

## **CHAPITRE 8**

### **APPLICATION DE GISMOO À LA RÉOLUTION DU POVI**

## 8.1 Introduction

Le chapitre précédent a permis de présenter GISMOO, un nouvel algorithme générique permettant de résoudre de manière efficace les PMO. GISMOO est un algorithme hybride qui combine des concepts issus des algorithmes génétiques avec des paradigmes empruntés aux systèmes immunitaires artificiels. Comme tout algorithme Pareto, le but de GISMOO est bien évidemment d'offrir une bonne approximation de la frontière Pareto, mais aussi d'obtenir une population de solutions non dominées la plus diversifiée possible, en explorant de manière intelligente l'espace de recherche. Les expérimentations numériques effectuées ont ainsi montré que l'approche proposée était particulièrement efficace pour approximer la frontière Pareto en une seule exécution. En particulier, les performances de GISMOO sur un « benchmark » classique en optimisation multi-objectifs (le MOKP) se comparent avantageusement avec celles d'autres algorithmes représentatifs de l'état de l'art. Contrairement à la plupart des algorithmes multi-objectifs de la littérature, GISMOO ne requiert pas la calibration de nombreux paramètres qui déterminent son efficacité. En effet, la plupart des paramètres de l'approche proposée au chapitre précédent sont implicites et leur calibration est automatique.

Dans ce chapitre, nous allons maintenant appliquer GISMOO à la résolution du problème industriel d'ordonnancement de voitures. En effet, comme nous l'avons déjà mentionné à plusieurs reprises dans cette thèse, le POVI est un problème avec trois objectifs conflictuels à optimiser. Jusqu'à présent, ce problème a toutefois été traité en optimisant un seul objectif ou en considérant les trois objectifs de manière lexicographique. À notre connaissance, ce

problème n'a jamais été abordé d'un point de vue Pareto. Par conséquent, les principales approches Pareto n'ont jamais été utilisées pour résoudre ce problème.

L'objectif de ce chapitre est donc double. Il consiste, d'une part, à aborder pour la première fois le POVI en traitant les objectifs simultanément sans leur attribuer d'ordre ou de poids. D'autre part, il va permettre de valider les performances de GISMOO sur une problématique réelle multi-objectifs.

Le reste de ce chapitre est organisé de la manière suivante. La Section 8.2 présente les adaptations faites à GISMOO pour résoudre le POVI. Par la suite, à la Section 8.3, les résultats obtenus par notre approche sont analysés en utilisant les instances du POVI présentées au Chapitre 6. Comme au chapitre précédent, les tests effectués dans cette partie de la thèse sont réalisés en suivant les standards adoptés par la communauté multi-objectifs [Coello Coello *et al.* 2002].

## **8.2 Description de GISMOO pour le POVI**

Dans cette section, nous présentons les différentes adaptations incorporées à GISMOO afin de l'appliquer à la résolution du POVI.

### **8.2.1 Représentation**

Contrairement au MOKP utilisé au chapitre précédent, le POVI n'est pas un problème codé sous forme binaire. La représentation classique des AG apparaît donc peu adaptée pour ce problème. En effet, une solution réalisable du POVI est composée de deux vecteurs de  $nc$  composantes satisfaisant les différentes contraintes du problème. Chaque vecteur indique respectivement les classes et les couleurs des différentes voitures. Par conséquent,

nous avons opté pour une représentation sous forme de vecteurs d'entiers pour représenter chaque individu.

### 8.2.2 Génération de la population initiale

Comme mentionné à la Section 7.3 du Chapitre 7, l'algorithme GISMOO commence en générant une population de départ constituée à 70% d'individus générés aléatoirement et à 30% d'individus générés en utilisant une heuristique gourmande. Pour construire chaque individu aléatoirement, dans le cas du POVI, on ajoute de façon itérative à l'individu en cours de création la classe et la couleur d'une voiture choisie au hasard dans l'ensemble de voitures à placer. Les heuristiques gourmandes utilisées pour générer des individus sont les heuristiques *greedy\_color* et *greedy\_ratio* présentées à la Section 6.3.2 du Chapitre 6. On note que chaque fois qu'un individu doit être créé de manière gourmande, on choisit aléatoirement l'heuristique à appliquer.

### 8.2.3 Opérateur de croisement

Dans la version de GISMOO pour le POVI, nous utilisons l'opérateur de croisement  $NCPX^{MO}$  que nous avons proposé au Chapitre 6. Cependant, au lieu d'utiliser la formule du *TWI* introduite au Chapitre 6, dans cette partie de la thèse, nous utilisons plutôt la notion d'*intérêt total* (TI) pour établir s'il est intéressant de placer une voiture de la classe  $v$ , de couleur *color* à une position  $i$  donnée de la séquence. Ce calcul s'effectue selon l'équation suivante :

$$TI_{v,color,i} = I_{v,i,HPO} + I_{v,i,LPO} + I_{v,i,COLOR} \quad (8.1)$$

On note que la seule différence entre le calcul du TI et du *TWI* réside dans le fait que le calcul du TI ne fait intervenir aucune pondération des objectifs. De cette manière, il permet

une compensation entre les objectifs et autorise ainsi la recherche de solutions de compromis.

#### **8.2.4 Opérateurs de mutation**

Pour résoudre le POVI avec GISMOO, nous utilisons uniquement deux des quatre opérateurs de mutation présentés au Chapitre 6, à savoir : *l'inversion\_simple* et *l'échange\_aléatoire*. Pendant la phase génétique de GISMOO, les individus générés sont mutés en utilisant l'opérateur de mutation par inversion. Comme nous l'avons indiqué au chapitre précédent lors de la description de GISMOO, les deux opérateurs de mutation sont appliqués pendant la phase immune de l'algorithme.

#### **8.2.5 Sélection**

Comme pour le MOKP, plusieurs schémas de sélection auraient pu être envisagés pour cette version de GISMOO permettant de résoudre le POVI. Toutefois, de manière à rester fidèle à la description de l'algorithme faite au chapitre précédent, nous utilisons aussi une sélection par tournoi dans la phase génétique de l'algorithme. On rappelle que, dans GISMOO, le tournoi est effectué en considérant le facteur de dominance des individus participants au tournoi et en cas d'égalité, l'égalité est brisée en utilisant le facteur d'isolement.

#### **8.2.6 Remplacement**

La stratégie de remplacement utilisée par GISMOO dans cette partie est un remplacement déterministe de type  $(\lambda+\mu)$ , où  $\lambda$  indique la taille de la population Parent et  $\mu$  la taille de la population Enfant. On rappelle que ce schéma de remplacement consiste

simplement à joindre et trier les populations Parent et Enfant pour ne conserver que les  $\lambda$  meilleurs individus afin de former la prochaine génération.

### **8.3 Expérimentations numériques**

La version de GISMOO pour résoudre le POVI présentée dans ce chapitre a été implémentée en C++ avec Visual Studio .Net 2005. L'ordinateur utilisé pour les expérimentations numériques est un Dell équipé d'un processeur Pentium Xeon 3.6 Ghz avec 1 Go de mémoire vive sous Windows XP.

#### **8.3.1 Jeux d'essais**

Les expérimentations numériques présentées dans ce chapitre sont réalisées à l'aide des jeux d'essais fournis par le constructeur Renault qui sont disponibles sur Internet (<http://www.prism.uvsq.fr/~vdc/ROADEF/CHALLENGES/2005/>). Il s'agit des mêmes instances que celles utilisées au Chapitre 6.

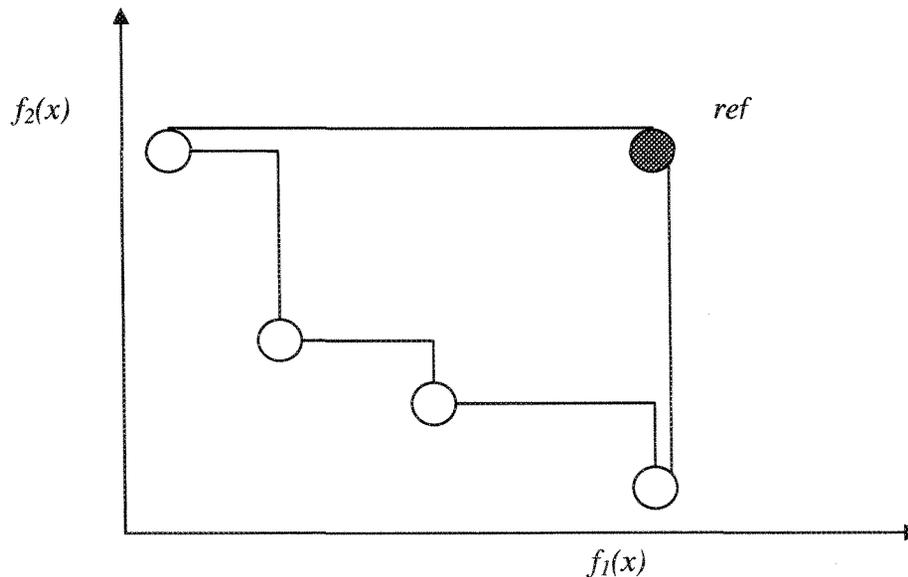
#### **8.3.2 Comparaison expérimentale**

Dans cette section, nous comparons les performances de GISMOO à celle du PMS<sup>MO</sup> et du NSGAI. Comme pour GISMOO, les algorithmes PMS<sup>MO</sup> et NSGAI ont été implémentés en C++. Dans notre implémentation, les principales structures de données sont partagées par tous les algorithmes. Nous obtenons ainsi une base de comparaison commune pour évaluer équitablement les performances des différents algorithmes. Dans toutes les expérimentations numériques effectuées dans cette partie, chaque instance du POVI a été résolue à 30 reprises par chaque algorithme sur le même ordinateur. Pour cette série d'expérimentations numériques, nous utilisons les paramètres suivants :

- La taille  $N$  des populations est la même pour chaque algorithme et est fixée empiriquement à 100 individus pour toutes les instances.
- Pour les trois algorithmes, la probabilité de mutation a été fixée à 0.06.
- Le temps maximum alloué à chaque algorithme pour une exécution est fixé à 350 secondes. Ce temps d'exécution est le même que celui accordé pour les expérimentations effectuées au Chapitre 6 de cette thèse et correspond à la limite de temps fixée lors du Challenge ROADEF 2005.
- Pour NSGAI et PMS<sup>MO</sup>, la probabilité de croisement est fixée à 100 %. La taille de l'archive locale du PMS<sup>MO</sup> est quant à elle fixée à un maximum de 100 individus.

Les Tableaux 8.1 à 8.3 présentent les résultats obtenus par les trois algorithmes en ce qui concerne la métrique d'hyper-volume  $H$  (présentée à la Section 3.8.3 du Chapitre 3) pour les trois ensembles tests du POVI. Chaque ligne de ces tableaux donne respectivement le nom de l'instance, le nombre de voitures à ordonnancer (Taille) ainsi que les résultats moyens obtenus pour la métrique  $H$  pour chaque algorithme. En ce qui concerne les meilleurs résultats obtenus, ils sont indiqués avec une trame en gris. De plus, mentionnons que nous avons indiqué par un (\*) les instances pour lesquelles les trois algorithmes trouvent exactement le même ensemble de solutions à chaque exécution. Il est important de préciser ici, qu'étant dans un contexte de minimisation des objectifs, le calcul de l'hyper-volume ne se fait pas par rapport aux axes du repère, mais par rapport à un point de référence *ref* dans l'espace des objectifs [Zitzler 1999]. Dans la pratique, on prend souvent le point *Nadir* des ensembles à évaluer comme point de référence. Schématiquement, les coordonnées du point Nadir correspondent aux pires valeurs de chaque objectif des points

des ensembles à évaluer. La Figure 8.1 schématise le calcul de l'hyper-volume dans un contexte de minimisation.



**Figure 8.1** : Exemple d'application de la métrique  $H$  dans un contexte de minimisation

À partir des résultats des Tableaux 8.1 à 8.3, nous observons que GISMOO obtient les meilleurs résultats sur toutes les instances des trois ensembles. En effet, la taille de l'espace dominé par GISMOO est toujours identique ou plus importante que celle du NSGAII et du PMS<sup>MO</sup>. En fait, lorsqu'on compare GISMOO au NSGAII, on constate qu'à l'exception de quatre instances de l'ensemble X où les deux algorithmes obtiennent des résultats identiques, GISMOO dépasse NSGAII sur les 38 instances restantes. Par rapport au PMS<sup>MO</sup>, GISMOO obtient aussi de meilleurs résultats sur 38 instances tout en obtenant des résultats identiques sur les 4 instances restantes. Si on cherche à comparer NSGAII et PMS<sup>MO</sup>, on remarque que les résultats sont plus partagés et que les performances de deux algorithmes sont souvent très proches l'une de l'autre.

Instance	Taille	NSGAI	PMS <sup>MO</sup>	GISMOO
022_3_4	485	1.16 E+8	1.17 E+8	1.22 E+8
024_38_3	1260	6.05 E+6	6.47 E+6	8.7 E+6
024_38_5	1315	1.58 E+7	1.58 E+7	1.93 E+7
025_38_1	1004	1.41 E+8	1.65 E+8	1.76 E+8
039_38_4_ch1	954	7.41 E+6	7.40 E+6	8.30 E+6
048_39_1	600	5.27 E+7	5.7 E+7	6.16 E+7
064_38_2_ch1	875	3.46 E+7	3.48 E+7	3.94 E+7
064_38_2_ch2	335	1.45 E+7	1.52 E+7	1.65 E+7

**Tableau 8.1 :** Moyenne de l'hyper-volume  $H$  du NSGAI, PMS<sup>MO</sup> et GISMOO pour les instances de l'ensemble A du POVI

Instance	Taille	NSGAI	PMS <sup>MO</sup>	GISMOO
022_S22_J1	526	1.54 E+6	1.86 E+6	2.03 E+6
023_S23_J3	1110	6.46 E+6	6.98 E+5	7.26 E+6
024_V2_S22_J1	1270	7.6 E+7	8.71 E+7	1.04 E+8
025_S22_J3	1161	8.04 E+6	9.44 E+6	1.02 E+7
028_ch1_S22_J2	365	3.41 E+6	3.35 E+6	5.43 E+6
028_ch2_S23_J3	65	8.56 E+3	9.13 E+3	9.14 E+3
029_S21_J6	730	2.93 E+7	2.89 E+7	3.56 E+7
035_ch1_S22_J3	128	8.64 E+7	8.79 E+7	9.14 E+7
035_ch2_S22_J3	269	1.39 E+8	1.45 E+8	1.56 E+8
039_ch1_S22_J4	1231	1.24 E+8	1.37 E+8	1.42 E+8
039_ch3_S22_J4	1000	5.86 E+6	1.06 E+7	2.01 E+7
048_ch1_S22_J3	591	6.61 E+7	7.2 E+7	7.41 E+7
048_ch2_S22_J3	546	9.94 E+7	1.01 E+8	1.05 E+8
064_ch1_S22_J3	825	4.24 E+7	4.14 E+7	5.12 E+7
064_ch2_S22_J4	412	8.04 E+7	8.11 E+7	9.15 E+7

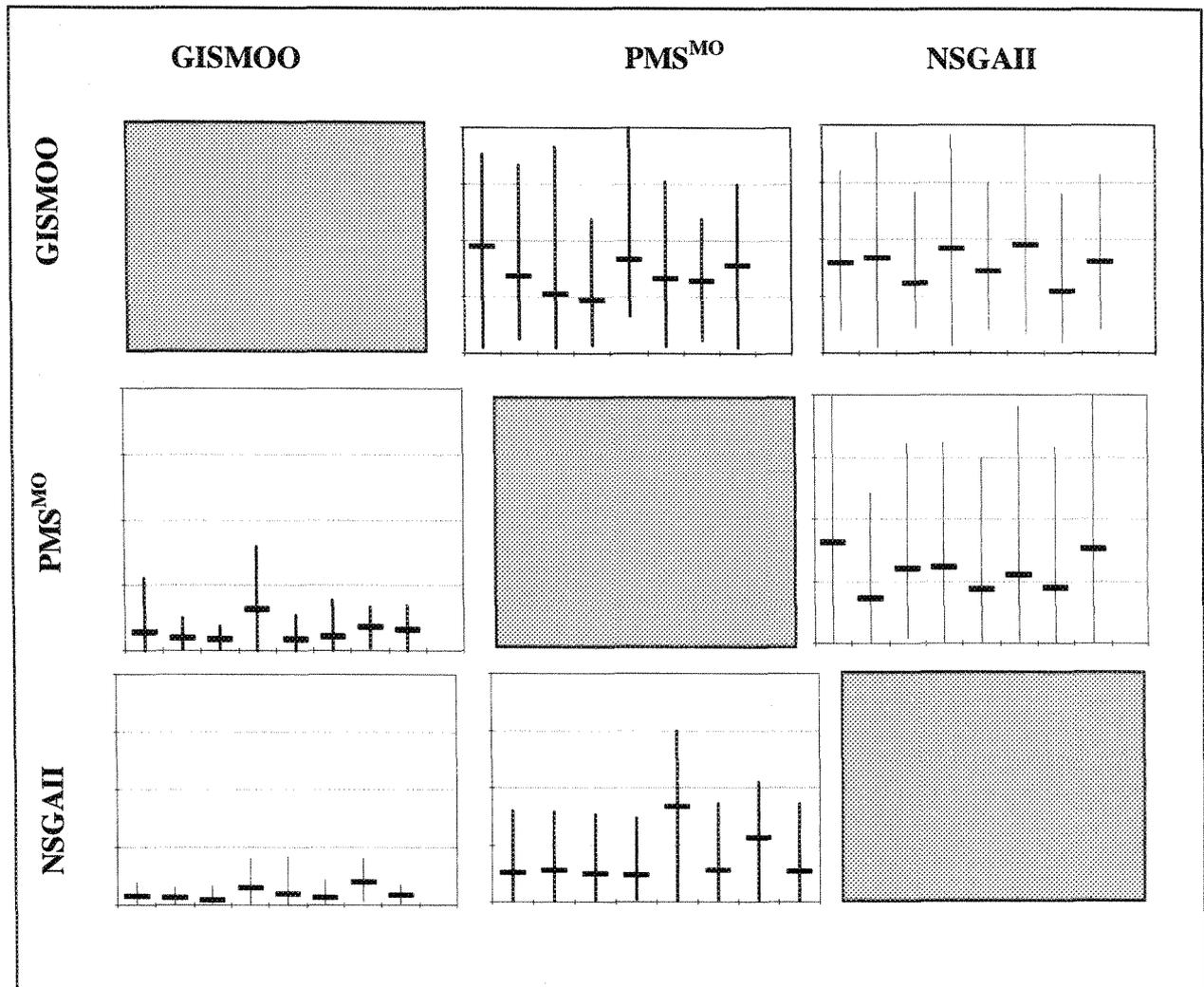
**Tableau 8.2 :** Moyenne de l'hyper-volume  $H$  du NSGAI, PMS<sup>MO</sup> et GISMOO pour les instances de l'ensemble B du POVI

Instance	Taille	NSGAI	PMS <sup>MO</sup>	GISMOO
022_S49_J2	704	1.17 E+8	1.18 E+8	1.2 E+8
023_S49_J2	1260	5.46 E+7	5.53 E+7	6.59 E+7
024_S49_J2	1319	1.02 E+8	1.02 E+8	1.1 E+8
025_S49_J1	996	2.30 E+8	2.36 E+8	2.53 E+8
028_CH1_S50_J4	325	1.51 E+8	1.55 E+8	1.66 E+8
028_CH2_S51_J1*	65	1.00 E+3	1.00 E+3	1.00 E+3
029_S49_J5	780	1.54 E+8	1.34 E+8	1.72 E+8
034_VP_S51_J1_J2_J3	921	1.45 E+8	1.5 E+8	1.54 E+8
034_VU_S51_J1_J2_J3	231	9.05 E+7	9.11 E+7	1.00 E+8
035_CH1_S50_J4*	90	9.85 E+6	9.85 E+6	9.85 E+6
035_CH2_S50_J4	376	4.36 E+5	5.00 E+5	6.09 E+5
039_CH1_S49_J1*	1247	2.5 E+8	2.5 E+8	2.5 E+8
039_CH3_S49_J1	1037	1.59 E+8	1.67 E+8	1.81 E+8
048_CH1_S50_J4	519	7.32 E+7	7.36 E+7	8.71 E+7
048_CH2_S49_J5	459	8.5 E+7	9.03 E+7	9.62 E+7
064_CH1_S49_J1	875	3.53 E+7	3.53 E+7	4.19 E+7
064_CH2_S49_J4	273	9.76 E+7	9.76 E+7	9.77 E+7
655_CH1_S51_J2_J3_J4*	264	1.00 E+9	1.00 E+9	1.00 E+9
655_CH2_S52_J1_J2_S01_J1	219	2.08 E+6	2.17 E+6	2.37 E+6

**Tableau 8.3 :** Moyenne de l'hyper-volume  $H$  du NSGAI, PMS<sup>MO</sup> et GISMOO pour les instances de l'ensemble  $X$  du POVI

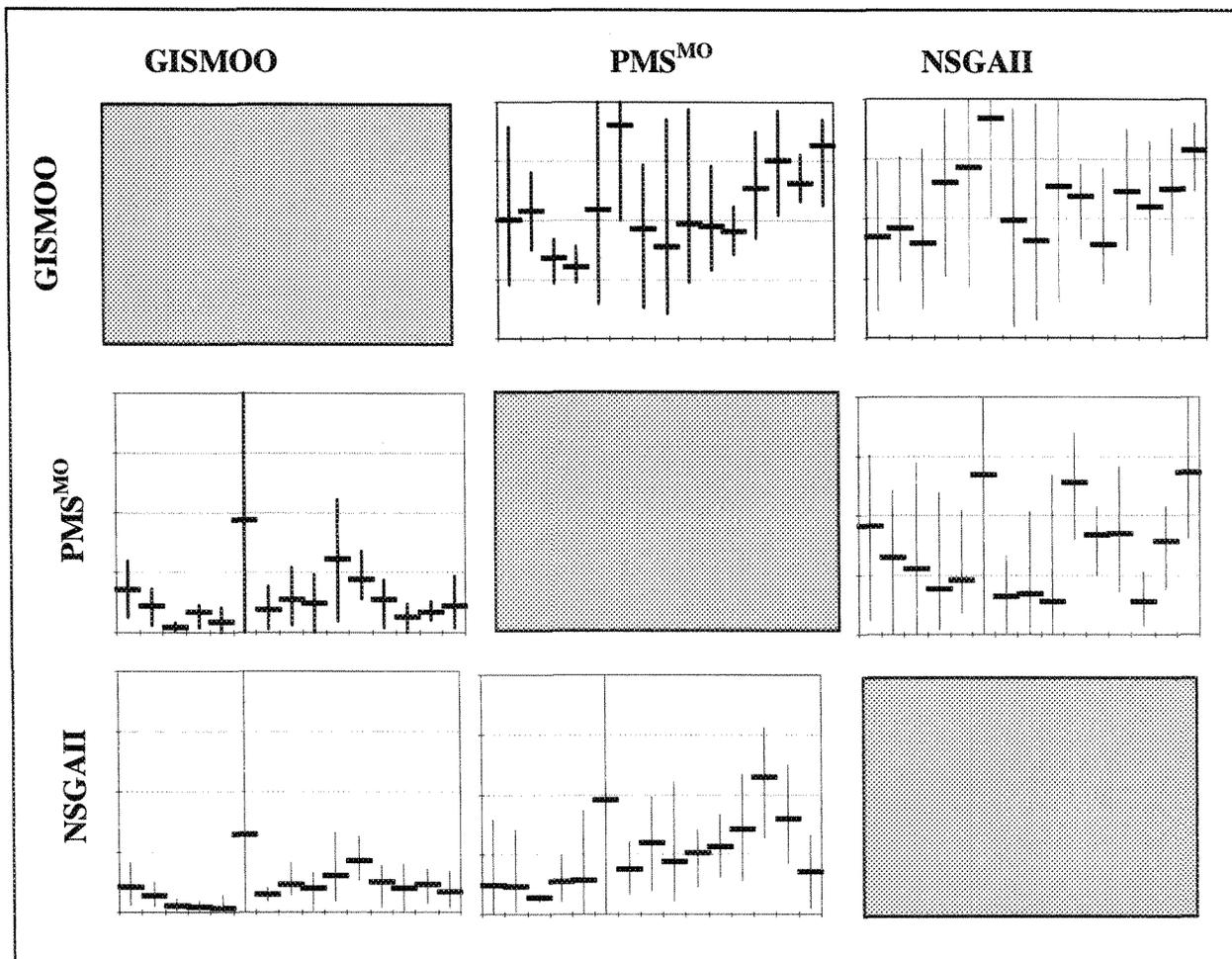
Si par définition l'hyper-volume donne une bonne idée de la taille de l'espace dominé par un ensemble de solutions, cette métrique ne permet pas de comparer deux ensembles de solutions l'un par rapport à l'autre. Pour y parvenir, nous utilisons la métrique  $C$  (décrite à la Section 3.8.2 du Chapitre 3). La Figure 8.2 présente les résultats des trois algorithmes selon la métrique  $C$  suivant la présentation adoptée par Zitzler et Thiele [1999]. Dans cette figure, chaque boîte correspond à la comparaison des solutions de l'algorithme  $A$  en ligne avec l'algorithme  $B$  en colonne. Ainsi, la valeur  $C(A,B)$  indique le pourcentage d'éléments de  $B$  dominés par au moins un élément de  $A$ . Pour chaque boîte, l'échelle part de 0 en bas de la boîte pour aller à 1 en haut de celle-ci. Chacune des boîtes contient 8 graphiques

correspondants respectivement aux 8 instances de l'ensemble A. Chaque barre horizontale noire indique la moyenne des différentes mesures  $C$  pour 30 exécutions et les barres verticales indiquent l'écart entre les valeurs maximales et minimales trouvées lors des différentes exécutions.



**Figure 8.2** : Couverture moyenne  $C$  de GISMOO, PMS<sup>MO</sup> et NSGAI pour les instances de l'ensemble A

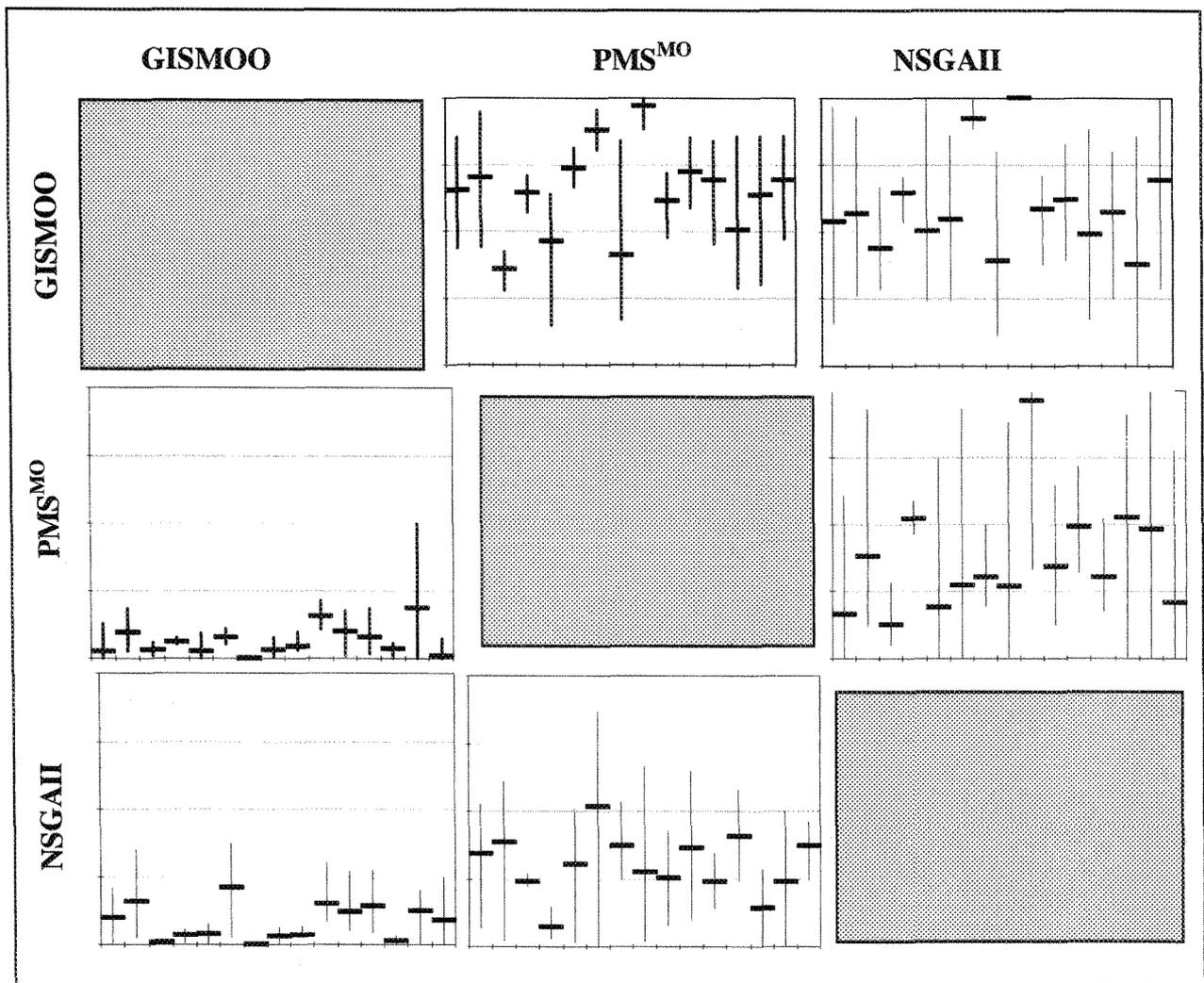
De manière similaire à la Figure 8.2, la Figure 8.3 présente les résultats des trois algorithmes selon la métrique  $C$  pour les 15 instances de l'ensemble B.



**Figure 8.3 :** Couverture moyenne  $C$  de GISMOO, PMS<sup>MO</sup> et NSGAII pour les instances de l'ensemble B

Finalement, la Figure 8.4 présente les résultats des trois algorithmes selon la métrique  $C$  pour 15 instances des 19 instances de l'ensemble X. Comme les trois algorithmes obtenaient exactement les mêmes résultats à chaque exécution pour les quatre instances 028\_CH2\_S51\_J1, 035\_CH1\_S50\_J4, 039\_CH1\_S49\_J1 et 655\_CH1\_S51\_J2\_J3\_J4, les

résultats de ces instances ne sont pas présentés à la Figure 8.4 afin d'alléger le graphique. Le lecteur peut consulter l'annexe pour obtenir les résultats détaillés pour ces quatre instances particulières.



**Figure 8.4 :** Couverture moyenne  $C$  de GISMOO, PMS<sup>MO</sup> et NSGAI pour les instances de l'ensemble X

Les résultats obtenus en utilisant cette métrique pour les trois ensembles d'instances du POVI sont, une fois de plus, clairement en faveur de GISMOO sur toutes les instances. En

effet, les résultats de  $C(\text{NSGAI}, \text{GISMOO})$  sont toujours inférieurs à ceux de  $C(\text{GISMOO}, \text{NSGAI})$ . Il est important de noter que sur un grand nombre d'instances, le rapport entre les résultats des deux algorithmes est supérieur à 10, ce qui signifie que la quasi-totalité des solutions trouvées par GISMOO sont non-dominées ou dominant celles trouvées par NSGAI. Si on compare maintenant GISMOO au  $\text{PMS}^{\text{MO}}$ , on remarque que les résultats de  $C(\text{PMS}^{\text{MO}}, \text{GISMOO})$  sont toujours inférieurs à ceux de  $C(\text{GISMOO}, \text{PMS}^{\text{MO}})$ . On note aussi que le rapport entre les résultats des deux algorithmes est supérieur à 10 pour la plupart des instances. On en conclut donc que la quasi-totalité des solutions trouvées par GISMOO sont non-dominées ou dominant celles trouvées par  $\text{PMS}^{\text{MO}}$ . Les résultats obtenus en utilisant la métrique  $C$  confirment donc les résultats obtenus avec l'hyper-volume.

En plus de l'hyper-volume et de la couverture, nous avons aussi comparé les trois algorithmes en utilisant la métrique *Diff* (présentée à la Section 3.8.4 du Chapitre 3) qui permet de mesurer la différence de couverture entre les solutions de deux algorithmes. Les Tableaux 8.4 à 8.9 résument respectivement les résultats obtenus entre GISMOO et NSGAI et entre GISMOO et  $\text{PMS}^{\text{MO}}$  en utilisant cette métrique pour chaque ensemble test. Chaque ligne de ces tableaux donne respectivement le nom de l'instance, le nombre de voitures à ordonnancer (Taille) et, pour chaque algorithme, les résultats moyens obtenus pour la métrique *Diff* après 30 exécutions indépendantes. En ce qui concerne les meilleurs résultats obtenus, ils sont indiqués avec une trame en gris.

Instance	Taille	NSGAI	GISMOO
022_3_4	485	3.09 E+6	9.10 E+6
024_38_3	1260	1.16 E+5	1.19 E+5
024_38_5	1315	1.06 E+8	1.09 E+8
025_38_1	1004	8.24 E+8	8.59 E+8
039_38_4_ch1	954	4.2 E+6	5.09 E+6
048_39_1	600	1.88 E+8	1.97 E+8
064_38_2_ch1	875	2.11 E+6	2.15 E+6
064_38_2_ch2	335	8.4 E+6	1.05 E+7

**Tableau 8.4 :** Différence de couverture moyenne du NSGAI et GISMOO pour les instances de l'ensemble A

Instance	Taille	PMS <sup>MO</sup>	GISMOO
022_3_4	485	3.09 E+6	7.88 E+6
024_38_3	1260	1.16 E+5	1.19 E+5
024_38_5	1315	1.06 E+8	1.09 E+8
025_38_1	1004	8.25 E+8	8.35 E+8
039_38_4_ch1	954	4.2 E+6	5.1 E+6
048_39_1	600	1.88 E+8	1.93 E+8
064_38_2_ch1	875	2.11 E+6	2.15 E+6
064_38_2_ch2	335	8.5 E+6	9.82 E+6

**Tableau 8.5 :** Différence de couverture moyenne du PMS<sup>MO</sup> et GISMOO pour les instances de l'ensemble A

Instance	Taille	NSGAI	GISMOO
022_S22_J1	526	1.97 E+6	2.46 E+6
023_S23_J3	1110	2.77 E+6	2.85 E+6
024_V2_S22_J1	1270	3 E+6	3.05 E+6
025_S22_J3	1161	2.4 E+6	2.77 E+6
028_ch1_S22_J2	365	1.96 E+6	2.16 E+6
028_ch2_S23_J3	65	8.66 E+2	1.44 E+3
029_S21_J6	730	5.89 E+6	5.96 E+6
035_ch1_S22_J3	128	3.36 E+7	3.86 E+7
035_ch2_S22_J3	269	3.44 E+7	3.61 E+7
039_ch1_S22_J4	1231	1.08 E+8	1.26 E+8
039_ch3_S22_J4	1000	1.05 E+5	1.19 E+7
048_ch1_S22_J3	591	1 E+6	1.09 E+6
048_ch2_S22_J3	546	1.95 E+7	2.99 E+7
064_ch1_S22_J3	825	7.38 E+6	8.26 E+6
064_ch2_S22_J4	412	3.35 E+7	4.46 E+7

**Tableau 8.6 :** Différence de couverture moyenne du NSGAI et GISMOO pour les instances de l'ensemble B

Instance	Taille	PMS <sup>MO</sup>	GISMOO
022_S22_J1	526	1.98 E+6	2.14 E+6
023_S23_J3	1110	2.77 E+6	2.80 E+6
024_V2_S22_J1	1270	3.02 E+6	3.05 E+6
025_S22_J3	1161	2.6 E+6	2.76 E+6
028_ch1_S22_J2	365	1.96 E+6	2.17 E+6
028_ch2_S23_J3	65	8.7 E+2	8.9 E+2
029_S21_J6	730	2.88 E+6	5.97 E+6
035_ch1_S22_J3	128	3.37 E+7	3.71 E+7
035_ch2_S22_J3	269	3.44 E+7	3.55 E+7
039_ch1_S22_J4	1231	1.09 E+8	1.13 E+8
039_ch3_S22_J4	1000	1.04 E+6	1.14 E+7
048_ch1_S22_J3	591	1.01 E+6	1.03 E+6
048_ch2_S22_J3	546	1.95 E+7	2.99 E+7
064_ch1_S22_J3	825	7.36 E+6	8.36 E+6
064_ch2_S22_J4	412	3.38 E+7	4.39 E+7

**Tableau 8.7 :** Différence de couverture moyenne du PMS<sup>MO</sup> et GISMOO pour les instances de l'ensemble B

Instance	Taille	NSGAI	GISMOO
022_S49_J2	704	4.8 E+6	7.82 E+6
023_S49_J2	1260	5.97 E+6	7.04 E+6
024_S49_J2	1319	1.4 E+7	1.48 E+7
025_S49_J1	996	5.97 E+7	6.2 E+7
028_CH1_S50_J4	325	2.09 E+7	2.24 E+7
028_CH2_S51_J1*	65	0	0
029_S49_J5	780	7.84 E+7	9.62 E+7
034_VP_S51_J1_J2_J3	921	1.96 E+7	2.05 E+7
034_VU_S51_J1_J2_J3	231	2.51 E+7	3.45 E+7
035_CH1_S50_J4*	90	0	0
035_CH2_S50_J4	376	3.91 E+5	5.64 E+5
039_CH1_S49_J1*	1247	0	0
039_CH3_S49_J1	1037	1.94 E+7	2.16 E+7
048_CH1_S50_J4	519	2.88 E+7	3.02 E+7
048_CH2_S49_J5	459	1.54 E+7	1.65 E+7
064_CH1_S49_J1	875	8.31 E+6	8.97 E+6
064_CH2_S49_J4	273	2.34 E+6	2.37 E+6
655_CH1_S51_J2_J3_J4*	264	0	0
655_CH2_S52_J1_J2_S01_J1	219	2.63 E+5	2.92 E+5

**Tableau 8.8 :** Différence de couverture moyenne du NSGAI et GISMOO pour les instances de l'ensemble X

Instance	Taille	PMS <sup>MO</sup>	GISMOO
022_S49_J2	704	4.82 E+6	7.21 E+6
023_S49_J2	1260	5.91 E+6	6.97 E+6
024_S49_J2	1319	1.4 E+7	1.48 E+7
025_S49_J1	996	5.97 E+7	6.14 E+7
028_CH1_S50_J4	325	2.1 E+7	2.2 E+7
028_CH2_S51_J1*	65	0	0
029_S49_J5	780	7.85 E+7	1.16 E+8
034_VP_S51_J1_J2_J3	921	1.96 E+7	2 E+7
034_VU_S51_J1_J2_J3	231	2.5 E+7	3.39 E+7
035_CH1_S50_J4*	90	0	0
035_CH2_S50_J4	376	3.91 E+5	5.00 E+5
039_CH1_S49_J1*	1247	0	0
039_CH3_S49_J1	1037	1.94 E+7	2.08 E+7
048_CH1_S50_J4	519	2.88 E+7	3.01 E+7
048_CH2_S49_J5	459	1.54 E+7	1.6 E+7
064_CH1_S49_J1	875	8.31 E+6	8.97 E+6
064_CH2_S49_J4	273	2.34 E+6	2.37 E+6
655_CH1_S51_J2_J3_J4*	264	0	0
655_CH2_S52_J1_J2_S01_J1	219	2.63 E+5	2.83 E+5

**Tableau 8.9 :** Différence de couverture moyenne du PMS<sup>MO</sup> et GISMOO pour les instances de l'ensemble X

En examinant les six tableaux, on note une fois de plus que les résultats sont nettement en faveur de GISMOO. Dans un premier temps, lorsqu'on compare GISMOO au NSGAI (Tableaux 8.4, 8.6 et 8.8), on observe que GISMOO obtient une plus grande différence de couverture que NSGAI pour toutes les instances à l'exception de quatre instances de l'ensemble X où les deux algorithmes obtiennent des résultats identiques. Dans un deuxième temps, en comparant GISMOO au PMS<sup>MO</sup> (Tableaux 8.5, 8.7 et 8.9), on remarque aussi un net avantage en faveur de GISMOO. En effet, GISMOO obtient une plus grande différence de couverture que PMS<sup>MO</sup> sur toutes les instances testées à l'exception de quatre instances de l'ensemble X où les deux algorithmes obtiennent des résultats identiques. Ces résultats confirment ceux observés avec l'hyper-volume. Cette concordance

entre les résultats des deux métriques s'explique par le fait que le calcul de la métrique *Diff* est basé sur le calcul de l'hyper-volume. Combinés aux résultats de l'hyper-volume, ces résultats laissent supposer que les solutions trouvées par GISMOO ont une meilleure distribution que celles trouvées par NSGAI et PMS<sup>MO</sup>.

### 8.3.2 Analyse des résultats d'un point de vue décisionnel

Dans cette partie, nous avons voulu comparer la performance des trois algorithmes utilisés précédemment d'un point de vue décisionnel. Afin d'illustrer graphiquement les résultats obtenus, la comparaison entre les différents algorithmes est effectuée en ne considérant que les objectifs HPO et COLOR du POVI. En plus du NSGAI et du PMS<sup>MO</sup>, nous comparons aussi les résultats de GISMOO avec les résultats obtenus par la meilleure équipe du challenge ROADEF 2005 (BEST\_ROADEF). On rappelle que les résultats de BEST\_ROADEF ont été obtenus en traitant les objectifs de manière lexicographique. De plus, il est important de préciser que les résultats du challenge ROADEF 2005 présentés dans cette partie ont été obtenus en optimisant les objectifs selon les hiérarchisations suivantes : HPO-COLOR-LPO ou COLOR-HPO-LPO.

La Figure 8.5 présente une comparaison visuelle entre GISMOO, NSGAI, PMS<sup>MO</sup> et BEST\_ROADEF pour une exécution type sur le problème 022\_3\_4 (un problème de l'ensemble A) qui est, selon Renault, un problème pour lequel les contraintes sur les options prioritaires sont « faciles » à satisfaire. Cette représentation graphique confirme les résultats des différentes mesures. Pour cette instance, il apparaît clairement que l'ensemble Pareto proposé par GISMOO domine ceux proposés par NSGAI et PMS<sup>MO</sup>. Lorsqu'on compare maintenant les résultats de GISMOO à ceux de BEST\_ROADEF, on remarque

qu'une seule exécution de GISMOO permet d'obtenir les solutions obtenues avec deux exécutions distinctes de l'algorithme utilisé par l'équipe gagnante du challenge. On rappelle ici que le temps alloué à GISMOO correspond au temps limite accordé pour une seule exécution dans le cadre challenge. De plus, on constate que GISMOO permet de mettre en évidence un éventail de solutions alternatives qui sont ignorées par le traitement lexicographique des objectifs imposé par la donnée du Challenge. En effet, en accordant une trop grande importance à un objectif, le traitement lexicographique utilisé par les équipes du challenge ROADEF 2005 fait converger l'algorithme vers une zone restreinte de l'espace de recherche.

D'un point de vue décisionnel, l'ensemble de solutions proposé par GISMOO offre une plus grande latitude au gestionnaire en lui présentant 19 solutions alternatives comparativement aux deux solutions extrêmes proposées par BEST\_ROADEF. Ainsi, pour un gestionnaire plutôt orienté vers l'objectif COLOR, on constate qu'en relâchant légèrement l'importance accordée à cet objectif, il peut sauver deux ou même quatre conflits sur l'objectif HPO. Dans ce cas, le nombre de changements de couleur passerait de 11 à 13 tandis que le nombre de conflits sur les options prioritaires passerait de 39 à 35. À l'opposé, un gestionnaire plutôt orienté vers la minimisation de l'objectif HPO serait probablement intéressé de voir l'effet d'un relâchement de l'importance accordée à cet objectif sur le nombre de purges. Grâce à l'ensemble de solutions présenté par GISMOO, il pourrait constater qu'un tel relâchement entraîne une diminution quasi proportionnelle du nombre de purges. En effet, en permettant trois conflits supplémentaires sur l'objectif HPO comparativement à la solution extrême, on sauve trois changements de couleur. Le nombre

de conflits en HPO passe alors de 0 à 3 tandis que le nombre de changement de couleur passe de 31 à 28. L'ensemble de solutions proposé par GISMOO permet aussi à un gestionnaire, n'ayant aucune préférence entre l'objectif HPO et l'objectif COLOR, de choisir une solution plus équilibrée qui entraîne sensiblement le même nombre de conflits en HPO (21) que de changement de couleur (20).

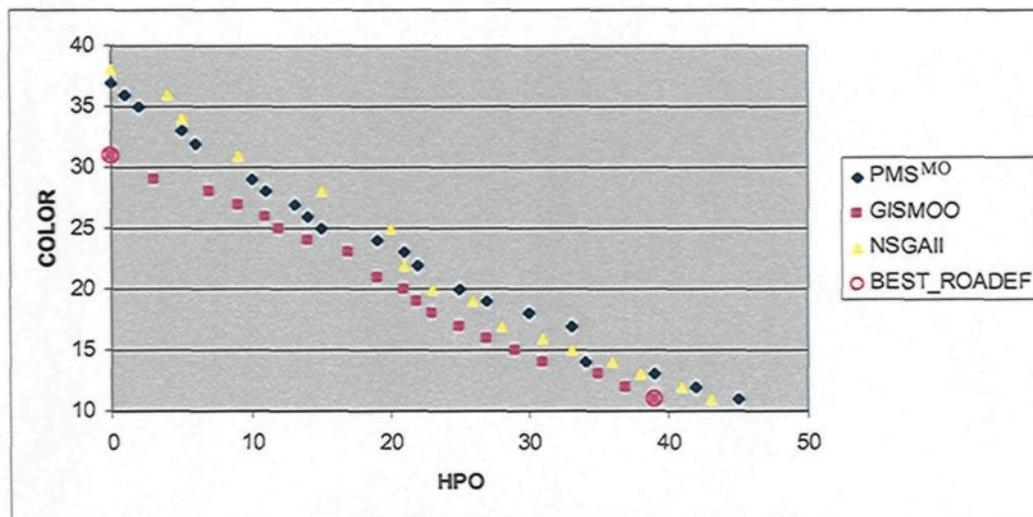


Figure 8.5 : Comparaison graphique de la performance de GISMOO, du PMS<sup>MO</sup>, du NSGAII et de BEST\_ROADEF pour l'instance 022\_3\_4

Il est important de préciser qu'il n'est toutefois pas toujours possible de générer des ensembles de solutions de compromis. En effet, parmi les différentes instances du POVI proposées par Renault, il en existe pour lesquelles chaque algorithme trouve une solution unique qui optimise tous les objectifs simultanément. C'est notamment le cas de l'instance 655\_CH1\_S51\_J2\_J3\_J4 de l'ensemble X comme le montre le Tableau 8.10. Chaque ligne du tableau indique respectivement, pour chaque algorithme, le nombre de conflits obtenu en options prioritaires (HPO), le nombre de changement de couleur (COLOR) et le nombre de

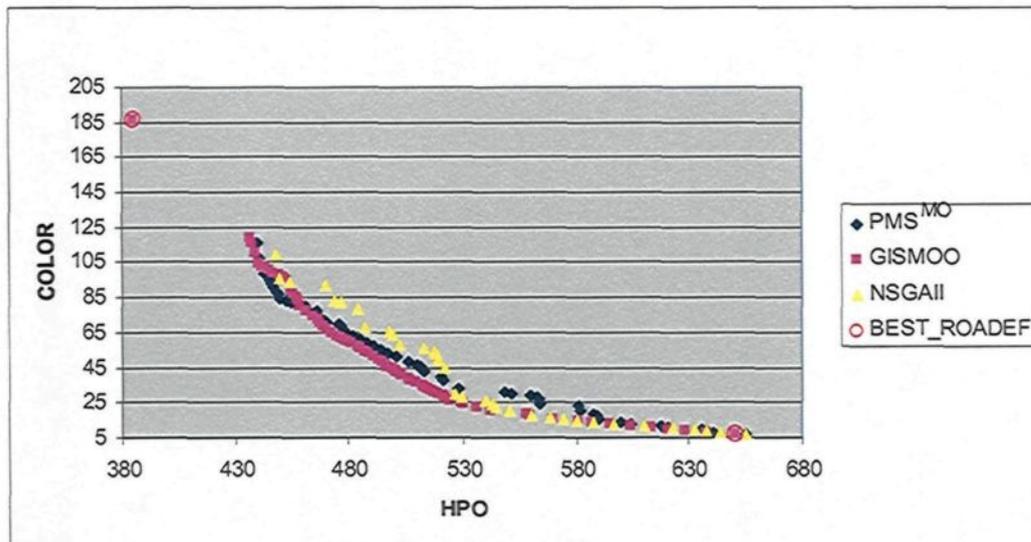
conflits en options non prioritaires (LPO). En analysant ces résultats, on remarque que les quatre algorithmes obtiennent exactement la même solution. Il est important de préciser que cette solution est obtenue à chaque exécution de chaque algorithme.

GISMOO			PMS <sup>MO</sup>			NSGAI			BEST_ROADEF		
HPO	COLOR	LPO	HPO	COLOR	LPO	HPO	COLOR	LPO	HPO	COLOR	LPO
0	30	0	0	30	0	0	30	0	0	30	0

**Tableau 8.10 :** Comparaison de la performance de GISMOO, du PMS<sup>MO</sup>, du NSGAI et de BEST\_ROADEF pour l'instance 655\_CH1\_S51\_J2\_J3\_J4

La Figure 8.6 présente une comparaison visuelle entre GISMOO, NSGAI, PMS<sup>MO</sup> et BEST\_ROADEF pour une exécution type sur le problème 035\_ch2\_S22\_J3 (un problème de l'ensemble B) qui est, selon Renault, un problème pour lequel les contraintes sur les options prioritaires sont « difficiles » à satisfaire. Comme pour l'exemple présenté à la Figure 8.4, il apparaît clairement que l'ensemble Pareto proposé par GISMOO domine globalement ceux proposés par NSGAI et PMS<sup>MO</sup>. Cependant, on note que l'écart entre GISMOO et les deux autres algorithmes Pareto n'est pas aussi important que celui observé pour le problème 022\_3\_4. Cette situation peut s'expliquer par le fait que le problème 035\_ch2\_S22\_J3 ne contient que 269 voitures à ordonnancer alors que le problème 022\_3\_4 en contenait lui 485. Toutefois, on note que ni NSGAI, ni PMS<sup>MO</sup> ne parviennent à obtenir la solution extrême en HPO. Ainsi, les meilleures solutions trouvées par NSGAI et PMS<sup>MO</sup>, si on considère l'objectif HPO comme prioritaire engendrent respectivement 448 et 438 conflits sur les options prioritaires, alors que la meilleure solution de GISMOO engendre seulement 385 conflits en HPO. On remarque d'ailleurs que GISMOO trouve

exactement les mêmes solutions extrêmes que BEST\_ROADEF. On peut donc supposer que l'écart entre GISMOO et les deux autres algorithmes Pareto serait encore plus important pour un problème de plus grande taille avec des contraintes sur les options prioritaires qui sont difficiles à satisfaire. En plus de ces deux solutions extrêmes, GISMOO propose 70 autres solutions de compromis au décideur. Toutefois, contrairement à ce que l'on avait pu observer pour le problème 022\_3\_4, on remarque qu'il existe un écart important entre la solution extrême en HPO et le reste de l'ensemble de solutions proposé par GISMOO. On peut expliquer cet écart par la difficulté à satisfaire les contraintes sur les options prioritaires qui caractérisent ce problème.



**Figure 8.6 :** Comparaison graphique de la performance de GISMOO, du PMS<sup>MO</sup>, du NSGAI et de BEST\_ROADEF pour l'instance 035\_ch2\_S22\_J3

Finalement, la Figure 8.7 présente une comparaison visuelle entre GISMOO, NSGAI, PMS<sup>MO</sup> et BEST\_ROADEF pour une autre instance (048\_ch2\_S49\_J5) pour laquelle les contraintes sur les options prioritaires sont « difficiles » à satisfaire, mais qui contient cette

fois-ci 546 voitures à ordonnancer. Cette représentation graphique confirme les suppositions faites au graphique précédent. Ainsi, on observe que l'ensemble de solutions proposé par GISMOO domine nettement les deux ensembles de solutions du NSGAII et du PMS<sup>MO</sup>. L'écart entre les courbes étant nettement plus important pour ce problème par rapport à celui observé pour le problème 035\_ch2\_S22\_J3 qui contient deux fois moins de voitures que le problème 048\_ch2\_S49\_J5. Lorsqu'on compare maintenant GISMOO à BEST\_ROADEF, on constate cette fois-ci que les deux solutions de BEST\_ROADEF dominent les solutions de GISMOO. Toutefois, en observant plus attentivement les solutions des deux algorithmes, on remarque qu'elles ont exactement la même valeur sur l'objectif principal, mais que c'est sur l'objectif secondaire qu'elles se distinguent. Ainsi, on a 3 conflits en HPO et 93 changements de couleur pour la solution de BEST\_ROADEF lorsque HPO est l'objectif principal contre 3 conflits en HPO et 135 changements de couleur pour la solution de GISMOO. Lorsque l'objectif COLOR est l'objectif principal, BEST\_ROADEF obtient une solution avec 58 changements de couleur et 282 conflits en HPO contre 58 changements de couleur et 420 conflits en HPO pour la solution de GISMOO. On rappelle ici que le temps accordé à GISMOO pour générer ces ensembles de solutions correspond à une seule exécution de l'algorithme utilisé par BEST\_ROADEF. En accordant à GISMOO le même temps que celui accordé à BEST\_ROADEF pour générer ces deux solutions, c'est-à-dire le double du temps, l'écart entre les solutions des deux algorithmes se réduit considérablement comme le montre le graphique de la Figure 8.8. En examinant le graphique de la Figure 8.8, on observe que les solutions extrêmes de GISMOO sont pratiquement identiques à celles de BEST\_ROADEF. Ainsi, on a

respectivement 3 conflits en HPO et 94 changements de couleur pour GISMOO contre 3 conflits et 93 changements de couleur pour BEST\_ROADEF lorsque HPO est l'objectif prioritaire. Lorsque COLOR est l'objectif principal, on a 58 changements de couleur et 284 conflits en HPO pour GISMOO contre 58 changements de couleur et 283 conflits en HPO pour BEST\_ROADEF. En plus de ces deux solutions extrêmes, GISMOO propose 7 solutions de compromis supplémentaires au décideur.

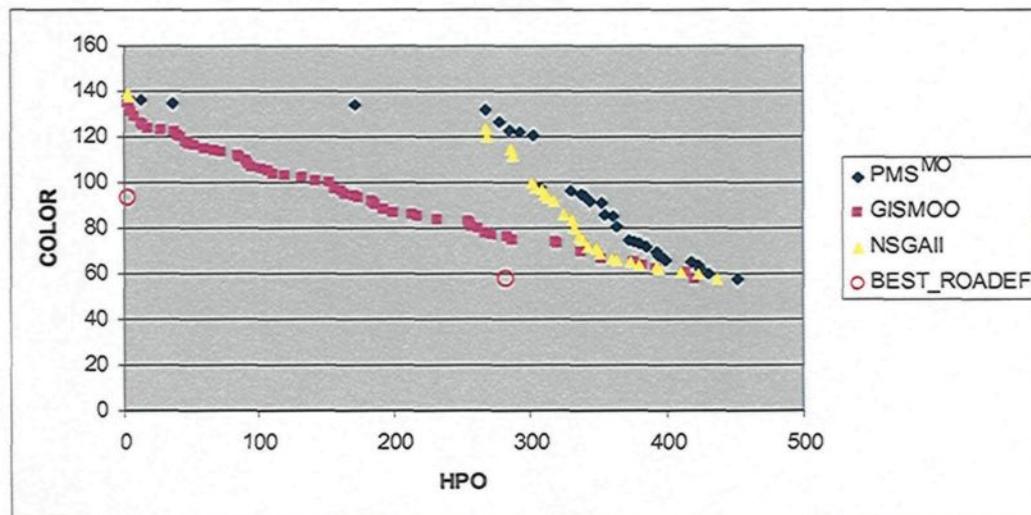
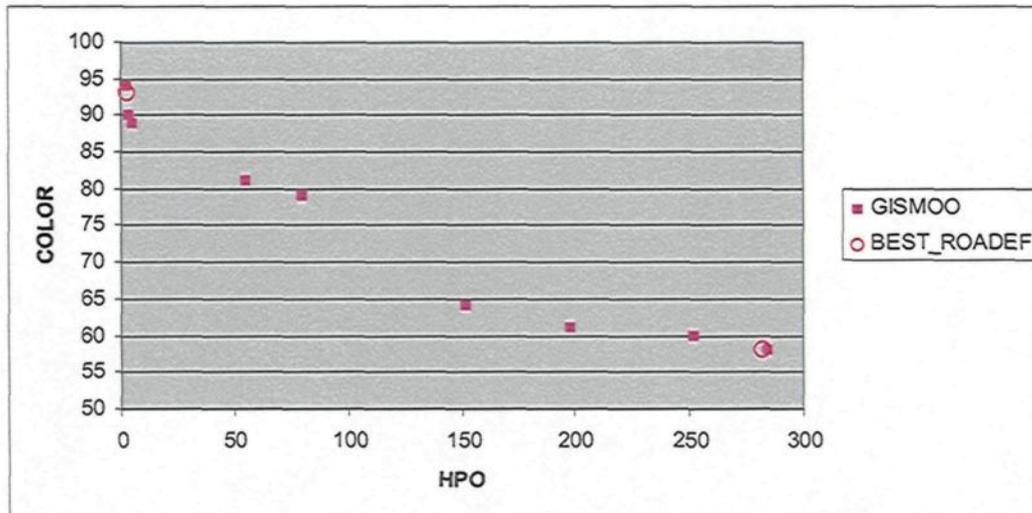


Figure 8.7 : Comparaison graphique de la performance de GISMOO, du PMS<sup>MO</sup>, du NSGAI et de BEST\_ROADEF pour l'instance 048\_ch2\_S49\_J5



**Figure 8.8 :** Comparaison graphique de la performance de GISMOO et de BEST\_ROADEF pour l'instance 048\_ch2\_S49\_J5 en accordant le même temps d'exécution aux deux algorithmes

## 8.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué GISMOO à la résolution du problème industriel d'ordonnement de voitures. Une des principales originalités de l'utilisation de GISMOO pour résoudre le POVI réside dans le fait qu'en utilisant un algorithme Pareto, on traite les différents objectifs du problème dans leur intégralité sans leur attribuer d'ordre ou de poids. À notre connaissance, c'est la première fois que le problème est abordé d'un point de vue intégralement multi-objectifs. En effet, la revue de la littérature effectuée au Chapitre 2 a révélé que ce problème a été traité jusqu'à maintenant de manière uni-objectif ou en considérant les objectifs selon un ordre lexicographique. Les résultats obtenus par GISMOO sur les différentes instances du POVI ont permis de mettre en évidence de

nombreuses solutions de compromis qu'il n'était pas possible d'obtenir avec un traitement lexicographique des objectifs. Ainsi, au lieu de proposer au décideur une seule solution en fonction d'une hiérarchisation des objectifs choisie a priori, GISMOO propose plutôt un ensemble de solutions à partir duquel il peut choisir la solution la plus satisfaisante selon ses préférences.

Cette nouvelle façon d'aborder le problème ainsi que l'approche de résolution proposé dans ce chapitre a permis, d'une part, de mettre en évidence l'intérêt de résoudre le POVI en considérant les objectifs dans leur intégralité. D'autre part, le fait d'utiliser GISMOO pour résoudre le problème industriel contribue à réduire l'écart entre les approches de résolution proposées dans un contexte théorique et les situations pratiques. En effet, les résultats expérimentaux ont confirmé les bonnes performances de notre algorithme pour le traitement d'une problématique réelle. Ainsi, comme nous l'avons déjà observé au chapitre précédent, les performances de GISMOO sont supérieures à celles obtenues par deux autres algorithmes évolutionnaires Pareto représentatifs de l'état de l'art en optimisation multi-objectifs : le NSGAI et le PMS<sup>MO</sup>.

## **CHAPITRE 9**

### **CONCLUSION ET PERSPECTIVES**

[MCours.com](https://www.mycours.com)