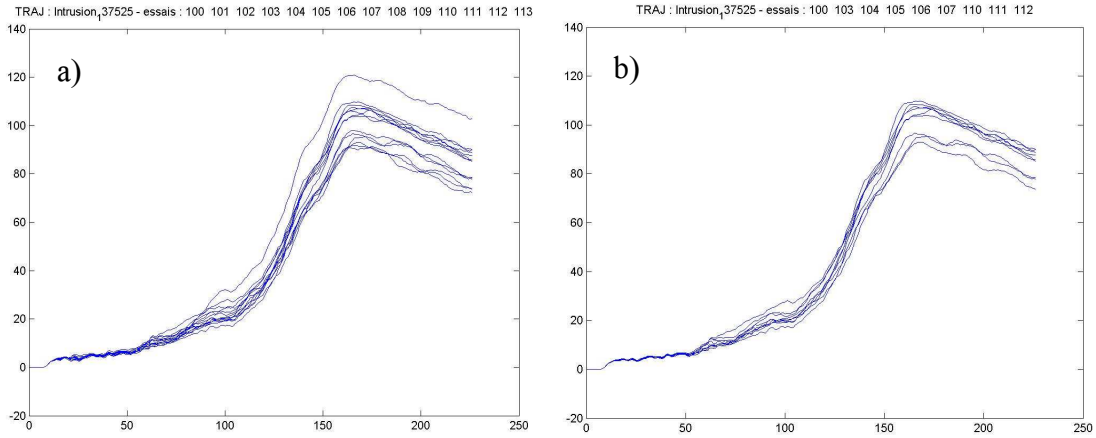


Fig 6.26 : Comparaison de la dispersion a) pour tous les essais réalisés, b) pour les essais où la crash box reste dans le scénario de référence

Enfin, on peut calculer un **indice de confiance** caractérisant la source de dispersion identifiée en croisant les résultats de plusieurs essais. En effet, il est intéressant de savoir si le lien de cause à effet est toujours respecté entre l'événement 'sortie de la référence de l'intrusion' et l'événement 'sortie de la référence d'une cause'. Pour cela, on calcule d'abord le nombre de fois où la cause s'est produite avant l'effet. On calcule ensuite le nombre de fois où un des événements a eu lieu sans l'autre, c'est à dire la somme du nombre de fois où l'effet a eu lieu sans la cause, et du nombre de fois où la cause n'a pas produit d'effet. L'indicateur de confiance est le rapport de ces 2 grandeurs :

$$indiceConfiance = \frac{nbFoisCauseEtEffet}{nbFoisL'unSansL'autre}$$

Cet indicateur permet d'estimer la vraisemblance des causes de dispersion. Comme pour l'estimation du gain de robustesse, cet indicateur n'est pas très fiable du fait du peu de simulations réalisées. La seule façon d'améliorer sa précision est d'augmenter le nombre de simulations.

- *Amélioration de la robustesse*

Pour améliorer la robustesse de la conception, le comportement de la crash box et le déplacement du moteur devront être stabilisés. La phase de reconception de la crash box n'a pas pu être menée par manque de temps. On aurait ainsi pu valider l'estimation du gain en robustesse et la validité de la démarche. Une application plus exhaustive de la méthode doit bientôt être menée sur un véhicule en cours de conception.

On peut cependant noter que sous la forme présentée, la méthode proposée n'exploite pas tout son potentiel. Les seuls événements utilisés pour cette étude sont les sorties de la référence des différentes trajectoires. Mais d'autres événements physiques ou métiers peuvent être facilement implémentés. On peut tester toute sorte d'événements comme vérifier :

- qu'un effort est à un niveau donné dans une partie de la structure
- qu'il n'y a pas de contact entre 2 pièces avant un instant donné,
- qu'une liaison ne casse pas,
- …

On peut ainsi comparer différentes conceptions sur des critères de prestations (comme c'était le cas jusqu'à présent), mais aussi sur des critères de scénario de choc. Le calcul de tous ces critères étant automatisable, on peut même envisager d'utiliser les scénarios de choc dans une procédure d'optimisation pour se rapprocher au mieux du scénario de crash défini dans les phases amont de la conception.

Enfin, la liste des événements métier et physique peut être vue comme une capitalisation du savoir faire de l'entreprise en matière de crash. Au fur et à mesure des études, cette liste sera de plus en plus concise pour ne retenir que les indicateurs de scénarios les plus pertinents.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons tout d'abord suivi le cycle de conception d'un véhicule en crash frontal. Nous avons ainsi pu mettre en évidence l'importance du scénario de crash dans la recherche d'une solution. Partant de la constatation que le scénario de crash jouait un rôle important dans la robustesse des prestations, nous avons développé une stratégie originale de conception robuste en crash.

Cette méthodologie est initiée par une phase d'estimation de la dispersion des prestations. Si cette dispersion est trop grande, une deuxième phase permet d'identifier les pièces instables de la structure en suivant les chemins de propagation des efforts. En effet, ces instabilités de comportement sont les principales sources de dispersion des prestations selon certains experts crash. On peut également estimer le gain de robustesse que l'on réalisera en supprimant les instabilités.

La dernière étape de la méthode est l'amélioration de la robustesse. Elle est réalisée en supprimant les comportements instables. Cette étape est beaucoup moins coûteuse que dans les approches de conception robuste traditionnelles car elle consiste à stabiliser le comportement des pièces instables, plutôt que l'ensemble de la structure. On peut donc isoler les pièces instables et les reconcevoir indépendamment du reste du véhicule. Pour cela, on peut notamment utiliser l'outil d'optimisation de forme présenté au chapitre IV car la forme d'une pièce a une grande influence sur son mode d'effondrement. Cet aspect de la méthode est particulièrement adapté à une conception par modification minimale de la structure des véhicules précédents.

Cette méthode permet également d'estimer automatiquement la stabilité du scénario de choc qui est la pierre angulaire de toute la conception crash d'un véhicule chez RENAULT. Les critères de sélection des solutions ne se restreignent plus à des critères de performance. On peut également tenir compte de la stabilité d'un scénario de choc ou de son adéquation avec le scénario consigne défini dans les phases amont de la conception.

Cette méthodologie est mise en application sur le véhicule X74 (laguna II). Elle fait ressortir l'instabilité de la crash box qui disperse le comportement de toute la voie

longeron. La phase de reconception n'a pu être implémentée par manque de temps, mais l'application de la méthode sur un véhicule en cours de conception est prévue. Elle nous permettra de tester l'ensemble de la méthode.

Enfin, le potentiel de la stratégie n'a pas été exploité complètement. Elle permet de capitaliser le savoir faire métier en introduisant dans le scénario de choc tous les événements métier connus des experts. Cette liste d'événements pourra être le garant du savoir faire de l'entreprise en matière de crash.

CONCLUSION

Les travaux regroupés dans ce mémoire apportent une contribution à la recherche d'un processus de conception numérique performant pour les produits complexes. Les outils développés dans ce mémoire visent 2 axes stratégiques :

- le bon déroulement du cycle de conception,
- favoriser les synergies entre l'efficacité des outils statistiques et l'expérience des concepteurs.

La première étape est de définir une approche globale de la conception permettant de favoriser la résolution du problème de conception. Les produits complexes ne peuvent être conçus en un seul coup, il faut découper le problème global en sous problèmes. Le chapitre II présente une étude bibliographique des méthodes de décomposition. Les différences entre ces méthodes concernent principalement la gestion des contraintes de compatibilité entre les sous systèmes. Ces contraintes sont nécessaires pour obtenir in fine un produit dont les sous parties seront cohérentes et permettent de remplir le cahier des charges du produit complexe. L'analyse d'un cycle de conception typique chez RENAULT fera apparaître que ces communications entre sous problèmes ne fonctionnent pas correctement. Pour palier ce problème et fluidifier le déroulement du cycle de conception, nous proposons la méthode FIRST DESIGN qui rajoute aux recommandations de l'Ingéniérie Système, des obligations de robustesse pour les modèles de simulation, et les solutions retenues à chaque niveau de la conception. La robustesse des solutions permet d'améliorer la qualité des produits à moindre coût, mais aussi de faciliter la convergence du problème de conception décomposé. Ces impératifs de robustesse doivent être intégrés dès le début du cycle de conception du produit, lorsque les décisions ont le plus d'impact sur la robustesse du produit.

La première application de la thèse concerne l'optimisation de forme d'un capot piéton. L'étude des stratégies d'optimisation décrites dans le chapitre III nous permet de lister les

moyens statistiques permettant de réduire le nombre de simulations et de rechercher une solution à moindre coût. Nous terminons cet état de l'art en optimisation par le domaine très particulier de l'optimisation de forme. Ce type d'optimisation se caractérise par la présence de nombreuses variables de forme. Pour trouver une forme optimale, une grande majorité des publications utilisent les gradients des objectifs par rapport aux variables de conception ou des algorithmes très gourmands en nombre de simulations. Malheureusement, ces stratégies ne sont pas adaptées au crash car les simulations de crash sont chères et les gradients ne sont pas fournis par les codes d'analyse. Dans le chapitre IV, nous développons tout d'abord un outil d'optimisation industrialisé qui permet de mener toute sorte d'étude. Cet outil vise à la démocratisation des outils d'optimisation pour des utilisateurs non experts. Ces derniers peuvent ainsi se concentrer sur la conception proprement dite et non plus sur la manipulation de modèle de simulations.

L'automatisation de la génération de géométries est une condition sine qua none pour pouvoir optimiser la forme de la doublure de capot. Cette automatisation permet de générer de fortes économies de temps de préparation des simulations. Il faut compter 3 minutes de pré traitement sur une station SGI R14000 pour obtenir un modèle de simulation, alors que le processus traditionnel prenait parfois jusqu'à 3 semaines.

De plus, l'économie des simulations étant notre priorité, nous recherchons une formulation du problème de conception qui maximise l'utilité des essais simulés. Le paramétrage topographique de la forme du capot requière quelques 1000 variables. Cette formulation n'est pas compatible avec les moyens de calcul RENAULT et les délais de conception des véhicules. Pour réduire l'espace de conception, on utilise à la fois un paramétrage synthétique et compréhensible par le concepteur (basé sur la généralisation du concept d'alias), et une validation progressive des nouvelles géométries. Ces stratégies nous permettent de formuler le problème avec seulement 27 variables de forme. Les premiers résultats d'optimisation sont très encourageants.

La robustesse est un sujet très à la mode car elle permet de réaliser de fortes économies en production et des gains importants de qualité. Mais la conception numérique robuste d'un véhicule en crash n'est pas aisée à cause des réponses temporelles qui sont très

bruitées. De plus, toute la conception en choc frontal chez RENAULT repose sur la définition d'un scénario de crash qui a une grande influence sur les prestations. Les outils classiques de conception robuste présentés dans le chapitre V ne nous permettent pas d'intégrer cette notion lors des études de robustesse. Nous présentons donc une méthode originale de conception robuste basée sur l'identification des sources de défaillance de la structure, et leur élimination progressive. Cette approche correspond parfaitement au processus de conception RENAULT qui procède par petites modifications autour du véhicule de la génération précédente pour minimiser les nouveaux investissements. A chaque fois qu'une source est éliminée, on doit évaluer de nouveau la robustesse des prestations. Cette approche est mise en œuvre sur le véhicule X74 et permet d'identifier la crash box comme élément de structure instable. Son comportement devra être stabilisé par une étude d'optimisation classique, en utilisant par exemple l'outil proposé dans le chapitre IV. Pourtant, la méthode proposée n'en est qu'à ses balbutiements. Elle permet d'envisager l'optimisation robuste de la structure du véhicule sur des critères de scénario de choc, en plus des prestations. Elle devra s'enrichir d'événements définis par les experts crash et pourra capitaliser l'expérience de l'entreprise en matière de crash.

Les gains en délai de conception et en prestation que nous avons pu montrer à l'aide de nos outils montrent l'intérêt d'intégrer les nouveaux outils de conception (statistique et de modélisation) dans le cycle de conception traditionnel. Ces outils ne demandent aucune modification particulière du cycle de développement et peuvent faciliter son déroulement en fournissant rapidement des informations sur les compromis de conception.
Les outils présentés dans ce mémoire ont montré leur intérêt sur la conception organique en crash. Mais les améliorations proposées sont conditionnées par les décisions prises en amont du cycle de conception. Le plein potentiel de ces outils ne sera atteint que lorsqu'ils seront introduits dans les phases fonctionnelles de la conception. On en tirera alors le maximum de profit.

ANNEXE 1 : EXEMPLE D'ARBRE DE DEFAILLANCE

On présente l'arbre de défaillance de l'intrusion au niveau de la planche de bord. Les indentations des paragraphes représentent les différents niveaux de l'arbre. Les causes d'un événement de l'arbre (un nœud) la suivent et sont indentées d'une tabulation.

La recherche d'événements 'sortie du scénario de référence' a été généralisée aux éléments de la structure poutre simplifiée du véhicule : un groupe sort de la référence quand une de ses trajectoires sort de la référence. Ainsi, chaque nœud de l'arbre est une poutre du véhicule associée à un temps de sortie de la référence.

On peut également remarquer que pour chaque trajectoire est indiqué son indice de confiance. Les trajectoires ayant un indice de confiance supérieur à 1 doivent être considérées avec attention. On peut remarquer que les énergies des pièces de la partie centrale du longeron ont des indices de confiance très élevés. L'instabilité du longeron est encore en cause.

```
NOEUD : 0
Groupe : 13 - TsortieRef= 77.2016
Intrusion_137527 - essai 113

     NOEUD : 0  1
     Groupe : 8 - TsortieRef= 3.2011
     Position_129988_Z (3.2011ms) - indiceConfiance= 1
     Position_8904_Z (3.6015ms) - indiceConfiance= 1
     Energie_2043 (28.4017ms) - indiceConfiance= 1
     Energie_2052 (34.8017ms) - indiceConfiance= 1
     Position_125677_Y (37.6016ms) - indiceConfiance= 1
     Position_10272_Y (41.2016ms) - indiceConfiance= 0.5
     Position_10283_Y (42.0011ms) - indiceConfiance= 0.25
     Position_49489_Y (44.4016ms) - indiceConfiance= 1
     Position_9224_Z (48.0017ms) - indiceConfiance= 1
     Position_49657_Y (49.2012ms) - indiceConfiance= 1
     Position_49518_Y (52.8013ms) - indiceConfiance= 1
     Position_9224_Y (63.2014ms) - indiceConfiance= 0.16667

          NOEUD : 0  1  1
          Groupe : 6 - TsortieRef= 2.4017
          Position_42298_Y (2.4017ms) - indiceConfiance= 0
          Position_34032_Z (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.125
          Position_41242_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0
          Energie_2050 (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.25
          Energie_30081 (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.125
          Energie_5002 (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.125

               NOEUD : 0  1  1  1
               Groupe : 6 - TsortieRef= 2.0013
               Energie_2023 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
```

```
                NOEUD : 0  1  1  1  1
                Groupe : 6 - TsortieRef= 1.6016
                Energie_2050 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0
                Energie_5002 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0

           NOEUD : 0  1  1  2
           Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
           Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
           Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
           Energie_2048 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
           Energie_2142 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0

                NOEUD : 0  1  1  2  1
                Groupe : 6 - TsortieRef= 1.6016
                Energie_2050 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0
                Energie_5002 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0
                Voir noeud 0  1  1  1  1

      NOEUD : 0  1  2
      Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
      Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0.1
      Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
      Position_10283_Y (2.4017ms) - indiceConfiance= 0.14286
      Position_125677_Z (2.4017ms) - indiceConfiance= 0.1
      Position_8887_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0
      Position_49657_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.14286
      Voir noeud 0  1  1  2

      NOEUD : 0  1  3
      Groupe : 13 - TsortieRef= 2.4017
      Energie_1662 (2.4017ms) - indiceConfiance= 0
      Position_125658_Z (2.8014ms) - indiceConfiance= 0

           NOEUD : 0  1  3  1
           Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
           Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
           Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
           Energie_2048 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
           Energie_2142 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
           Voir noeud 0  1  1  2

NOEUD : 0  2
Groupe : 51 - TsortieRef= 58.001
Energie_50007 (58.001ms) - indiceConfiance= Inf

      NOEUD : 0  2  1
      Groupe : 8 - TsortieRef= 3.2011
      Position_129988_Z (3.2011ms) - indiceConfiance= 0.5
      Position_8904_Z (3.6015ms) - indiceConfiance= 0.5
      Position_125875_Y (28.4017ms) - indiceConfiance= 0.33333
      Energie_2043 (28.4017ms) - indiceConfiance= 0.5
      Energie_2052 (34.8017ms) - indiceConfiance= 0.66667
      Position_125677_Y (37.6016ms) - indiceConfiance= 0.25
      Position_6704_Y (40.8015ms) - indiceConfiance= 0.25
      Position_10272_Y (41.2016ms) - indiceConfiance= 0.33333
      Position_10283_Y (42.0011ms) - indiceConfiance= 0.33333
      Position_8904_Y (44.0015ms) - indiceConfiance= 0.16667
      Position_10439_Y (44.0015ms) - indiceConfiance= 0.5
      Position_49489_Y (44.4016ms) - indiceConfiance= 0.33333
      Position_9224_Z (48.0017ms) - indiceConfiance= 0.5
      Position_49657_Y (49.2012ms) - indiceConfiance= 0.5
      Position_49518_Y (52.8013ms) - indiceConfiance= 1

           NOEUD : 0  2  1  1
           Groupe : 6 - TsortieRef= 2.4017
           Position_42298_Y (2.4017ms) - indiceConfiance= 0
           Position_34032_Z (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.125
           Position_41242_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0
           Energie_2050 (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.25
           Energie_30081 (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.125
```

```
        Energie_5002 (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.125

             NOEUD : 0  2  1  1  1
             Groupe : 6 - TsortieRef= 2.0013
             Energie_2023 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0

                  NOEUD : 0  2  1  1  1  1
                  Groupe : 6 - TsortieRef= 1.6016
                  Energie_2050 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0
                  Energie_5002 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0

             NOEUD : 0  2  1  1  2
             Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
             Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
             Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
             Energie_2048 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
             Energie_2142 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0

                  NOEUD : 0  2  1  1  2  1
                  Groupe : 6 - TsortieRef= 1.6016
                  Energie_2050 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0
                  Energie_5002 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0
                  Voir noeud 0  2  1  1  1  1

        NOEUD : 0  2  1  2
        Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
        Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0.1
        Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
        Position_10283_Y (2.4017ms) - indiceConfiance= 0.14286
        Position_125677_Z (2.4017ms) - indiceConfiance= 0.1
        Position_8887_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0
        Position_49657_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.14286
        Voir noeud 0  2  1  1  2

        NOEUD : 0  2  1  3
        Groupe : 13 - TsortieRef= 2.4017
        Energie_1662 (2.4017ms) - indiceConfiance= 0
        Position_125658_Z (2.8014ms) - indiceConfiance= 0
        Voir noeud 0  1  3

   NOEUD : 0  2  2
   Groupe : 13 - TsortieRef= 30.4016
   Position_125658_Y (30.4016ms) - indiceConfiance= 0.25
   Position_130772_Y (45.6012ms) - indiceConfiance= 0.25
   Position_130882_Y (45.6012ms) - indiceConfiance= 0.25

        NOEUD : 0  2  2  1
        Groupe : 8 - TsortieRef= 3.2011
        Position_129988_Z (3.2011ms) - indiceConfiance= 0
        Position_8904_Z (3.6015ms) - indiceConfiance= 0.2
        Position_125677_Y (27.2012ms) - indiceConfiance= 0
        Position_10272_Y (28.4017ms) - indiceConfiance= 0
        Position_125875_Y (28.4017ms) - indiceConfiance= 0.125
        Energie_2043 (28.4017ms) - indiceConfiance= 0.14286
        Position_129988_Y (28.8014ms) - indiceConfiance= 0.22222
        Energie_2142 (29.6015ms) - indiceConfiance= 0
        Position_6704_Y (30.0012ms) - indiceConfiance= 0.11111

             NOEUD : 0  2  2  1  1
             Groupe : 6 - TsortieRef= 2.4017
             Position_42298_Y (2.4017ms) - indiceConfiance= 0
             Position_34032_Z (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.125
             Position_41242_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0
             Energie_2050 (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.25
             Energie_30081 (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.125
             Energie_5002 (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.125

                  NOEUD : 0  2  2  1  1  1
                  Groupe : 6 - TsortieRef= 2.0013
                  Energie_2023 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
```

```
                    NOEUD : 0  2  2  1  1  1  1
                    Groupe : 6 - TsortieRef= 1.6016
                    Energie_2050 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0
                    Energie_5002 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0

               NOEUD : 0  2  2  1  1  2
               Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
               Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Energie_2048 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Energie_2142 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0

                    NOEUD : 0  2  2  1  1  2  1
                    Groupe : 6 - TsortieRef= 1.6016
                    Energie_2050 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0
                    Energie_5002 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0
                    Voir noeud 0  2  2  1  1  1  1

          NOEUD : 0  2  2  1  2
          Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
          Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0.1
          Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
          Position_10283_Y (2.4017ms) - indiceConfiance= 0.14286
          Position_125677_Z (2.4017ms) - indiceConfiance= 0.1
          Position_8887_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0
          Position_49657_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.14286
          Voir noeud 0  2  2  1  1  2

          NOEUD : 0  2  2  1  3
          Groupe : 13 - TsortieRef= 2.4017
          Energie_1662 (2.4017ms) - indiceConfiance= 0
          Position_125658_Z (2.8014ms) - indiceConfiance= 0

               NOEUD : 0  2  2  1  3  1
               Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
               Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Energie_2048 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Energie_2142 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Voir noeud 0  2  2  1  1  2

NOEUD : 0  2  2  2
Groupe : 13 - TsortieRef= 6.8012
Energie_30111 (6.8012ms) - indiceConfiance= 0
Energie_1662 (29.6015ms) - indiceConfiance= 0.5

     NOEUD : 0  2  2  2  1
     Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
     Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0.66667
     Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 1
     Position_125677_Z (2.4017ms) - indiceConfiance= 0.625
     Position_49657_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.66667
     Position_129988_Z (3.2011ms) - indiceConfiance= 1.25
     Position_8904_Z (3.6015ms) - indiceConfiance= Inf
     Position_10272_Y (3.6015ms) - indiceConfiance= 1.5
     Position_129988_Y (3.6015ms) - indiceConfiance= 0.625
     Position_6704_Z (4.0012ms) - indiceConfiance= 0.25
     Position_8887_Y (4.0012ms) - indiceConfiance= 1
     Position_8887_Z (4.0012ms) - indiceConfiance= 5
     Position_8904_Y (4.0012ms) - indiceConfiance= 1.25
     Position_10439_Z (4.0012ms) - indiceConfiance= 0.25
     Energie_2052 (4.0012ms) - indiceConfiance= 5
     Energie_2219 (4.0012ms) - indiceConfiance= 1.6667
     Position_9224_Z (5.6014ms) - indiceConfiance= 5
     Energie_2101 (6.0011ms) - indiceConfiance= 5
     Energie_2142 (6.0011ms) - indiceConfiance= 1
     Position_9224_Y (6.4015ms) - indiceConfiance= 0.83333
     Position_10272_Z (6.4015ms) - indiceConfiance= 0.83333
     Position_10283_Y (6.4015ms) - indiceConfiance= 5
     Position_49518_Z (6.4015ms) - indiceConfiance= Inf
     Position_49657_Z (6.4015ms) - indiceConfiance= 5
```

```
          Position_125875_Y (6.4015ms) - indiceConfiance= 1.5
          Voir noeud 0  2  2  1  1  2

          NOEUD : 0  2  2  2  2
          Groupe : 13 - TsortieRef= 2.4017
          Energie_1662 (2.4017ms) - indiceConfiance= 4
          Position_130882_Z (4.4016ms) - indiceConfiance= 1.5
          Position_125658_Z (6.0011ms) - indiceConfiance= 1.5

               NOEUD : 0  2  2  2  2  1
               Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
               Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Energie_2048 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Energie_2142 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Voir noeud 0  2  2  1  1  2

          NOEUD : 0  2  2  2  3
          Groupe : 51 - TsortieRef= 4.0012
          Position_6783_Z (4.0012ms) - indiceConfiance= 1.5
          Position_6783_Y (5.6014ms) - indiceConfiance= 2.5
          Position_501526_Z (5.6014ms) - indiceConfiance= 0.375
          Position_502738_Y (6.0011ms) - indiceConfiance= 1
          Position_501728_Y (6.4015ms) - indiceConfiance= 1

          NOEUD : 0  2  2  2  4
          Groupe : 55 - TsortieRef= 3.2011
          Energie_2110 (3.2011ms) - indiceConfiance= Inf
          Position_6987_Y (5.2017ms) - indiceConfiance= 1
          Position_6987_Z (5.2017ms) - indiceConfiance= 2

               NOEUD : 0  2  2  2  4  1
               Groupe : 55 - TsortieRef= 2.4017
               Position_6987_Y (2.4017ms) - indiceConfiance= 0

NOEUD : 0  2  3
Groupe : 51 - TsortieRef= 44.4016
Position_6783_Y (44.4016ms) - indiceConfiance= 0.33333
Position_501526_Y (49.6013ms) - indiceConfiance= 1

     NOEUD : 0  2  3  1
     Groupe : 13 - TsortieRef= 28.4017
     Position_125875_Y (28.4017ms) - indiceConfiance= 0.6
     Position_125658_Y (30.4016ms) - indiceConfiance= 0.5
     Position_125677_Y (37.6016ms) - indiceConfiance= 0.5
     Position_10283_Y (42.0011ms) - indiceConfiance= 1.25
     Position_10283_Z (44.0015ms) - indiceConfiance= 0.22222

          NOEUD : 0  2  3  1  1
          Groupe : 8 - TsortieRef= 3.2011
          Position_129988_Z (3.2011ms) - indiceConfiance= 0.6
          Position_8904_Z (3.6015ms) - indiceConfiance= 0.14286
          Position_10272_Z (6.4015ms) - indiceConfiance= 0.14286
          Position_9224_Z (23.6011ms) - indiceConfiance= 0.33333
          Energie_2052 (26.8015ms) - indiceConfiance= 0
          Position_125677_Y (27.2012ms) - indiceConfiance= 0

               NOEUD : 0  2  3  1  1  1
               Groupe : 6 - TsortieRef= 2.4017
               Position_42298_Y (2.4017ms) - indiceConfiance= 0
               Position_34032_Z (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.125
               Position_41242_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0
               Energie_2050 (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.25
               Energie_30081 (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.125
               Energie_5002 (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.125

                    NOEUD : 0  2  3  1  1  1  1
                    Groupe : 6 - TsortieRef= 2.0013
                    Energie_2023 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0

                         NOEUD : 0  2  3  1  1  1  1  1
```

```
                    Groupe : 6 - TsortieRef= 1.6016
                    Energie_2050 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0
                    Energie_5002 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0

               NOEUD : 0  2  3  1  1  1  2
               Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
               Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Energie_2048 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Energie_2142 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0

                    NOEUD : 0  2  3  1  1  1  2  1
                    Groupe : 6 - TsortieRef= 1.6016
                    Energie_2050 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0
                    Energie_5002 (1.6016ms) - indiceConfiance= 0
                    Voir noeud 0  2  3  1  1  1  1  1

          NOEUD : 0  2  3  1  1  2
          Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
          Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0.1
          Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
          Position_10283_Y (2.4017ms) - indiceConfiance= 0.14286
          Position_125677_Z (2.4017ms) - indiceConfiance= 0.1
          Position_8887_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0
          Position_49657_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.14286
          Voir noeud 0  2  3  1  1  1  2

          NOEUD : 0  2  3  1  1  3
          Groupe : 13 - TsortieRef= 2.4017
          Energie_1662 (2.4017ms) - indiceConfiance= 0
          Position_125658_Z (2.8014ms) - indiceConfiance= 0

               NOEUD : 0  2  3  1  1  3  1
               Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
               Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Energie_2048 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Energie_2142 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
               Voir noeud 0  2  3  1  1  1  2

NOEUD : 0  2  3  1  2
Groupe : 13 - TsortieRef= 6.8012
Energie_30111 (6.8012ms) - indiceConfiance= 0.25
Energie_30110 (9.6012ms) - indiceConfiance= 0.25
Position_130772_Z (19.6013ms) - indiceConfiance= 0
Position_125658_Z (24.8016ms) - indiceConfiance= 0.16667
Energie_1662 (27.6016ms) - indiceConfiance= 0.25

          NOEUD : 0  2  3  1  2  1
          Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
          Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0.66667
          Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 1
          Position_125677_Z (2.4017ms) - indiceConfiance= 0.625
          Position_49657_Y (2.8014ms) - indiceConfiance= 0.66667
          Position_129988_Z (3.2011ms) - indiceConfiance= 1.25
          Position_8904_Z (3.6015ms) - indiceConfiance= Inf
          Position_10272_Y (3.6015ms) - indiceConfiance= 1.5
          Position_129988_Y (3.6015ms) - indiceConfiance= 0.625
          Position_6704_Z (4.0012ms) - indiceConfiance= 0.25
          Position_8887_Y (4.0012ms) - indiceConfiance= 1
          Position_8887_Z (4.0012ms) - indiceConfiance= 5
          Energie_2052 (4.0012ms) - indiceConfiance= 5
          Energie_2219 (4.0012ms) - indiceConfiance= 1.6667
          Position_9224_Z (5.6014ms) - indiceConfiance= 5
          Energie_2101 (6.0011ms) - indiceConfiance= 5
          Energie_2142 (6.0011ms) - indiceConfiance= 1
          Position_9224_Y (6.4015ms) - indiceConfiance= 0.83333
          Position_10272_Z (6.4015ms) - indiceConfiance= 0.83333
          Position_10283_Y (6.4015ms) - indiceConfiance= 5
          Position_49518_Z (6.4015ms) - indiceConfiance= Inf
          Position_49657_Z (6.4015ms) - indiceConfiance= 5
```

```
                    Position_125875_Y (6.4015ms) - indiceConfiance= 1.5
                    Voir noeud 0  2  3  1  1  1  2

                    NOEUD : 0  2  3  1  2  2
                    Groupe : 13 - TsortieRef= 2.4017
                    Energie_1662 (2.4017ms) - indiceConfiance= 4
                    Position_130882_Z (4.4016ms) - indiceConfiance= 1.5
                    Position_125658_Z (6.0011ms) - indiceConfiance= 1.5

                         NOEUD : 0  2  3  1  2  2  1
                         Groupe : 8 - TsortieRef= 2.0013
                         Position_49518_Y (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
                         Position_125875_Z (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
                         Energie_2048 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
                         Energie_2142 (2.0013ms) - indiceConfiance= 0
                         Voir noeud 0  2  3  1  1  1  2

                    NOEUD : 0  2  3  1  2  3
                    Groupe : 51 - TsortieRef= 4.0012
                    Position_6783_Z (4.0012ms) - indiceConfiance= 1.5
                    Position_6783_Y (5.6014ms) - indiceConfiance= 2.5
                    Position_501526_Z (5.6014ms) - indiceConfiance= 0.375
                    Position_502738_Y (6.0011ms) - indiceConfiance= 1
                    Position_501728_Y (6.4015ms) - indiceConfiance= 1

                    NOEUD : 0  2  3  1  2  4
                    Groupe : 55 - TsortieRef= 3.2011
                    Energie_2110 (3.2011ms) - indiceConfiance= Inf
                    Position_6987_Y (5.2017ms) - indiceConfiance= 1
                    Position_6987_Z (5.2017ms) - indiceConfiance= 2

                         NOEUD : 0  2  3  1  2  4  1
                         Groupe : 55 - TsortieRef= 2.4017
                         Position_6987_Y (2.4017ms) - indiceConfiance= 0

     NOEUD : 0  2  4
     Groupe : 55 - TsortieRef= 44.0015
     Position_6987_Y (44.0015ms) - indiceConfiance= 0.25
     Position_92760_Y (47.2015ms) - indiceConfiance= 0.25

          NOEUD : 0  2  4  1
          Groupe : 55 - TsortieRef= 40.8015
          Position_6704_Y (40.8015ms) - indiceConfiance= 0.5
          Energie_2110 (42.0011ms) - indiceConfiance= 0.11111

               NOEUD : 0  2  4  1  1
               Groupe : 55 - TsortieRef= 26.4011
               Energie_2110 (26.4011ms) - indiceConfiance= 0.14286

                    NOEUD : 0  2  4  1  1  1
                    Groupe : 55 - TsortieRef= 23.2014
                    Position_92779_Y (23.2014ms) - indiceConfiance= 0

NOEUD : 0  3
Groupe : 55 - TsortieRef= 44.0015
Position_6987_Y (44.0015ms) - indiceConfiance= 1
Position_92760_Y (47.2015ms) - indiceConfiance= 1
Position_92779_Y (60.8016ms) - indiceConfiance= 1

     NOEUD : 0  3  1
     Groupe : 55 - TsortieRef= 40.8015
     Position_6704_Y (40.8015ms) - indiceConfiance= 0.5
     Energie_2110 (42.0011ms) - indiceConfiance= 0.11111

          NOEUD : 0  3  1  1
          Groupe : 55 - TsortieRef= 26.4011
          Energie_2110 (26.4011ms) - indiceConfiance= 0.14286

               NOEUD : 0  3  1  1  1
               Groupe : 55 - TsortieRef= 23.2014
               Position_92779_Y (23.2014ms) - indiceConfiance= 0
```