

Métaheuristiques Guidées par l'Apprentissage pour la Coloration de Graphe

Cyril GRELIER

12 Décembre 2023

Directeur	Jin-Kao HAO	Rapporteur	Tristan CAZENAVE
Encadrant	Olivier GOUDET	Rapporteur	Sébastien VEREL
		Examinateur	Nicolas DURAND
		Examinatrice	Béatrice DUVAL
		Invité	Daniel PORUMBEL

Sommaire

Problèmes Étudiés

État de l'Art

Réduction de Sommets

Bornes Supérieures sur le Score et le Nombre de Couleurs pour le WVCP

Arbre de Recherche de Monte Carlo - MCTS

... et Algorithmes Gloutons

... et Recherches Locales

... et Hyperheuristiques

Algorithmes Mémétiques - AHEAD

Conclusion & Perspectives

Problèmes Étudiés

GCP - Graph Coloring Problem

La Coloration de Graphe

Objectif : trouver une coloration légale minimisant le nombre de couleurs

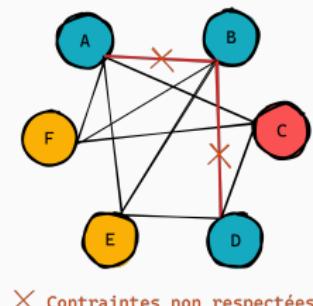
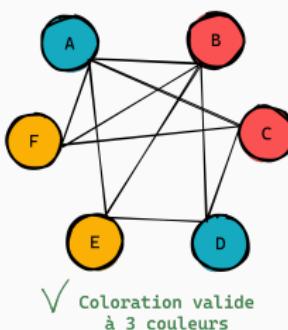
Score :

- Nombre de couleurs k (légale)
- Nombre de conflits $|C|$ (illégale)
- Nombre de sommets non colorés $|U|$ (partiellement légale)

Problème NP-difficile

Applications :

- Gestion d'emplois du temps
- Affectation de fréquences
- Sudoku



GCP - Sudoku

1			9	2		7	4
9	2	4	1		5	3	
	3	5	6			2	
6		4	7			8	
	2		5	4	6	7	
5		8	6		9		
	6		8	7			
5	9		3			1	
4		6	1	3		9	

1	6	5	3	9	2	8	7	4
9	2	4	1	7	8	5	3	6
7	8	3	5	6	4	9	1	2
6	9	1	4	3	7	2	5	8
8	3	2	9	5	1	4	6	7
5	4	7	8	2	6	1	9	3
3	1	6	2	8	9	7	4	5
2	5	9	7	4	3	6	8	1
4	7	8	6	1	5	3	2	9

WVCP - Weighted Vertex Coloring Problem

La Coloration de Graphe Pondérée

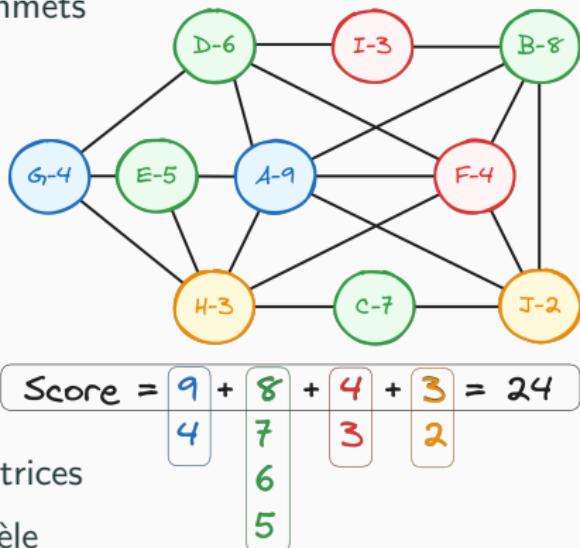
Objectif : trouver une coloration légale minimisant la somme des poids des sommets les plus lourds de chaque couleur

Score : $\sum_{i=1}^k \max_{v \in V_i} w(v)$

Problème NP-difficile

Applications :

- Gestion de traffic dans des communications satellites
- Problème de décomposition de matrices
- Gestion de tâches par lot en parallèle



WVCP - Gestion de Tâches par Lots en Parallèle

<p>8 Tâches J1 - 9s J2 - 8s J3 - 8s J4 - 6s J5 - 5s J6 - 5s J7 - 4s J8 - 2s</p> <p>1 - Préparation des tâches dans un graphe biparti (tâches - ressources)</p>	<p>3 Ressources</p>	<p>2 - Projection du graphe biparti sur les ressources pour obtenir un graphe de besoins mutuels</p>																		
<p>score optimal = $9 + 8 + 6 + 2 = 25$</p> <p>4 - Résolution du problème en minimisant la somme des poids les plus lourds de chaque couleur</p>	<p>4 Lots</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>8 Tâches</th> <th>L1 - 9s</th> <th>L2 - 8s</th> <th>L3 - 6s</th> <th>L4 - 2s</th> <th>Total : 25s</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>3 Ressources</td> <td>J1 - 9s J3 - 8s J5 - 5s</td> <td>J2 - 8s</td> <td>J4 - 6s J6 - 5s J7 - 4s</td> <td>J8 - 2s</td> <td>25s</td> </tr> <tr> <td></td> <td>R1 R2 R3</td> <td>R1 R2 R3</td> <td>R1 R2 R3</td> <td>R1</td> <td></td> </tr> </tbody> </table> <p>5 - Préparation des lots en fonction de la couleur des tâches</p>	8 Tâches	L1 - 9s	L2 - 8s	L3 - 6s	L4 - 2s	Total : 25s	3 Ressources	J1 - 9s J3 - 8s J5 - 5s	J2 - 8s	J4 - 6s J6 - 5s J7 - 4s	J8 - 2s	25s		R1 R2 R3	R1 R2 R3	R1 R2 R3	R1		
8 Tâches	L1 - 9s	L2 - 8s	L3 - 6s	L4 - 2s	Total : 25s															
3 Ressources	J1 - 9s J3 - 8s J5 - 5s	J2 - 8s	J4 - 6s J6 - 5s J7 - 4s	J8 - 2s	25s															
	R1 R2 R3	R1 R2 R3	R1 R2 R3	R1																

Etat de l'Art

État de l'Art et Contributions - GCP

- Recherches locales :
 - **TabuCol** Hertz et Werra [1987] : illégal, one-move
 - **PartialCol** Blöchliger et Zufferey [2008] : partiellement-légal, grenade
 - **TabuEdges** [en cours] (Chap 8)
- Algorithmes mémétiques :
 - **HEA** Galinier et Hao [1999] : GPX, TabuCol
 - **Evo-Div** Porumbel *et al.* [2010] : croisement multi-parents, distances
 - **MACOL** Lü et Hao [2010] : croisement multi-parents, distances
 - **HEAD** Moalic et Gondran [2018] : 2 individus, GPX, TabuCol
 - **DLMCOL** Goudet *et al.* [2022] : +20 000, NN choix croisement
 - **AHEAD** Grelier *et al.* [soumis] (Chap 8)
 - **EvoWeight** Grelier *et al.* [en cours] (Chap 8)
- Apprentissage :
 - **PLSCOL** Zhou *et al.* [2018] : renforcement
 - **TensCol** Goudet *et al.* [2021] : descente de gradient, tenseurs
 - **NRPA** Cazenave *et al.* [2021] : séquences, descente de gradient
 - **MCTS + Glouton** (Chap 5)

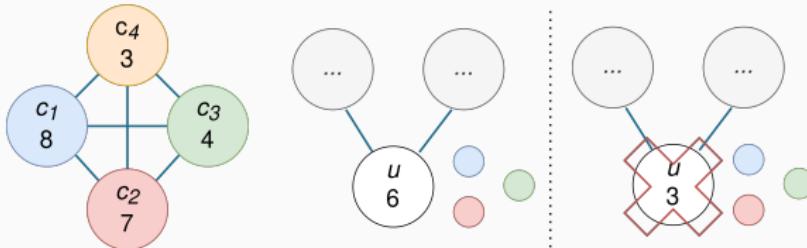
État de l'Art et Contributions - WVCP

- Apprentissage :
 - **MCTS + Recherche Locale** Grelier *et al.* [2022] (Chap 5,6)
 - **MCTS + Hyperheuristiques** Grelier *et al.* [2023] (Chap 7)
- Algorithmes mémétiques :
 - **DLMCOL** Goudet *et al.* [2022] : +20000, NN choix croisement
 - **AHEAD** Grelier *et al.* [soumis] (Chap 8)
- Recherches locales :
 - **AFISA** Sun *et al.* [2018] : illégal, one-move, coeff adaptatif
 - **RedLS** Wang *et al.* [2020] : illégal, poids arêtes, perturbations
 - **ILS-TS** Nogueira *et al.* [2021] : p-légal, 6 voisnages, perturbations
 - **TabuWeight** Grelier *et al.* [2022] (Chap 6)
- Méthodes exactes :
 - **2-Phase** Malaguti *et al.* [2009] : génération de colonnes, ILP
 - **MWSS** Cornaz *et al.* [2017] : MIP, ensemble indépendants
 - **CP** Goudet *et al.* [2023] : 3 modèles PPC (+ Chap 3,4)

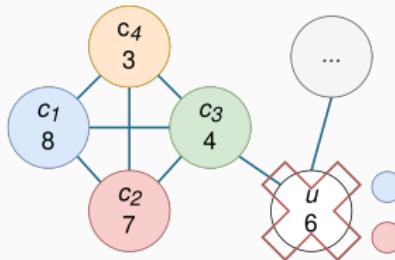
Réduction de Sommets

Réduction - Règle R0 et R1

- Règle de Réduction R0 Wang et al. [2020] :

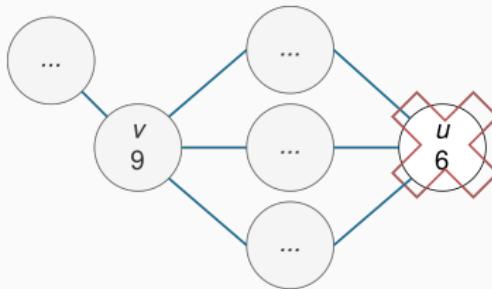


- Règle de Réduction R1, prend en compte les voisins de u dans C :



Réduction - Règle R2 et Procédure Itérative

- Règle de Réduction R2 adaptée de Cheeseman *et al.* [1991] (**GCP**) :



- Procédure de Réduction Itérative : demo¹
 1. Calcul d'une clique par sommet avec FastWClq de Cai et Lin [2016]
 2. Tri des sommets par ordre de poids puis degré
 3. Application de R1 et R2 sur chaque sommet
 4. Recommencer tant que des sommets sont supprimés
 5. Le graphe réduit est prêt !

1. <https://tinyurl.com/gc-reduction>

Réduction - En pratique

RI : nombre d'instances réduites

RV : nombre de sommets réduits

%RV : pourcentage de réduction

t(s) : temps moyen en secondes

GCP - /244	# RI	# RV avg	# RV max	%RV avg	%RV max	t(s) avg
R0	132	80.2	1199	26.3	87.7	16.3
R1	132	80.2	1199	26.3	87.7	16.3
R1+R2	146	115.4	1960	29.6	87.7	78.1
Iterative	146	182.5	4033	58.5	97.7	96.7

WVCP - /188	# RI	# RV avg	# RV max	%RV avg	%RV max	t(s) avg
R0	82	34.2	469	13.4	65	2.6
R1	84	39.5	574	14.7	66.4	3.8
R1+R2	85	41.7	596	15.4	69	4.1
Iterative	85	54.3	683	23.3	80.9	9.8

Réduction - Conclusion

Fonctionne généralement mieux quand :

- Graphe peu dense
- Existence de grandes cliques (et lourdes pour le WVCP)
- Structure dans le graphe (graphes géométriques, graphes de type réseaux sociaux/livres/wap, ...)

Autres points :

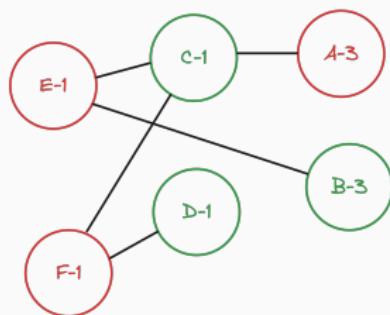
- 67 instances sur 244 du GCP ne gardent plus qu'une clique.
- Aide pour les méthodes de résolution exactes et approchées
- Aide pour le calcul des bornes

Bornes Supérieures sur le Score et le Nombre de Couleurs pour le WVCP

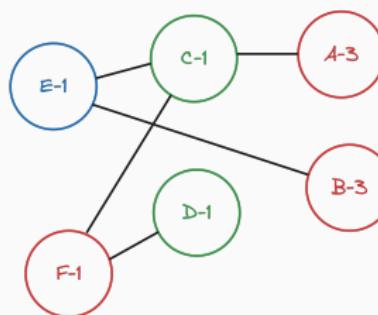
Bornes WVCP - Introduction

Pourquoi ?

- Pas de limite de nombre de couleurs
- Nécessaire pour les méthodes exactes
- Réduire l'espace de recherche



$$\begin{aligned} \text{Score} &= 3 + 3 = 6 \\ &\begin{matrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{matrix} \end{aligned}$$



$$\begin{aligned} \text{Score} &= 3 + 1 + 1 = 5 \\ &\begin{matrix} 3 & 1 \\ 1 & \end{matrix} \end{aligned}$$

Nombre de couleurs

- Borne inférieure : taille de la plus grande clique
- Borne supérieure : $k \leq \Delta(G) + 1$
Brooks [1941] GCP, Demange et al. [2007] WVCP

Score

- Borne inférieure : poids de la clique la plus lourde
- Borne supérieure : somme des poids des sommets, BKS²

2. Best Known Score - Meilleur Score Connus dans l'état de l'art

Bornes WVCP - Contributions

Nouvelles bornes - voir Théorème dans Goudet et al. [2023]

Soit une instance du WVCP $G = (V, E, w)$ et une solution optimale S^* possédant k groupes de couleurs. Alors les bornes supérieures sont :

- sur le nombre de couleurs :

$$k \leq \sum_{w \in W} \chi_{G_w}$$

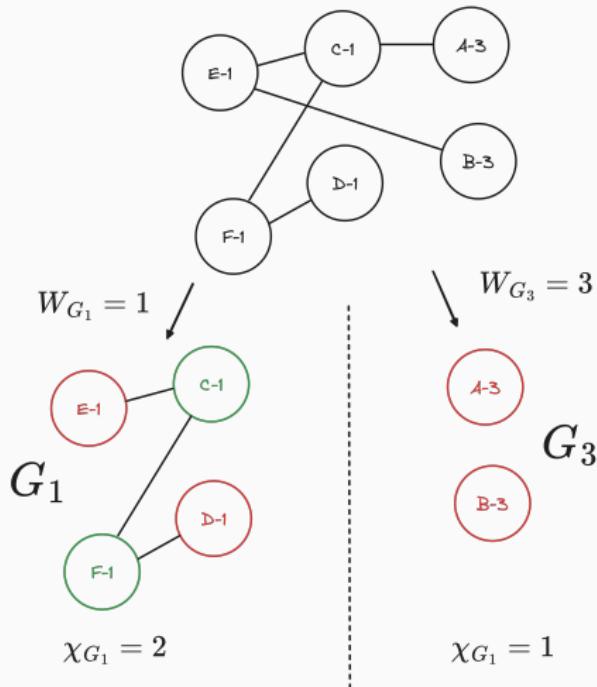
- sur le score :

$$f(S^*) \leq \sum_{w \in W} w \times \chi_{G_w}$$

avec :

- $W = \{w(v) \mid v \in V\}$ l'ensemble des valeurs de poids de G .
- $G_w = (V_w, E_w)$ le sous-graphe de G induit par le poids w .
- χ_{G_w} le nombre chromatique de G_w .

Bornes WVCP - Exemple



Borne supérieure sur le nombre de couleurs :

$$k \leq \sum_{w \in W} \chi_{G_w}$$

$$k \leq \chi_{G_1} + \chi_{G_3}$$

$$k \leq 2 + 1$$

$$k \leq 3$$

Borne supérieure sur le score :

$$f(S^*) \leq \sum_{w \in W} w \times \chi_{G_w}$$

$$f(S^*) \leq W_{G_1} \times \chi_{G_1} + W_{G_3} \times \chi_{G_3}$$

$$f(S^*) \leq 1 \times 2 + 3 \times 1$$

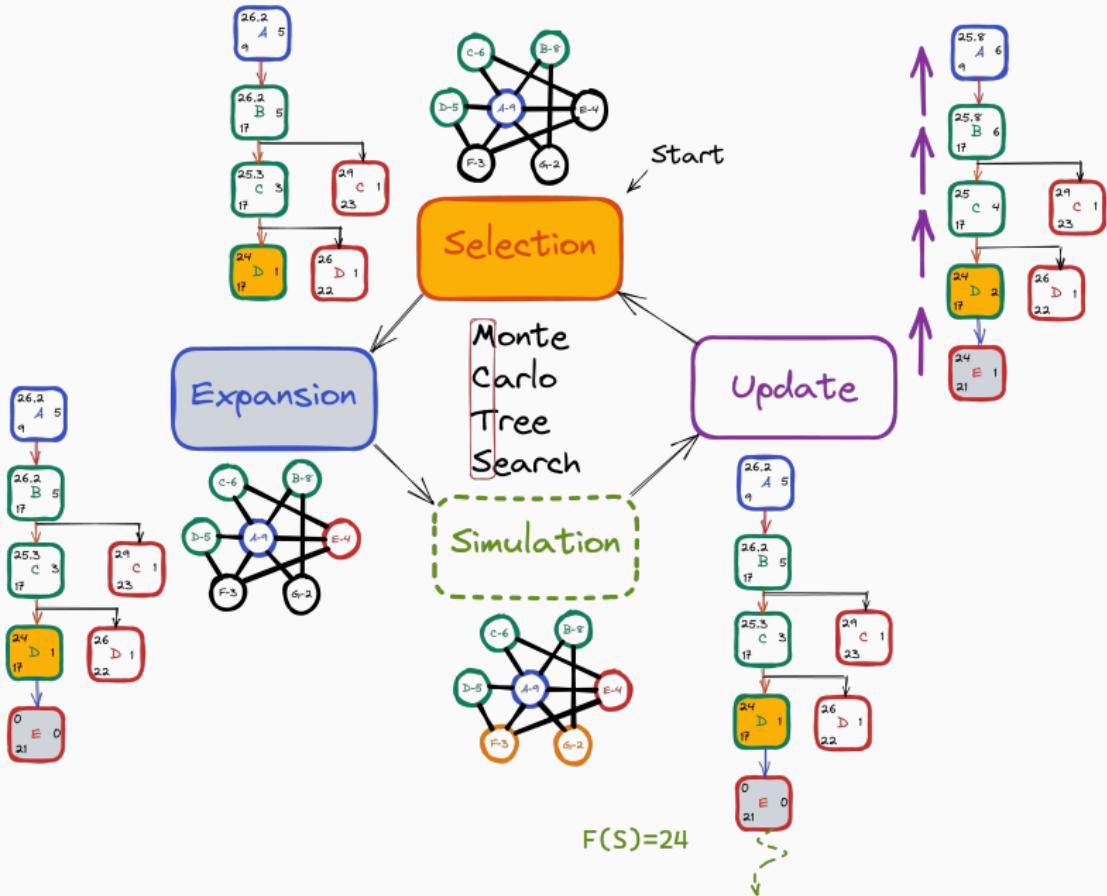
$$f(S^*) \leq 5$$

Bornes WVCP - Conclusion

- 88/188 instances avec une meilleure borne supérieure sur le nombre de couleurs comparé à $\Delta(G) + 1$
↪ En moyenne 13 couleurs de moins
- En pratique :
 - Meilleurs résultats avec un modèle PPC Goudet *et al.* [2023]
↪ 95 optimalités prouvées contre 72 sans les bornes
 - Impact faible sur un MCTS

Arbre de Recherche de Monte Carlo - MCTS

MCTS - Arbre de Recherche de Monte Carlo



MCTS - Pourquoi ?

Particularités du WVCP

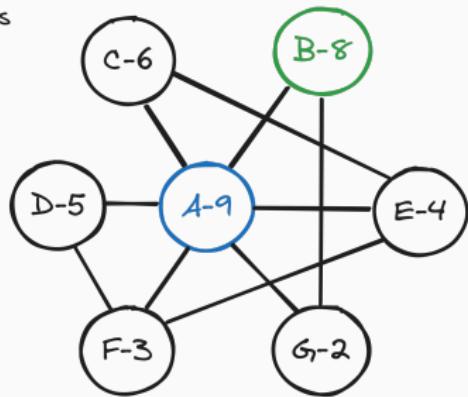
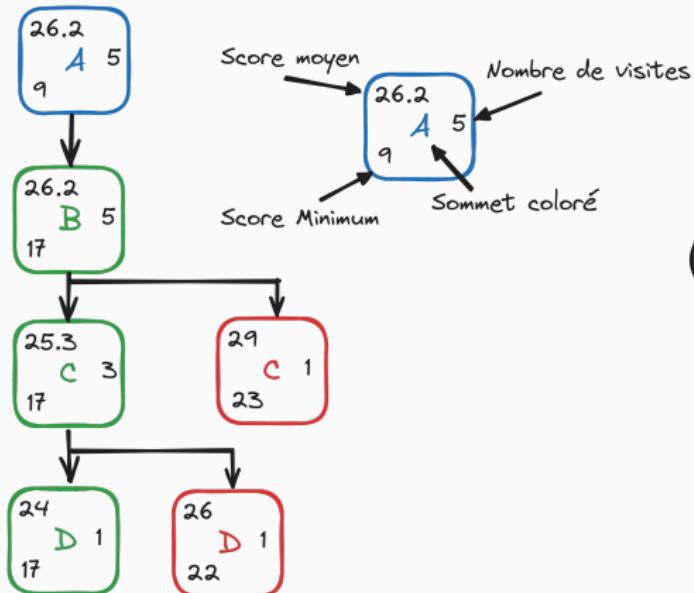
- Certains sommets sont plus importants (poids, degré)
- Seul le sommet le plus lourd d'une couleur a un impact sur le score

Pourquoi un MCTS ?

- Bien placer les sommets lourds
- Explorer de nouvelles zones de l'espace de recherche
- Couper les symétries et bien élaguer pour prouver l'optimalité
- Hybridation avec autres méthodes (Glouton, Recherches Locales, . . .)

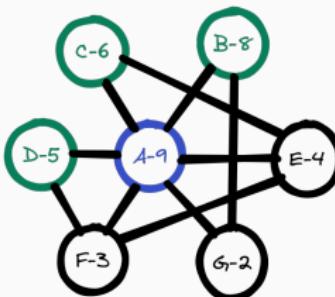
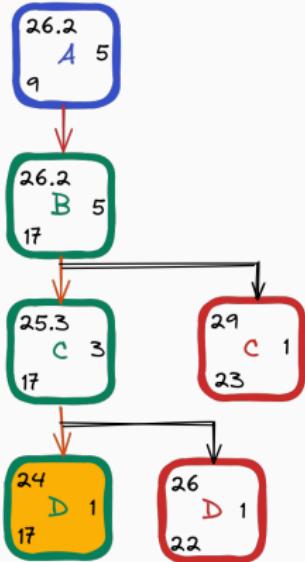
MCTS - Un Arbre et un Graphe

Arbre de Recherche



Graphe

MCTS - Phase 1 : La Sélection



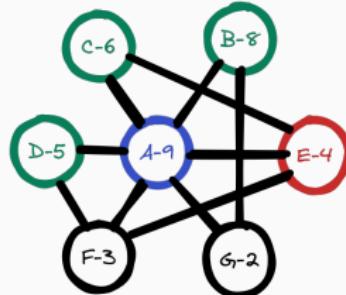
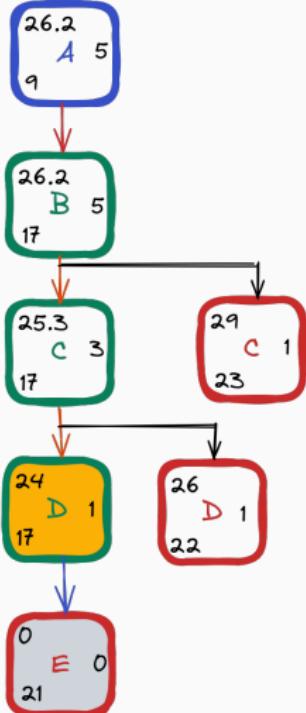
Selection

Choix avec score UCB (Jooken et al. [2023])

Exploitation + coefficient * Exploration

$$\frac{\text{rank}(C_{t+1}^i)}{\sum_{i=1}^I \text{rank}(C_{t+1}^i)} + c \times \sqrt{\frac{2 * \ln(\text{nb_visits}(C_t))}{\text{nb_visits}(C_{t+1}^i)}}$$

MCTS - Phase 2 : L'Expansion

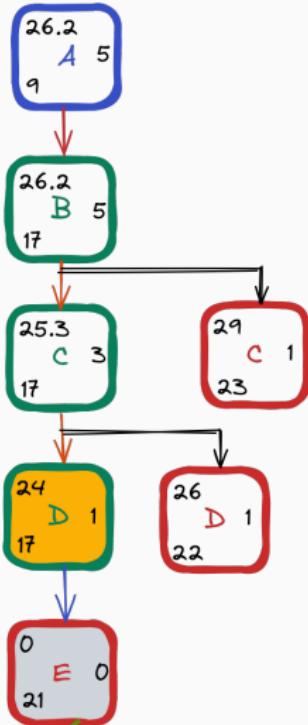


Expansion

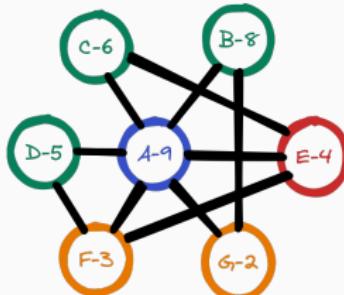
Ouvrir un nouveau nœud :

- 1 - Utiliser une couleur déjà utilisée dans la branche
- 2 - Ouvrir une nouvelle couleur (limite bornes)

MCTS - Phase 3 : La Simulation



$$\downarrow \text{F}(S)=24$$

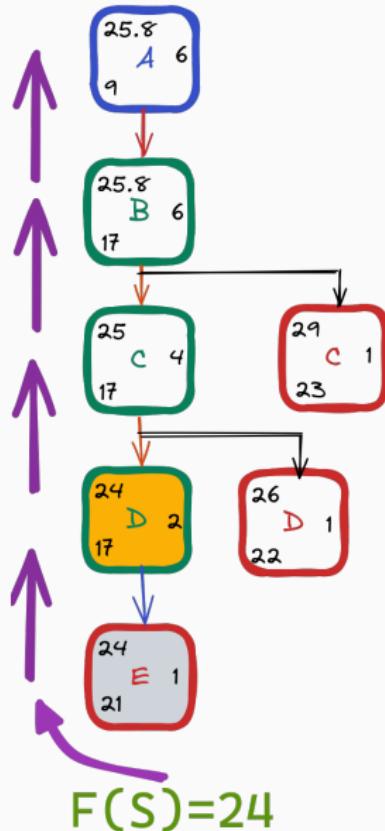


Simulation

Compléter la solution

- 0 - Choix purement aléatoire
- 1 - Algorithme Glouton
- 2 - Recherche Locale
- 3 - Hyperheuristiques

MCTS - Phase 4 : La Rétropropagation

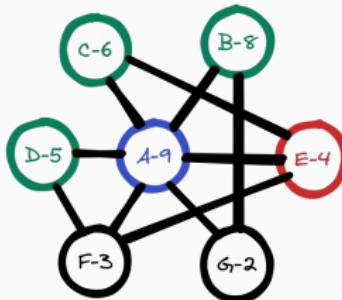
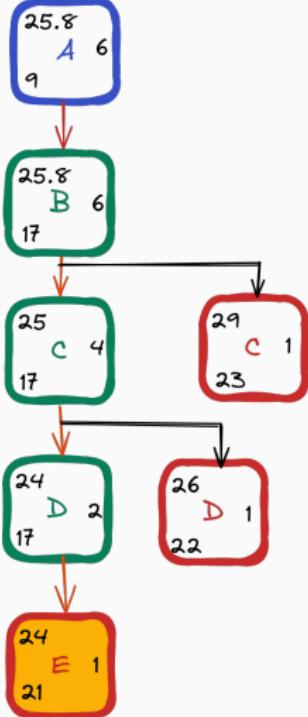


Update

Mise à jour :

- Moyenne
- Nombre de visites

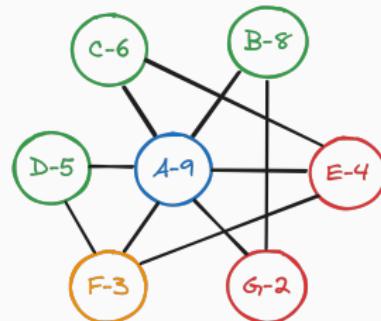
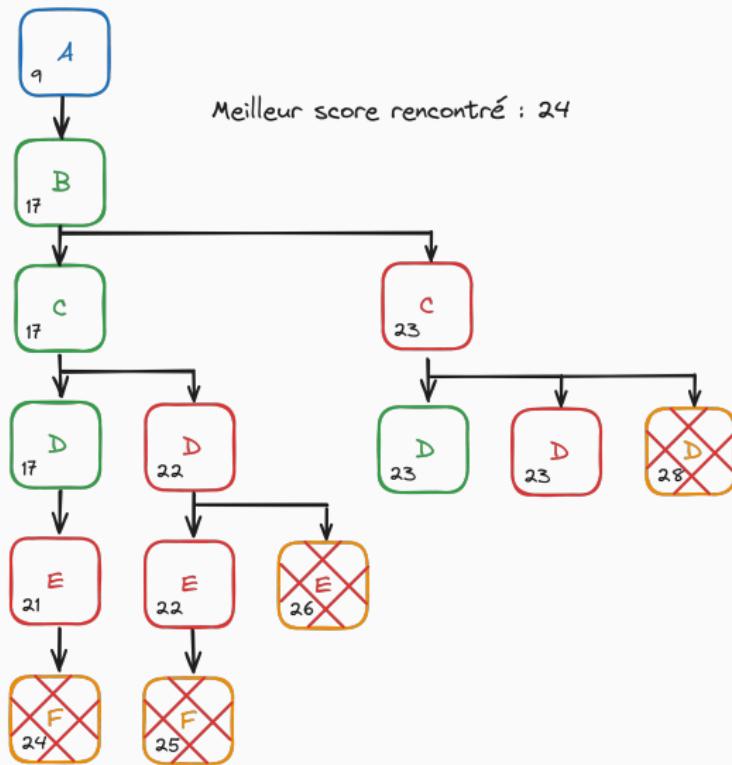
MCTS - Phase 1 : La Sélection...



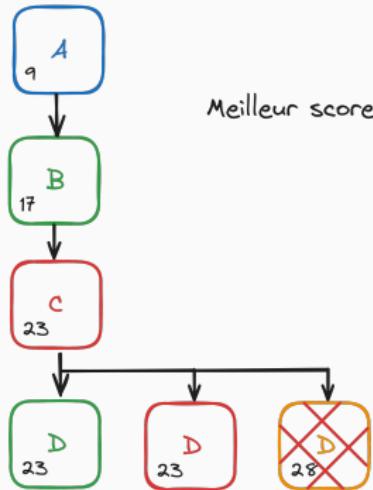
Selection

Nouvelle Itération...

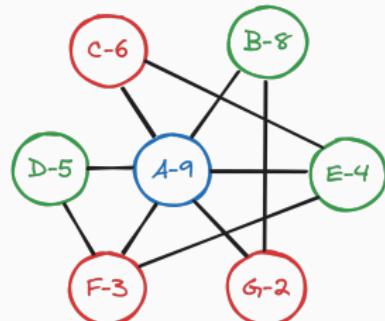
MCTS - Élagage 1



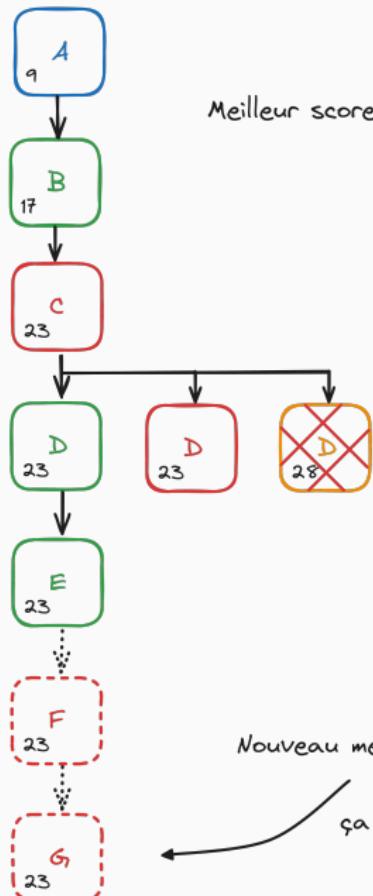
MCTS - Élagage 2



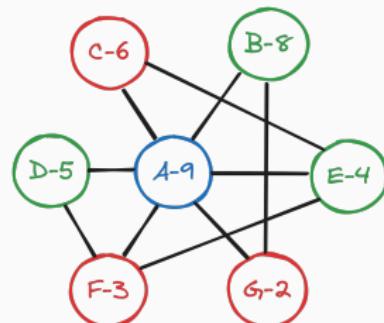
Meilleur score rencontré : 24



MCTS - Élagage 3



Meilleur score rencontré : 24



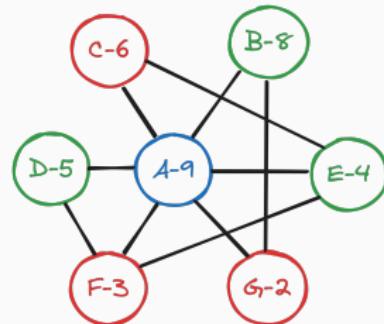
Nouveau meilleur score de 23 !

ça va couper...

MCTS - Élagage 4



Meilleur score rencontré : 23



Pourquoi l'utilisation de glouton pendant la simulation ?

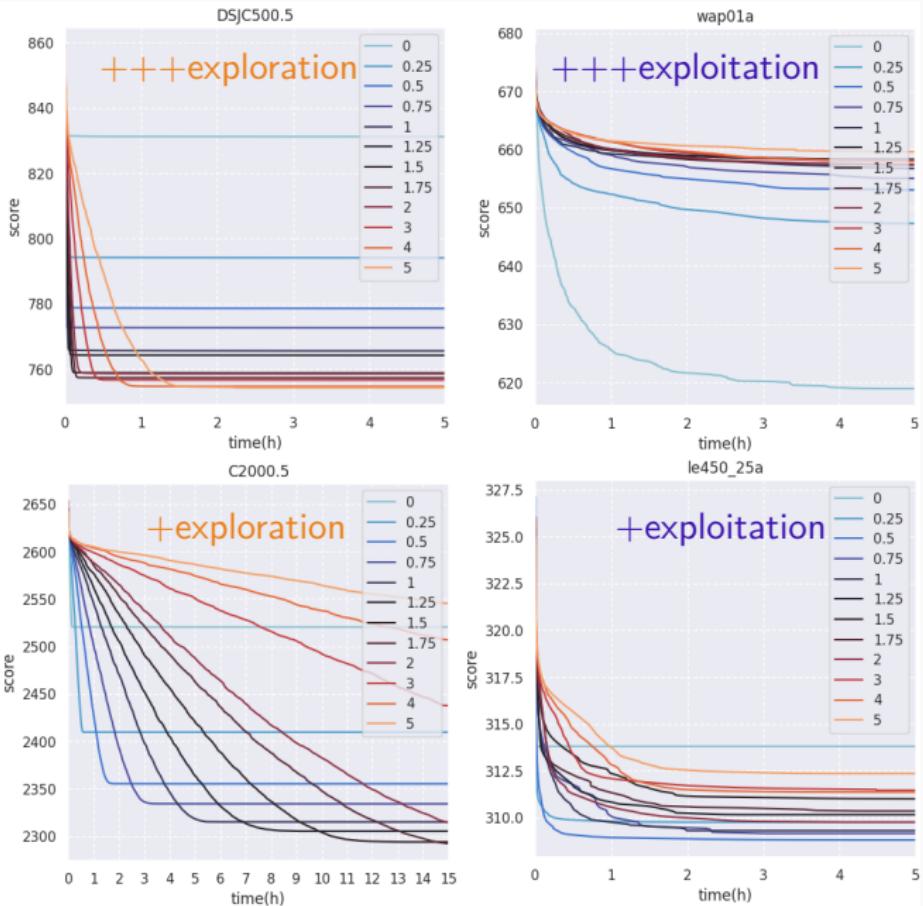
- Simulation aléatoire pas assez performante

Algorithmes Gloutons

- **R** :³ Aléatoire (choix aléatoire des couleurs + une nouvelle couleur)
- **C** :³ Constraint (choix aléatoire des couleurs)
- **D** :³ Déterministe (première couleur disponible)
- **DSatur** : Brélaz [1979] (choix du sommet le plus saturé)
- **RLF** : Leighton [1979] (construction de grandes stables)

3. Welsh et Powell [1967]

MCTS + Glouton - Coefficient Exploration VS Exploitation



MCTS + Glouton - Résultats

Sur le GCP

- Face à NRPA (Cazenave *et al.* [2021]) :
 - NRPA atteint plus de meilleurs score
 - NRPA meilleur sur les instances géométriques ou avec patterns
 - MCTS obtient de meilleures moyennes
 - MCTS meilleur sur les instances aléatoires, plus denses/grandes
- Face à TabuCol (Hertz et Werra [1987]⁴) :
 - TabuCol reste meilleur de manière générale

Sur le WVCP

- Face à AFISA (Sun *et al.* [2018]) et RedLS (Wang *et al.* [2020]) :
 - MCTS meilleur sur les instances petites/moyennes
- Face à ILS-TS (Nogueira *et al.* [2021]) :
 - ILS-TS reste meilleur de manière générale

4. optimisé par Moalic et Gondran [2018]

MCTS + Glouton - Conclusion

Pour résumer

- MCTS prouve une 100aine d'optimalités sur le GCP et une 50aine pour le WVCP
- MCTS est très bon sur les petites instances et quelques moyennes
- Moins performant sur les plus grandes instances

Si après le glouton, on lançait une recherche locale ?

- Explorer le voisinage en améliorant la solution du glouton
- Améliorer les résultats sur les instances moyennes/grandes
- Chercher un bon point de départ pour la recherche locale

Pour résumer - GCP

- Recherche locale seule plus efficace
- Besoin en diversification différent

Pour résumer - WVCP

- Améliore les résultats de plusieurs recherches locales
- Résultats différents en fonction de l'instance et de la recherche locale

MCTS + Hyperheuristiques - Introduction

Pourquoi ?

- **Pas de meilleure recherche locale :**
 - Aucune ne domine les autres totalement
- **Adaptation :**
 - Choisir le bon opérateur sans connaissances a priori

Comment ?

- **Critère de Sélection :**
 - Entraînement d'un critère pour choisir les opérateurs
- **Récompense :**
 - Score de la solution après la recherche locale
- **Fenêtre glissante :**
 - Normalisation des scores des ws dernières itérations

MCTS + Hyperheuristiques - Critères

Quel critère de sélection ?

- **Random** Choix aléatoire uniforme
- **Deleteur** Supprime les opérateurs o les moins performants
- **Roulette** Goëffon et al. [2016] Choix aléatoire pondéré par les récompenses (r)

$$proba[o] = p_{min} + (1 - |O| * p_{min}) * \frac{r[o]}{\sum r}$$

- **Pursuit** Goëffon et al. [2016] Sélection en faveur du meilleur opérateur (b)

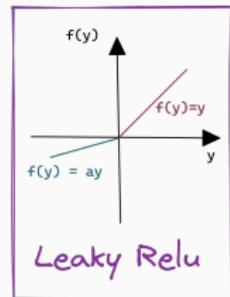
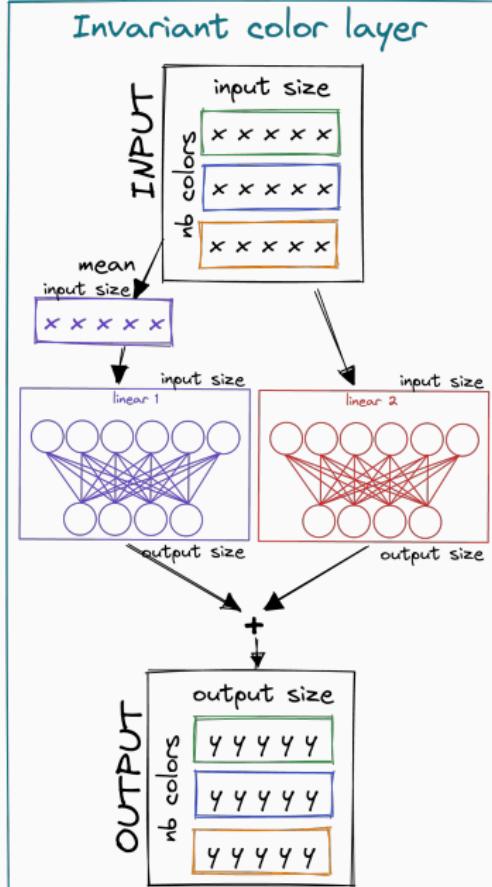
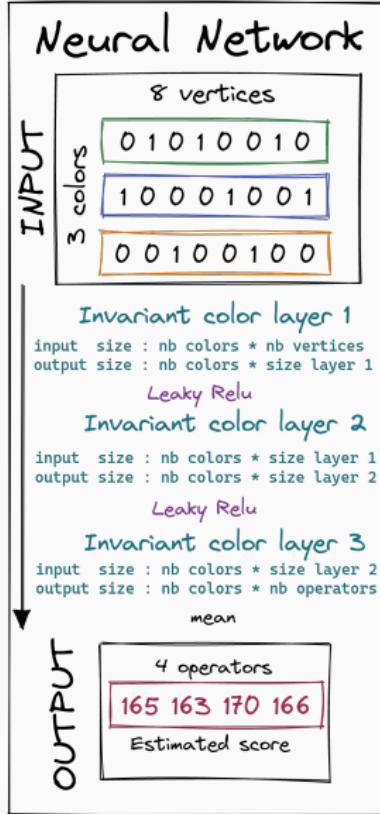
$$\begin{cases} proba[b] = proba[b] + \beta(p_max - proba[b]) \\ proba[o] = proba[o] + \beta(p_min - proba[o]) \end{cases}$$

- **UCB** : Préférer les meilleurs en encourageant l'exploration

$$score[o] = r[o] + c * \sqrt{2 * \frac{\log(\sum visits)}{visits[o]}}$$

- **NN** : Recommendation d'un réseau de neurones sur une solution brute avec des Deep Sets (Zaheer et al. [2017])

Réseau de Neurones - NN - Deep sets



Quels opérateurs de recherche locale ? - WVCP

- **AFISA** : Sun *et al.* [2018]
- **RedLS** : Wang *et al.* [2020]
- **ILS-TS** : Nogueira *et al.* [2021]
- **TabuWeight (TW)** : Grelier *et al.* [2022]

Fonctionnement :

1. Compléter la solution avec un glouton
2. Demander au critère quelle recherche locale utiliser
3. Lancer la recherche locale
4. Mettre à jour le critère avec le score obtenu

MCTS + Hyperheuristiques - Résultats WVCP

1 point/instance si moyenne significativement meilleure pour la méthode en ligne comparé à celle en colonne (Wilcoxon signed-rank test, p-value < 0.001)

/188	AFISA	MCTS+AFISA	TW	MCTS+TW	RedLS	MCTS+RedLS	ILS-TS	MCTS+ILS-TS	Random	Deleter	Roulette	UCB	Pursuit	NN	#BKs	#Best	#Best Avg
AFISA	-	35	49	17	53	0	0	0	0	0	0	0	0	0	114	114	45
MCTS+AFISA	40	-	73	10	86	0	1	0	0	0	0	0	0	0	115	115	97
TW	40	40	-	25	48	1	0	3	2	2	2	2	1	2	99	99	53
MCTS+TW	74	73	78	-	101	5	1	0	0	0	0	0	0	0	132	132	98
RedLS	41	35	47	29	-	11	14	15	12	11	12	13	11	11	112	127	44
MCTS+RedLS	103	82	107	72	102	-	20	28	5	5	4	3	2	4	152	153	142
ILS-TS	104	82	106	75	96	19	-	18	10	11	10	9	11	11	159	164	159
MCTS+ILS-TS	102	82	103	73	92	15	2	-	0	1	0	1	1	1	155	155	152
Random	104	82	108	75	98	15	15	25	-	2	0	0	1	1	156	158	151
Deleter	104	82	108	75	99	14	17	23	5	-	0	0	0	1	156	161	156
Roulette	104	82	107	75	101	15	15	25	0	1	-	0	1	2	156	158	151
UCB	104	82	107	75	101	15	17	25	0	1	0	-	2	2	156	158	152
Pursuit	104	82	107	75	102	15	17	26	0	1	1	1	-	1	156	161	153
NN	104	82	107	75	101	15	18	26	4	1	0	1	0	-	157	160	153

MCTS + Hyperheuristiques - Conclusion

Sélection des opérateurs de Recherche Locale

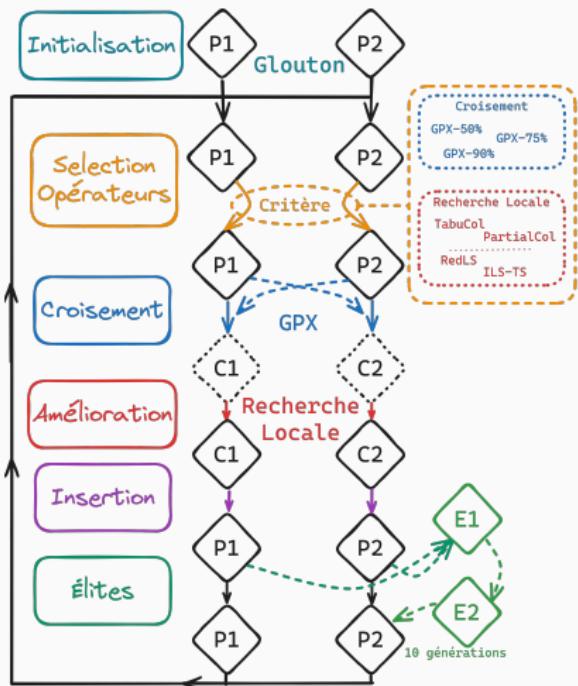
- Choix des critères ont du sens
- Généralement un ou deux bons opérateurs par instance
- Importance d'avoir des opérateurs complémentaires
- Pas d'alternances dans les choix d'opérateurs

Pour résumer

- MCTS rattrape ILS-TS sur une 15aine d'instances
- RedLS et ILS-TS restent meilleurs une 12aine d'instances où le MCTS n'intensifie pas assez

Algorithmes Mémétiques - AHEAD

AHEAD - Adaptive HEAD



Pourquoi ?

- On veut de l'intensification !

Comment ?

- Algorithme mémétique :**
 - basé sur HEAD de Moalic et Gondran [2018]
- Adaptatif :**
 - Critères de sélection pour s'adapter à l'instance
- Croisement :**
 - GPX avec 3 niveau de conservation
- Recherches Locales :**
 - 2 suffisamment différentes

AHEAD - Opérateurs

Croisement

- **GPX-50%** : 1 couleur P1 pour 1 couleur P2
- **GPX-75%** : 3 couleur P1 pour 1 couleur P2
- **GPX-90%** : 9 couleur P1 pour 1 couleur P2

Recherche Locale - GCP

- **TabuCol** : Hertz et Werra [1987]
- **PartialCol** : Blöchliger et Zufferey [2008]
- **TabuEdges** : Grelier *et al.* [en cours]

Recherche Locale - WVCP

- **RedLS** : Wang *et al.* [2020]
- **ILS-TS** : Nogueira *et al.* [2021]

Critères

- Mêmes que pour le MCTS :
 - Random, Deleter, Roulette, Pursuit, UCB, NN
- Choix d'une paire d'opérateurs <croisement, recherche locale>
- Exception pour NN :
 - Génère tous les croisements puis sélectionne le plus prometteur

AHEAD - Résultats WVCP

1 point/instance si moyenne significativement meilleure pour la méthode en ligne comparé à celle en colonne (Wilcoxon signed-rank test, p-value < 0.001)

/48	MCTS+UCB	RedLS	ILS-TS	HEAD+RedLS	HEAD+ILS-TS	Random	Roulette	Deleter	UCB	Pursuit	NN	# BKS	# Best	# Best Avg
MCTS+UCB	-	25	15	3	20	0	0	0	0	0	0	20	19	15
RedLS	11	-	10	9	14	9	9	9	9	9	9	15	24	11
ILS-TS	10	27	-	8	19	3	6	5	4	1	3	23	25	21
HEAD+RedLS	16	26	15	-	25	1	1	0	0	1	0	19	19	11
HEAD+ILS-TS	5	20	6	5	-	0	0	0	0	0	0	18	19	13
Random	19	27	20	10	25	-	0	0	0	0	0	21	22	19
Roulette	17	26	20	9	26	0	-	0	0	0	0	22	22	17
Deleter	20	26	19	9	26	3	0	-	0	0	0	24	28	19
UCB	20	26	20	9	26	1	1	0	-	0	0	23	23	19
Pursuit	19	26	23	11	26	1	0	0	0	-	0	24	26	22
NN	20	27	21	10	27	0	1	0	0	0	-	21	23	19

AHEAD - Résultats GCP

1 point/instance si moyenne significativement meilleure pour la méthode en ligne comparé à celle en colonne (Wilcoxon signed-rank test, p-value < 0.001)

/31	PartialCol	TabuCol	HEAD+PC	HEAD+TC	Random	Roulette	Deleter	UCB	Pursuit	NN	# BKS	# Best	# Best Avg
PartialCol	-	2	3	2	1	2	1	2	2	2	5	8	11
TabuCol	14	-	11	2	2	1	0	2	0	1	8	14	7
HEAD+PC	8	6	-	1	0	0	1	0	0	0	6	10	7
HEAD+TC	18	12	20	-	4	2	1	2	2	2	7	17	15
Random	17	11	19	1	-	0	1	1	0	0	9	17	9
Roulette	17	11	19	1	0	-	0	0	0	0	11	19	12
Deleter	19	15	20	5	8	3	-	5	1	1	13	24	20
UCB	19	11	20	1	1	0	0	-	0	0	10	18	10
Pursuit	19	13	20	3	5	2	0	1	-	0	11	20	14
NN	19	12	20	2	4	0	0	0	0	-	12	23	16

AHEAD - Conclusion

À propos des Sélections

- Pas d'alternances dans les sélections
- Croisement GPX plus conservatifs généralement préférés mais sans très grandes différences

Pour résumer

- Recherches locales gardent quelques instances avec de meilleurs résultats
- Meilleurs résultats que les autres méthodes en général
- Delete et généralement bon avec de nouveaux meilleurs scores

Conclusion & Perspectives

Conclusion & ★ Perspectives

- Contributions théoriques
 - Réduction de sommets
 - ★ Nouvelles règles
 - Bornes supérieures sur le nombre de couleur et score
- Méthodes implémentées
 - MCTS + Glouton
 - ★ Adapter coefficient exploration vs exploitation pendant la recherche
 - ★ DSatur lors de la construction de l'arbre
 - ★ BeamSearch
 - MCTS + Recherche Locale
 - MCTS + Hyperheuristiques
 - ★ Recherche Locale non systématique
 - DLMCOL
 - AHEAD
 - Modèles de programmation par contraintes
 - ★ EvoWeight
 - ★ LNS

Merci pour votre attention !

Questions ?

Code source, tableaux de résultats, articles :



<https://cyril-grelier.github.io/>

Références

- Ivo Blöchliger and Nicolas Zufferey. A graph coloring heuristic using partial solutions and a reactive tabu scheme. *Computers & Operations Research*, 35(3) :960–975, 2008.
- Daniel Brélaz. New methods to color the vertices of a graph. *Communications of the ACM*, 22(4) :251–256, 1979.
- Rowland Leonard Brooks. On colouring the nodes of a network. In *Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society*, volume 37, pages 194–197. Cambridge University Press, 1941.
- Shaowei Cai and Jinkun Lin. Fast solving maximum weight clique problem in massive graphs. In *IJCAI*, pages 568–574, 2016.

Bibliographie ii

- Tristan Cazenave, Benjamin Negrevergne, and Florian Sikora. Monte carlo graph coloring. In *Monte Carlo Search : First Workshop, MCS 2020, Held in Conjunction with IJCAI 2020, Virtual Event, January 7, 2021, Proceedings 1*, pages 100–115. Springer, 2021.
- Peter C Cheeseman, Bob Kanefsky, William M Taylor, et al. Where the really hard problems are. In *IJCAI*, volume 91, pages 331–337, 1991.
- Denis Cornaz, Fabio Furini, and Enrico Malaguti. Solving vertex coloring problems as maximum weight stable set problems. *Discrete Applied Mathematics*, 217 :151–162, 2017.
- Marc Demange, D de Werra, Jérôme Monnot, and V Th Paschos. Time slot scheduling of compatible jobs. *Journal of Scheduling*, 10(2) :111–127, 2007.

Bibliographie iii

- Philippe Galinier and Jin-Kao Hao. Hybrid evolutionary algorithms for graph coloring. *Journal of Combinatorial Optimization*, 3 :379–397, 1999.
- Adrien Goëffon, Frédéric Lardeux, and Frédéric Saubion. Simulating non-stationary operators in search algorithms. *Applied Soft Computing*, 38 :257–268, 2016.
- Olivier Goudet, Béatrice Duval, and Jin-Kao Hao. Population-based gradient descent weight learning for graph coloring problems. *Knowledge-Based Systems*, 212 :106581, 2021.
- Olivier Goudet, Cyril Grelier, and Jin-Kao Hao. A deep learning guided memetic framework for graph coloring problems. *Knowledge-Based Systems*, 258 :109986, 2022.

Bibliographie iv

Olivier Goudet, Cyril Grelier, and David Lesaint. New bounds and constraint programming models for the weighted vertex coloring problem. *Proceedings of the Thirty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI 2023, 19th-25th August 2023, Macao, SAR, China*, pages 1927–1934, 2023.

Cyril Grelier, Olivier Goudet, and Jin-Kao Hao. On monte carlo tree search for weighted vertex coloring. In *Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization : 22nd European Conference, EvoCOP 2022, Held as Part of EvoStar 2022, Madrid, Spain, April 20–22, 2022, Proceedings*, pages 1–16. Springer, 2022.

Bibliographie v

Cyril Grelier, Olivier Goudet, and Jin-Kao Hao. Monte carlo tree search with adaptive simulation : A case study on weighted vertex coloring. In *Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization : 23rd European Conference, EvoCOP 2023, Held as Part of EvoStar 2023, Brno, Czech Republic, April 12–14, 2023, Proceedings*, pages 98–113. Springer, 2023.

Alain Hertz and D de Werra. Using tabu search techniques for graph coloring. *Computing*, 39(4) :345–351, 1987.

Jorik Jooken, Pieter Leyman, Tony Wauters, and Patrick De Causmaecker. Exploring search space trees using an adapted version of monte carlo tree search for combinatorial optimization problems. *Computers & Operations Research*, 150 :106070, 2023.

Bibliographie vi

- Frank Thomson Leighton. A graph coloring algorithm for large scheduling problems. *Journal of research of the national bureau of standards*, 84(6) :489, 1979.
- Zhipeng Lü and Jin-Kao Hao. A memetic algorithm for graph coloring. *European Journal of Operational Research*, 203(1) :241–250, 2010.
- Enrico Malaguti, Michele Monaci, and Paolo Toth. Models and heuristic algorithms for a weighted vertex coloring problem. *Journal of Heuristics*, 15 :503–526, 2009.
- Laurent Moalic and Alexandre Gondran. Variations on memetic algorithms for graph coloring problems. *Journal of Heuristics*, 24 :1–24, 2018.
- Bruno Nogueira, Eduardo Tavares, and Paulo Maciel. Iterated local search with tabu search for the weighted vertex coloring problem. *Computers & Operations Research*, 125 :105087, 2021.

Bibliographie vii

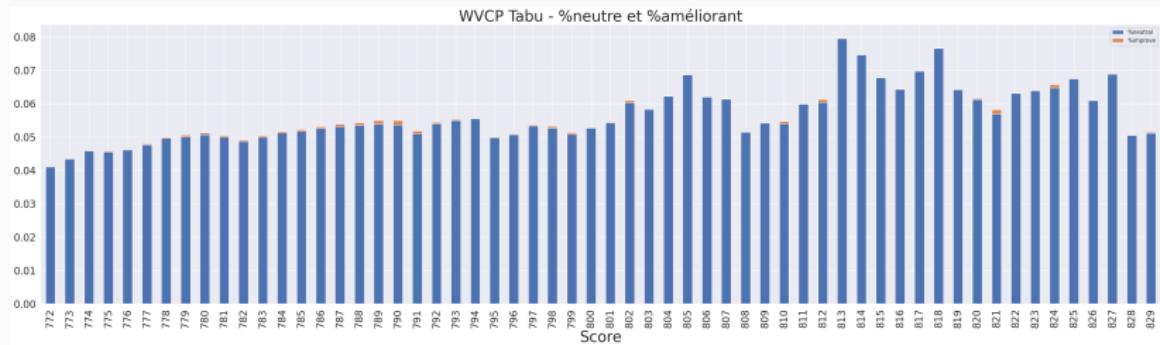
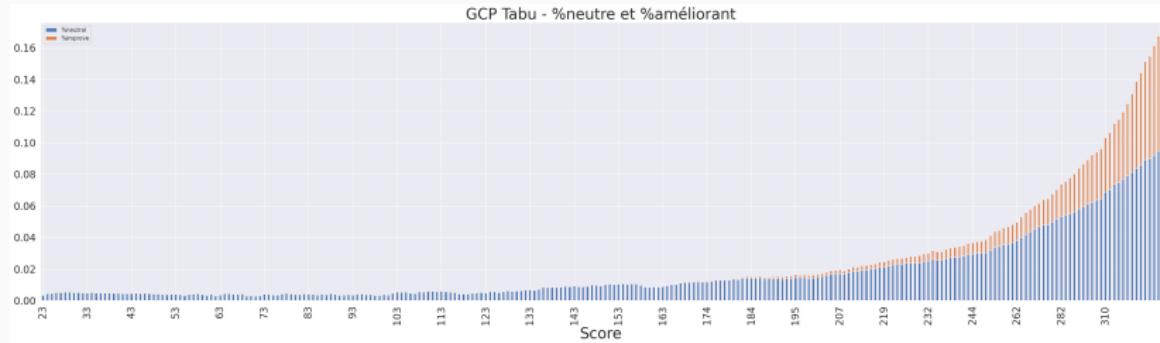
- Daniel Cosmin Porumbel, Jin-Kao Hao, and Pascale Kuntz. A search space “cartography” for guiding graph coloring heuristics. *Computers & Operations Research*, 37(4) :769–778, 2010.
- Wen Sun, Jin-Kao Hao, Xiangjing Lai, and Qinghua Wu. Adaptive feasible and infeasible tabu search for weighted vertex coloring. *Information Sciences*, 466 :203–219, 2018.
- Yiyuan Wang, Shaowei Cai, Shiwei Pan, Ximing Li, and Monghao Yin. Reduction and local search for weighted graph coloring problem. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 34, pages 2433–2441, 2020.
- Dominic JA Welsh and Martin B Powell. An upper bound for the chromatic number of a graph and its application to timetabling problems. *The Computer Journal*, 10(1) :85–86, 1967.

Bibliographie viii

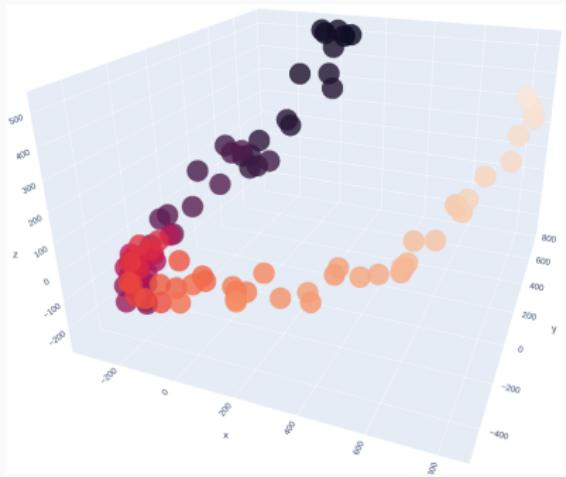
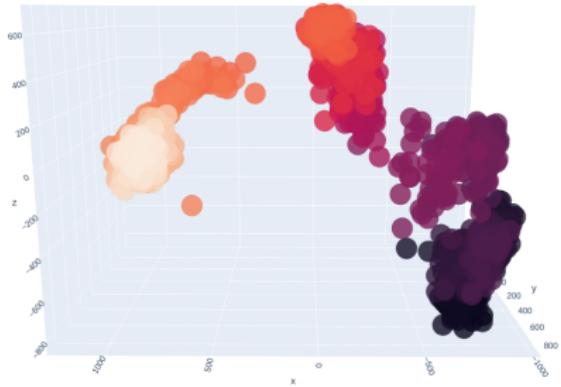
- Manzil Zaheer, Satwik Kottur, Siamak Ravanbakhsh, Barnabas Poczos, Russ R Salakhutdinov, and Alexander J Smola. Deep sets. *Advances in neural information processing systems*, 30, 2017.
- Yangming Zhou, Béatrice Duval, and Jin-Kao Hao. Improving probability learning based local search for graph coloring. *Applied Soft Computing*, 65 :542–553, 2018.

Introduction

WVCP - GCP - Voisinage



WVCP - GCP - Exploration



https://cyril-grelier.github.io/assets/html/search_path_wvcp.html

https://cyril-grelier.github.io/assets/html/search_path_gcp.html

Réduction

Réduction - Résultats WVCP

instance	V	density	R0	R1	R1+R2	Iterated	time(s)
DSJC125.1g	125	0.1	0	0	0	0	0
DSJC125.5g	125	0.5	0	0	0	0	0
DSJC125.9g	125	0.9	0	0	0	0	3
DSJR500.1	500	0.0	78	80	80	256	1
GEOM110	110	0.1	6	9	9	23	0
inithx.i.1	864	0.1	469	574	596	683	19
le450_15a	450	0.1	28	28	28	30	1
le450_25b	450	0.1	90	90	90	105	2
mulsol.i.5	186	0.2	28	53	75	82	1
queen10_10	100	0.6	0	0	0	0	0
p42	138	0.1	1	1	1	3	0
r30	301	0.1	0	0	0	0	0
wap02a	2464	0.0	161	165	165	249	168
wap04a	5231	0.0	244	244	244	321	527

Réduction - Résultats GCP

instance	V	density	R0	R1	R1+R2	Iterated	time(s)
DSJC125.1	125	0.1	0	0	0	0	0
DSJC125.5	125	0.5	0	0	0	0	0
DSJC125.9	125	0.9	0	0	0	0	1
DSJR500.1	500	0.1	150	150	151	488	0
GEOM110	110	0.1	17	17	17	101	0
inithx.i.1	864	0.1	705	705	709	769	4
le450_15a	450	0.1	41	41	41	43	0
le450_25b	450	0.1	131	131	131	156	0
mulsol.i.5	186	0.2	106	106	108	114	0
queen10_10	100	0.3	0	0	0	0	0
p42	138	0.1	10	10	10	124	0
r30	301	0.1	0	0	0	0	0
r1000.1	1000	0.1	99	99	99	954	0
wap04a	5231	0.0	1199	1199	1199	1199	26

Bornes

Bornes WVCP - Résultats

Instance	V'	densité	h_W	$\Delta + 1$	bornes couleurs		bornes score	
					lb	ub	lb	ub
DSJC125.1g	125	0.1	0.04	24	4	14	19	42
DSJC125.5g	125	0.5	0.04	76	10	34	42	105
DSJC125.9g	125	0.9	0.04	121	32	72	124	220
DSJR500.1	244	0.03	0.08	26	12	26	166	477
GEOM110	87	0.11	0.11	20	9	20	65	151
inithx.i.1	181	0.05	0.1	169	54	78	569	800
le450_15a	420	0.08	0.05	99	15	61	206	628
le450_25b	345	0.08	0.06	108	25	73	307	735
mulsol.i.5	104	0.23	0.18	88	31	58	367	574
queen10_10	100	0.59	0.19	36	10	36	153	420
p42	135	0.12	0.46	25	14	25	2466	8108
r30	301	0.09	0.76	35	19	35	9816	104285

Bornes WVCP - Impact sur le Modèle Primal

instance	BKS	primal		primal ub color		primal all bounds	
		score	time(s)	score	time(s)	score	time(s)
DSJC125.1g	23	<u>23*</u>	862	<u>23*</u>	435	<u>23*</u>	451
DSJC125.5g	71	78	tl	78	tl	78	tl
DSJC125.9g	169*	176	tl	176	tl	176	tl
DSJR500.1	169	187	tl	177	tl	169	tl
GEOM110	68*	69	tl	68*	1893	68*	1729
inithx.i.1	569*	569	tl	569	tl	569*	54
le450_15a	212	245	tl	234	tl	234	tl
le450_25b	307	307	tl	307	tl	307*	322
mulsol.i.5	367*	367	tl	367	tl	367*	31
queen10_10	162	170	tl	169	tl	169	tl
p42	2466*	2480	tl	2466	tl	2466*	2908
r30	9816*	9831	tl	9831	tl	9831	tl
#BKS		101/188		105/188		107/188	
#Optimal		72/188		75/188		95/188	

MCTS

MCTS + Glouton - Résultats GCP

1 point/instance si moyenne significativement meilleure pour la méthode en ligne comparé à celle en colonne (Wilcoxon signed-rank test, p-value < 0.001)

/244 instances	MCTS+R	MCTS+C	MCTS+D	MCTS+DSatur	MCTS+RLF	NRPA	TabuCol	#BKs	#Best	#Best Avg	#Optimal
MCTS+R	-	0	2	0	1	43	9	172	172	151	109
MCTS+C	80	-	20	10	2	45	10	180	181	178	109
MCTS+D	78	24	-	10	0	48	9	178	178	179	110
MCTS+DSatur	81	46	46	-	10	55	12	189	189	189	109
MCTS+RLF	80	55	60	34	-	63	10	190	191	192	110
NRPA	78	53	59	40	28	-	11	202	206	159	0
TabuCol	78	60	64	50	52	46	-	213	235	229	0

NRPA : Cazenave *et al.* [2021] - TabuCol : Hertz et Werra [1987]

MCTS + Glouton - Résultats GCP

instance	BKS	DSatur		MCTS+DSatur			RLF		MCTS+RLF			NRPA			TabuCol		
		best	time	best	mean	time	best	time	best	time	best	mean	time	best	mean	time	
C2000.5	145	214	0	210	210.7	3569	195	163	192	2482	211	213.1	2596	162	163.2	1802	
C2000.9	408	581	1	565		265	511	343	511	322	587	628.5	3185	412	413	2758	
C4000.5	259	392	3	383	383.1	3342	356	1314	355	2621	397	401.4	2545	304	305.3	2303	
DSJC500.1	12	16	0	14		3084	15	0	14	3	13	13.6	1945	12		77	
DSJC500.5	47	70	0	64		412	61	2	58	22	58	58.9	2372	49		476	
DSJC500.9	126	175	0	159		2917	151	4	148	356	148	149.8	1197	126	126.5	2328	
DSJC1000.1	20	28	0	26		1	24	3	23	1161	24		569	21		0	
DSJC1000.5	82	123	0	116		200	108	19	105	2062	110	112	1414	88	88.1	1321	
DSJC1000.9	222	316	0	303		1579	280	39	273	2188	291	294.9	2821	224	225.1	3181	
DSJR500.1c	85*	97	0	89		48	90	0	87	148	118	123.5	0	106	113.9	0	
DSJR500.1	12*	12	0	12*		0	12	0	12*	0	12	12.2	309	12		0	
GEOM120	11*	11	0	11*		0	11	0	11*	0	11		211	11		0	
latin_square_10	97	151	0	126		96	122	19	122	17	122	124.9	1758	100	101.2	1976	
le450_15c	15*	26	0	22		3272	23	0	22	0	19	19.9	3136	15	15.9	1	
le450_15d	15*	25	0	23		33	23	0	22	5	20	20.5	2266	16	16.1	48	
le450_25c	25*	30	0	27		597	28	0	27	7	26		636	26		0	
le450_25d	25*	30	0	27		201	28	0	27	4	26		958	26		0	
r1000.1c	98	124	0	108		1624	106	10	103	2514	139	171.3	17	134	155.4	86	
r1000.5	234	278	0	246		3080	251	16	247	1674	239	240.4	2276	244	246	3404	
wap01a	41*	54	0	44		3230	47	6	44	567	44	45	2839	42	43.2	1306	
wap02a	40*	48	0	44		6	44	5	43	40	44	44.2	1869	41	41.2	362	
wap03a	43	55	0	51		611	51	41	49	194	54	54.5	1577	44	46.2	1125	
wap04a	41	49	0	46		119	47	40	45	187	48	48.8	1608	42	43.3	2997	
wap06a	40*	45	0	42		529	42	1	42	1	41		880	40	41.5	3318	
wap07a	41	48	0	44		203	46	7	44	144	43	43.4	2148	42	42.6	523	
wap08a	40*	49	0	43		1515	46	7	44	169	42	42.8	1410	41	41.8	1846	
#BKS		148			189		171		190			202			213		
#Best		148			189		171		191			206			235		
#Best Avg		148			189		171		192			159			229		
#Optimal		0			109		0		110			0			0		

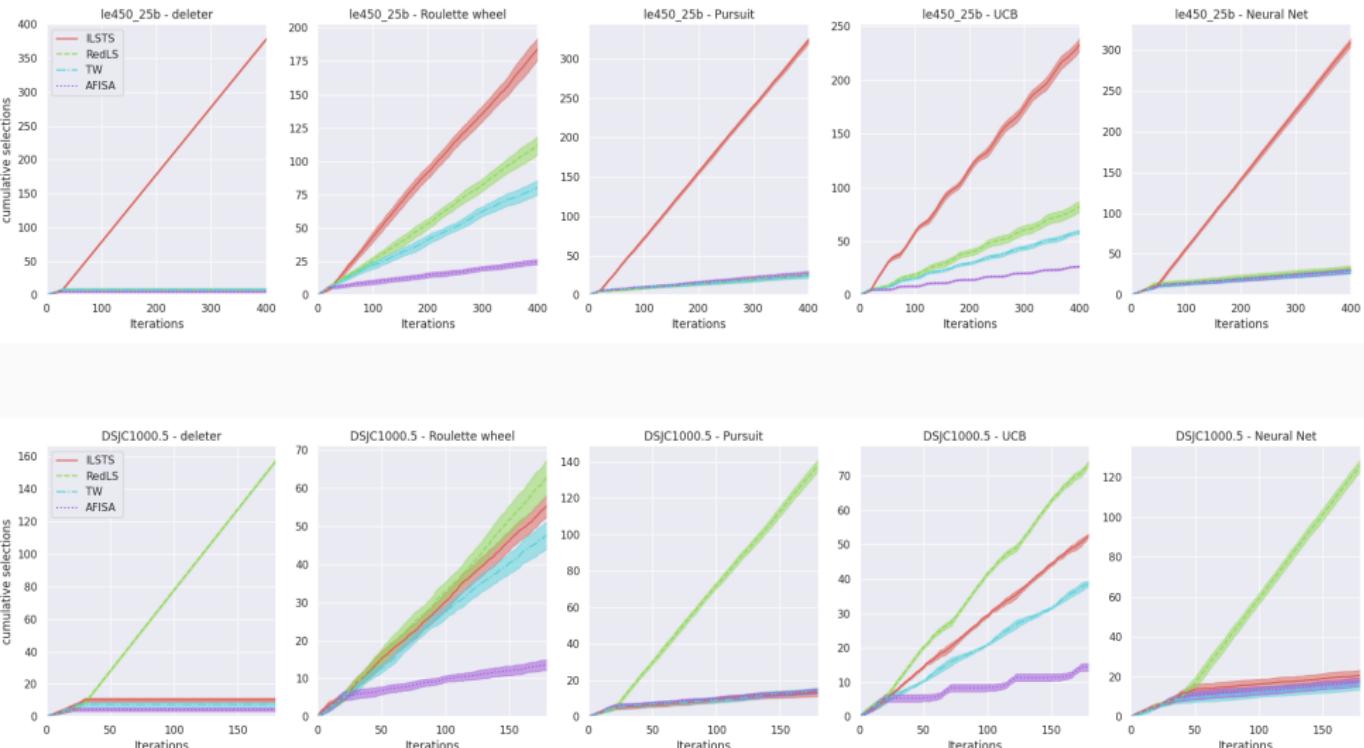
MCTS + Glouton - Résultats WVCP

1 point/instance si moyenne significativement meilleure pour la méthode en ligne comparé à celle en colonne (Wilcoxon signed-rank test, p-value < 0.001)

/188 instances	MCTS+R	MCTS+C	MCTS+D	MCTS+DSatur	MCTS+RLF	AFISA	RedLS	ILS-TS	#BKS	#Best	#Best Avg	#Optimal
MCTS+R	-	0	1	1	32	22	46	0	75	75	56	48
MCTS+C	122	-	23	32	92	77	85	0	114	114	75	49
MCTS+D	121	44	-	30	97	98	103	1	92	92	91	48
MCTS+DSatur	121	48	35	-	99	93	107	0	93	93	93	47
MCTS+RLF	87	14	14	14	-	58	79	0	70	70	70	45
AFISA	96	33	46	50	89	-	53	0	114	114	45	0
RedLS	79	51	60	57	88	41	-	14	112	131	47	0
ILS-TS	126	101	94	95	118	104	96	-	159	170	171	0

AFISA : Sun *et al.* [2018] - RedLS : Wang *et al.* [2020] - ILS-TS : Nogueira *et al.* [2021]

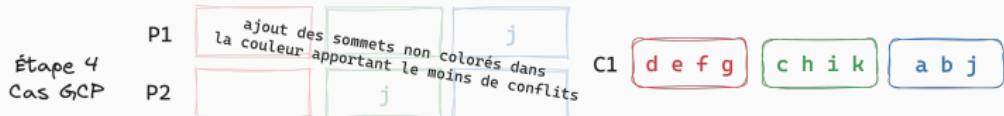
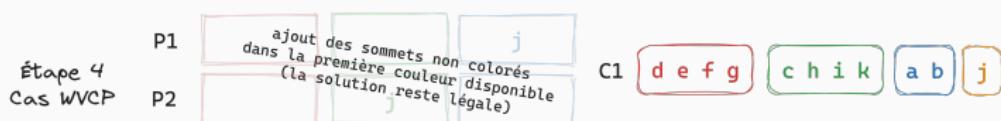
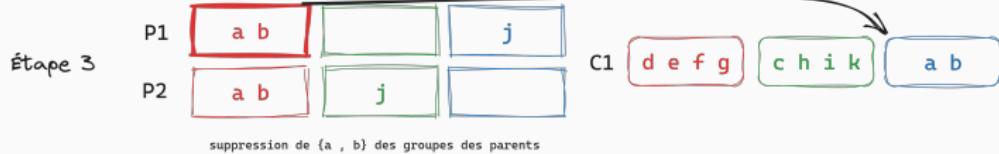
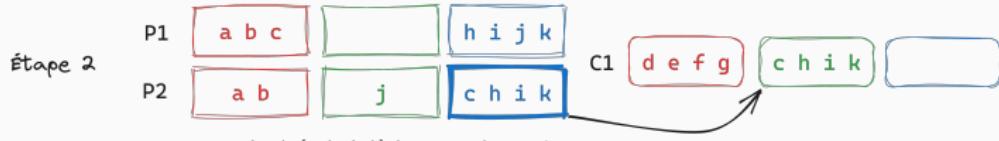
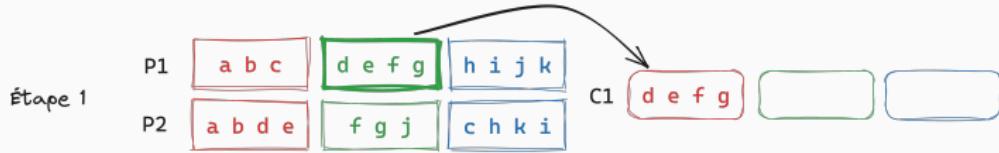
MCTS + Hyperheuristiques - Sélection



AHEAD

AHEAD - GPX

Croisement GPX



AHEAD - Résultats GCP

instance	BKS	PartialCol			TabuCol			HEAD+TC			AHEAD+Random			AHEAD+Deleter			
		best	mean	time	best	mean	time	best	mean	time	best	mean	time	best	mean	time	
C2000.5	145	164	165.2	5313	162	162.8	4628	148	149.2	3330	150	150.7	3101	149	150.7	3152	
C2000.9	408	420	420.8	5171	411	412.5	4786	<u>405</u>	406.4	2328	<u>405</u>	407.7	2956	404	405.6	2988	
C4000.5	259	304	305.6	6690	303	304.2	5567	278	279.6	3580	280	281.6	3651	279	280.8	3404	
DSJC500.1	12	12	128	12		75		12		86	12		80	12		56	
DSJC500.5	47	50	50.1	2227	49		460	48		819	48		1258	48		850	
DSJC500.9	126	128		975	126	126.3	2988	126		1027	126	126.1	1379	126		632	
DSJC1000.1	20	21		1	21		0	21		0	21		1	20	20.9	2391	
DSJC1000.5	82	90	90.5	3516	88		1760	83	83.3	2290	83	83.5	2372	83	83.5	2511	
DSJC1000.9	222	227	228.4	3630	224	224.9	3345	223		224	1616	223	224.2	2734	223	223.8	1589
DSJR500.5	122*	125	126.2	1666	124	127	1155	123		124	1766	123	124.2	2245	123	123.8	2289
flat300_28_0	28*	28		896	28	29.5	3220	30	30.8	1916	28	28.5	702	28	30.4	5	
flat1000_50_0	50*	50		44	50		69	50		28	50		8	50		8	
flat1000_60_0	60*	60		213	60		233	60		54	60		28	60		29	
flat1000_76_0	76*	89	89.1	2845	86	87	3096	82	82.3	1905	82	82.8	2775	82	82.8	1969	
latin_square_10	97	107	110.2	4875	100	100.8	4377	102	103.7	93	103	103.8	1996	99	100.7	1729	
le450_25c	25*	27		69	26		0	26		0	25	25.9	1407	25	25.3	1022	
le450_25d	25*	27		50	26		0	26		0	26		0	25	25.3	1537	
r250.5	65*	67		134	66	67.2	462	65	66	3378	65	66	1638	66		549	
r1000.1c	98	141	149.1	61	134	155.2	77	100	101.6	264	100	101.6	1674	100	101.6	1621	
r1000.5	234	247	248.1	5638	244	245.6	3622	246	247.6	1479	246	247.4	2134	245	245.5	2009	
wap01a	41*	42		1088	42	43	2160	42		137	42		143	41	42	1958	
wap02a	40*	41	41.7	4275	40	41.1	6499	41		15	41		15	40	40.8	1634	
wap03a	43	44		91	44	45.9	4342	45		261	45		87	43	44.3	2387	
wap04a	41	43		61	42	43.1	4869	43		880	43		1186	43		293	
wap06a	40*	41		98	40	41.3	4248	40		909	40	40.8	1549	40		246	
wap07a	41	44		41	41	42.3	5046	42	42.1	1771	42	43	2526	42	42.1	494	
wap08a	40*	43	43.2	2750	41	41.5	2967	42		48	42		365	41	41.9	2146	
#BKS		5/31			8/31			7/31			9/31			13/31			
#Best		8/31			14/31			17/31			17/31			24/31			
#Best Avg		11/31			7/31			15/31			9/31			20/31			

AHEAD - Résultats WVCP

instance	BKS	RedLS			ILS-TS			HEAD+RedLS			AHEAD+Random			AHEAD+Deleter		
		best	mean	time	best	mean	time	best	mean	time	best	mean	time	best	mean	time
C2000.5	2144	2131	2155.7	18367	2244	2264.4	6423	2244	2257.9	7453	2220	2236.8	12962	2218	2236.3	1782
C2000.9	5477	5439	5455.1	23137	5847	5910.1	23014	5732	5748.2	12980	5732	5783.9	12491	5717	5758.8	12327
DSJC1000.1	300	303	306.9	5839	305	306.2	5819	304	305.6	7380	302	303.8	9348	300	302.2	12874
DSJC1000.5	1185	1190	1206.9	12204	1241	1267.7	21935	1225	1229.7	7011	1222	1228.2	5371	1224	1230.5	1476
DSJC1000.9	2836	2828	2841.8	22796	3004	3035.9	25345	2909	2926.5	820	2911	2928.7	12633	2907	2926.8	2379
DSJC500.1	184	187	194	702	185	187.3	7107	186	186.9	6594	185	186.5	10290	184	185.9	8022
DSJC500.5	685	707	712.5	27147	711	721.2	9150	709	712.6	2534	706	711.5	12516	709	713.5	5838
DSJC500.9	1662	1667	1671	9925	1709	1725.3	24351	1680	1683.5	4053	1678	1684.2	12644	1676	1682.8	8149
DSJC250.1	127	129	131.4	56	127	127.1	11901	127	4516	127	3729	127	127.2	3235		
DSJC250.5	392	399	400.8	2602	392	393.9	10722	395	396.2	8349	393	395.2	9592	392	396.6	6028
DSJC250.9	934*	934	935	9679	934	935.1	14740	934	935.1	6741	934	934.2	8097	934	935	5011
flat1000_50_0	924	1152	1165.7	6259	1213	1230.5	570	1181	1187.7	7544	1179	1186.3	4428	1180	1186.8	2952
flat1000_60_0	1162	1196	1204.8	1877	1247	1263.8	25765	1216	1227.2	10824	1213	1223.7	11726	1217	1224.5	9840
flat1000_76_0	1165	1163	1183.2	28084	1228	1242.2	16513	1192	1204	2214	1187	1203	10742	1196	1204	8938
latin_square_10	1480	1505	1515.3	14189	1555	1575	18924	1523	1532.5	11286	1510	1526.2	13987	1517	1527.8	8732
le450_15a	212	213	215.4	54	211	213.6	11684	212	212.8	6777	212	212.8	8819	211	212.4	10557
le450_15b	216	218	219.9	41	217	217.1	10346	216	217	3204	216	217.1	2736	215	216.5	11124
le450_15c	275	282	285.4	82	279	281.7	16288	277	279.4	8360	277	278.8	7220	278	279.4	4788
le450_15d	272	277	280.6	325	275	277.6	8456	274	276.1	6004	274	275.6	8759	273	275.2	13299
le450_25a	306	306	306.6	2881	306		142	306		161	306		169	306		131
le450_25b	307*	307	307.6	95	307		23	307		53	307		28	307		19
le450_25c	342	348	352.8	583	348	349.1	16413	347	348.1	180	346	347.8	5652	346	348	588
le450_25d	330	335	339.4	232	337	338.7	14212	333	334.4	5904	333	334.2	6282	333	334.2	9648
wap01a	545	557	577	995	547	550.1	20531	552	559.1	8178	549	553.6	14094	549	552.8	8874
wap02a	538	554	572.1	16183	536	541	21912	550	557.1	13884	541	546.1	7654	541	545.5	12994
wap03a	562	569	575.5	17878	572	575.5	22637	577	579.7	6992	573	576.3	8096	573	575.9	2944
wap04a	563	567	578.9	13939	567	570.5	7346	573	575.6	3152	570	573.2	1970	569	572.5	13790
wap05a	541	542	543.8	7719	542	542.2	11809	542	542.9	4471	542	543	12056	542	543.2	2772
wap06a	516	519	526.1	1575	516	519.5	6264	519	520.7	12180	518	521	9100	520	521.2	5978
wap07a	555	554	573	8460	565	569.2	16299	557	559.4	3360	558	559.8	12040	557	559.2	12460
wap08a	529	536	543.7	19557	543	546.9	19271	539	540.8	7452	539	541.2	1800	538	540.1	10608
#BKS				15/48			23/48			19/48			21/48			24/48
#Best				24/48			25/48			19/48			22/48			28/48
#Best Avg				11/48			21/48			11/48			19/48			19/48

AHEAD GCP - Sélections

