

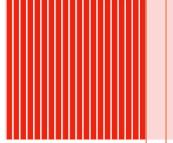
# Rapport TPs Metaheuristiques

- Heuristiques gloutonnes
- Méthode de descente
- Méthode Tabou

Imad Boukezzata MEJRI Hazem







INSA Toulouse 135, Avenue de Rangueil 31077 Toulouse Cedex 4 - France

www.insa-toulouse.fr



Universitary Year 2023/2024

# Rapport TPs Metaheuristiques

- Heuristiques gloutonnes
- Méthode de descente
- Méthode Tabou

Imad Boukezzata MEJRI Hazem

# Table des matières

1	Inti	roduction et problème étudié	1
<b>2</b>	Heı	ristiques gloutonnes et analyse de complexité	2
	2.1	Présentation des méthodes implémentées (SPT, LRPT, EST-	
		SPT, EST-LRPT)	2
	2.2	Complexité des heuristiques SPT, LRPT et EST-SPT	4
	2.3	Analyse des résultats obtenus sur des jeux de données variés et	
		significatifs	5
	2.4	Synthèse	5
3	Mé	thode de descente	6
	3.1	Objectifs	6
	3.2	Les points importants de la méthode de descente implémentée .	6
	3.3	Analyse des résultats	8
	3.4	Synthése	9
4	Mé	thode Tabou	9
	4.1	Objectifs	9
	4.2	Les points importants de la méthode de descente implémentée .	9
	4.3	Analyse des résultats	10
	4.4	Synthése	11
5	Cor	nclusion	11

## 1 Introduction et problème étudié

Dans le cadre de notre travail en Systèmes Intelligents, nous avons exploré la résolution de problèmes d'ordonnancement, en mettant l'accent sur le célèbre problème de Job-Shop. Ce défi consiste à minimiser la durée totale nécessaire pour accomplir un ensemble de tâches, réparties sur plusieurs machines. Chaque tâche doit être exécutée sur une machine spécifique, et chaque machine ne peut traiter qu'une tâche à la fois.

Pour résoudre ce problème complexe, nous avons développé et testé différentes méthodes d'optimisation, en utilisant des approches appelées métaheuristiques. Ces stratégies de résolution, guidées par des heuristiques, ont été implémentées en Java à partir d'une base de code existante, puis évaluées sur divers jeux de données représentant des problèmes de différentes tailles.

En utilisant ces méthodes, notre objectif était d'améliorer progressivement la résolution du problème de Job-Shop en cherchant à minimiser le makespan, c'est-à-dire le temps total nécessaire pour terminer toutes les tâches. Nous décrirons plus en détail les différentes approches explorées dans la suite de ce rapport.

En travaillant sur le problème du Job-Shop, nous avons appliqué ce que nous avons appris dans le cours sur les Systèmes Intelligents. Ça a été une manière concrète de mettre en pratique nos connaissances.

On a utilisé des méthodes un peu avancées, comme des métaheuristiques, pour essayer d'améliorer le temps total de traitement des tâches sur différentes machines. On a testé plusieurs approches pour voir celles qui fonctionnaient le mieux en fonction de la taille des problèmes.

Lien vers notre dépôt git : https://github.com/HAzmej/TP\_Methaheuristique

Dans la suite de notre travail, nous nous concentrerons sur une instance particulière, "ft06", pour expliquer la méthode de construction d'un diagramme de Gantt, un outil visuel permettant de représenter la planification des tâches sur les machines. Cette approche nous aidera à déduire le makespan associé à une solution donnée, en visualisant la séquence d'exécution des tâches sur chaque machine.

Cette méthode de construction de diagramme de Gantt se révèle être un outil précieux pour évaluer visuellement la qualité des solutions d'ordonnancement et déterminer rapidement le makespan correspondant.

# 2 Heuristiques gloutonnes et analyse de complexité

Cette section vise à mettre en œuvre plusieurs approches gloutonnes pour réduire au minimum la durée totale d'un problème de Job-Shop.

L'objectif est de mettre en œuvre un solveur d'ordonnancement de tâches en utilisant différentes politiques de priorité afin d'optimiser l'exécution des tâches sur des machines disponibles. Ces politiques consistent à choisir à chaque étape l'opération ou la tâche qui semble la plus prometteuse en fonction d'une certaine métrique, telles que les durées des opérations restantes, les temps de traitement estimés, ou les marges de temps disponibles pour chaque opération.

# 2.1 Présentation des méthodes implémentées (SPT, LRPT, EST-SPT, EST-LRPT)

Les détails et explications sont inclus dans le code que nous avons fourni.

```
case SPT:
    Task SPT_task = tabtask.get(0);
    for (Task newtask : tabtask) {
        if (instance.duration(newtask)<=instance.duration(SPT_task) ) {
            SPT_task=newtask;
        }
    }
    tabtask.remove(SPT_task);
    if ((SPT_task.task+1)<nb_tache_per_job) {
        Task task_ajouter = new Task(SPT_task.job, task. SPT_task.task+1);
        tabtask.add(task_ajouter);
    }
    manualRO.addTaskToMachine(instance.machine(SPT_task), SPT_task);

    SPT_task = null;
    break;</pre>
```

FIGURE 1 - SPT

```
max=0;
Task LRPT_task = tabtask.get(6);

//Duree restantes de tous les jobs
for (int i =LRPT_task.task ; i<= nb_tache_per_job-1;i++) {
    max += instance.duration(LRPT_task.job, lask 1);
}

//parcours de toutes les taches pour trouver la plus longue
for (Task newtask: tabtask) {
    temps=0;

//calcul_durée restante pour chaque tache à partir de la tache actuelle
    for (int i = newtask.task ; i<= nb_tache_per_job-1;i++){
        temps += instance.duration(newtask.job,i);
    }
    if (temps > max){
        max*temps;
        LRPT_task=newtask;
    }
}
if (LRPT_task=newtask;
//si task selectionne n'est pas la derniere tache de son job
if ((LRPT_task.task + 1) < nb_tache_per_job) {
        //cree prochaing tache du meme job et l'ajoute a liste des taches à traiter
        Task task.ajouter = new Task(LRPT_task.job, lask LRPT_task.task + 1);
        tabtask.add(task_ajouter);
}

manualRO.addTaskToMachine(instance.machine(LRPT_task), LRPT_task);
}
LRPT_task=null;
break;</pre>
```

FIGURE 2 - LRPT

```
Task EST_SPT_task = tabtask.get(0);

//check le temps de demarrage de la tache init en prenant le max entre dispo du job et machine

min = Math.max(dispo_job.get(EST_SPT_task.job), dispo_machine.get(instance.machine(EST_SPT_task)));

//pour chaque tache on va check le temps par rapport au max entre dispo_job et machine
for (Task newtask : tabtask){
    temps = Math.max(dispo_job.get(newtask.job), dispo_machine.get(instance.machine(newtask)));

if (temps<min){
    min=temps;
    EST_SPT_task=newtask;
    }

// Si on a le meme temps de demarrage
else if (temps==min){
    //si la duree de la nouvelel tache est plus courte
    if (instance.duration(newtask)<instance.duration(EST_SPT_task)){
        min=temps;
        EST_SPT_task=newtask;
    }
    }

if (EST_SPT_task=newtask);

//Si la tache n'est pas la denniere de son job
    if ((EST_SPT_task.task + 1) < nb_tache_per_job) {
        //cree prochaine tache du meme job et l'ajoute a liste des taches à traiter
        Task task_ajouter : new Task(EST_SPT_task.job, lask(EST_SPT_task.task + 1);
        tabtask.add(task_ajouter);
    }

manualRO.addTaskToMachine(instance.machine(EST_SPT_task), EST_SPT_task);

dispo_machine.set(instance.machine(EST_SPT_task), min + instance.duration(EST_SPT_task));
    }

break;
```

FIGURE 3 - EST\_SPT

```
case EST_LRPT_
Task EST_LRPT_task = tabtask.get(0);
max = Math.max(dispo_job.get(EST_LRPT_task.job), dispo_machine.get(instance.machine(EST_LRPT_task)));

for (Task newtask : tabtask) {
    temps = Math.max(dispo_job.get(newtask.job), dispo_machine.get(instance.machine(newtask)));
    if (temps < max) {
        max = temps;
        EST_LRPT_task = newtask;
    } else if (temps == max) {
        if (instance.duration(newtask) > instance.duration(EST_LRPT_task)) {
            max = temps;
        EST_LRPT_task = newtask;
        }
    }
    if (EST_LRPT_task.l=null) {
        tabtask.remove(EST_LRPT_task);
        if (EST_LRPT_task.l=null) {
            Task task.ajouter = new Task(EST_LRPT_task.job, Mask: EST_LRPT_task.task + 1);
            tabtask.add(task_ajouter);
    }
    manualRO.addTaskToMachine(instance.machine(EST_LRPT_task), EST_LRPT_task);
    dispo_machine.set(instance.machine(EST_LRPT_task), max + instance.duration(EST_LRPT_task));
    dispo_job.set(EST_LRPT_task.job, max + instance.duration(EST_LRPT_task));
    break;
}
```

FIGURE  $4 - EST_LRPT$ 

#### 2.2 Complexité des heuristiques SPT, LRPT et EST-SPT

• SPT : O(n)

Le temps d'exécution est proportionnel au nombre de tâches prêtes àtraiter à chaque instant parcours de tabtask pour trouver la tache la plus courte: □ nombre d'itérations est égal au nombre total de tâches dans le système, qui est n ☐ Pire des cas : vérifie toutes les tâches restantes, O(n) pour chaque tâche, sauf que les taches sont ordonnées par rapport au job et donc rajout un  $O(\log(n))$  à la complexite • LRPT: O(n\*m) m correspond aux nombre de taches par job Temps d'exécution est proportionnel à la somme des durées restantes de toutes les tâches. ☐ Chaque itération, nous devons trouver la tâche qui a la plus grande durée restante à traiter, ce qui prend donc O(n) for (Task newtask: tabtask) temps = 0; //boucle parcourt également tous les éléments de tabtask, donc elle a une complexité O(n)for (int i = newtask.task; i < nb tache per job - 1; i++) //boucle parcourt également tous les jobs (m) d'une tache, donc elle a une complexité O(m). . . □ tabtask.remove(LRPT task) : Complexité O(n) dans le pire cas, car elle supprime un élément spécifique de la liste. □ manualRO.addTaskToMachine(instance.machine(LRPT task), LRPT task): Complexité dépendant de l'implémentation de manualRO : O(n) • EST SPT : O(n) $\square$  max = Math.max(dispo\_job.get(EST\_LPT\_task.job), dispo\_machine.get (instance.machine(EST LPT task))): Complexité O(1) (opération simple). ☐ La boucle for itère sur tabtask, qui contient n tâches..  $\square$  À chaque itération : Temps = Math.max(...) : Complexité O(1). Les comparaisons et affectations dans les if sont de complexité O(1). La boucle entière a donc une complexité de O(n).  $\hfill \Box$ tab<br/>task.remove(EST LPT task) : Complexité O(n) pour supprimer un élément spécifique d'une liste. Donc, la complexité totale de ce code est O(n) + O(n), ce qui simplifie à O(n). • EST LRPT: O(n) pareil que EST SPT

**Optimisation :** utilisation de méthodes de recherche plus efficaces ou l'optimisation de la suppression d'éléments dans les listes.

# 2.3 Analyse des résultats obtenus sur des jeux de données variés et significatifs

Pour tester les fonctions SPT,LRPT, EST\_SPT et EST\_LRPT on a utilisé dans un premier temps l'instance ft pour nous assurer qu'on avait bien les bon résultats

instance ft06 ft10 ft20 lVG	6x6 10x10	best 55 930 1165	spt runtime 8 1 1 3,3	3101 3144	ecart 125,5 233,4 169,9 176,3	ft10	6x6 10x10	best 55 930 1165	lrpt runtime 5 2 2 3,0	1344 1955	ecart 34,5 44,5 67,8 49,0
instance ft06 ft10 ft20 AVG	size 6x6 10x10 20x5	55	est_spt runtime 5 1 2,3	makespan 88 1074 1267	60,0	instance ft06 ft10 ft20 AVG	size 6x6 10x10 20x5	55		e makespa 7 6 1 131 2 167	9,1 9 41,8

Les premiers résultats indiquent qu'EST\_LRPT est le solveur le plus rapide parmi tous, avec un écart moyen de 9.1. Nous remarquons également qu'il n'y a pas une grande différence entre EST\_LRPT et LRPT. En revanche, la méthode SPT présente le plus grand écart avec une valeur moyenne de 176.3. Nous notons que EST a considérablement amélioré les résultats du SPT.

Ensuite, pour pouvoir déterminer la meilleur solution, nous avons testé avec plusieur instances plus complexes et nous avons enregistré quelques résultats :

[ 2 0 ]	CALC.		est spt	, ,	2 100001
instance	size	best		makespan	ecart
la01	10x5	666	6		12,8
la02	10x5	655	9	821	25,3
la03	10x5	597	Θ	672	12,6
la04	10x5	590	i		20.5
la05	10x5	593	9	610	2,9
la06	15x5	926	0		29,6
la07	15x5	890	Θ		16,2
la08	15x5	863	Θ	942	9,2
la09	15x5	951	2		9,9
la10	15x5	958	1	1049	9,5
la11	20x5	1222	1	1473	20,5
la12	20x5	1039	2		25,6
la13	20x5	1150	2	1275	10,9
la14	20x5	1292	2	1427	10,4
la15	20x5	1207	1	1376	14,0
la16	10×10	945	1	1156	22,3
la17	10×10	784	ī	924	17,9
la18	10×10	848	ī	981	15,7
la19	10×10	842	ī	940	11,6
la20	10×10	902	ī	1000	10,9
la21	15×10		1	1324	26.6
la22	15×10	927	1	1180	27,3
la23	15x10	1032	1	1162	12,6
la24	15x10	935	1	1203	28,7
la25	15×10	977	1	1449	48,3
la26	20x10	1218	1	1498	23,0
la27	20x10	1235	1	1784	44.5
la28	20x10		1	1610	32,4
la29	20×10		1		52,3
la30	20x10	1355	1	1792	32,3
la31	30x10		1	2001	12,2
la32	30x10	1850	1	2292	23,9
la33	30×10		2	1945	13,1
la34	30×10		1	2070	20,3
la35	30×10		ī		13,6
la36	15x15		ī	1799	41,9
la37	15x15		ī	1669	19,5
la38	15x15		1	1404	17.4
la39	15x15		ī	1599	29,7
la40	15x15	1222	ī	1476	20,8
AVG	-	-	1,1	-	21,2
			-,-		

Après analyse, nous constatons que sur un ensemble de données étendu :

- L'utilisation de l'algorithme EST permet d'améliorer significativement les performances par rapport à LRPT et SPT.
- Sur ce même ensemble de données, le SPT se distingue par ses résultats les moins satisfaisants et sa durée d'exécution la plus longue.
- Enfin, l'algorithme EST\_LRPT se démarque en offrant les résultats les plus optimaux tout en s'exécutant rapidement.

#### 2.4 Synthèse

Nous pouvons conclure à la fin de cette section que l'algorithme EST\_LRPT permet d'avoir les meilleurs résultats tout en optimisant le temps d'exécution

### 3 Méthode de descente

## 3.1 Objectifs

Dans cette section, notre but est d'implémenter une méthode de descente pour potentiellement améliorer les solutions par rapport aux approches gloutonnes.

À partir de l'ordre des ressources, Il genere des voisins en modifiant l'ordre des tâches. Il tente de trouver une solution optimale en explorant les voisins générés par le voisinage de Nowick en choisissant les solutions avec un makespan plus court jusqu'à ce qu'aucune amélioration ne soit trouvée ou que le délai soit atteint.

# 3.2 Les points importants de la méthode de descente implémentée

Figure 5 – Blocks of Critical Path

- D'abord, nous faisons appel à la méthode "criticalPath()" pour trouver le chemin critique dans le graphe des dépendances de tâches. Cette méthode utilise l'algorithme de la chaîne critique pour identifier le chemin le plus long dans le graphe, ce qui correspond au temps minimum nécessaire pour achever le projet.
- En parcourant les tâches du chemin critique, chaque tâche est examinée pour trouver les blocs adjacents ayant la même machine.
- Pour chaque tâche, l'algorithme itère sur les tâches suivantes du chemin critique pour détecter les tâches appartenant à la même machine et formant ainsi un bloc.

- Si un bloc est identifié (c'est-à-dire si la première et la dernière tâche du bloc sont différentes), il est ajouté à la liste des blocs.
- Retourne la liste des blocs identifiés.

```
@Override
public Optional<Schedule> solve(Instance instance, long deadline) {
    ResourceOrder R0 = new ResourceOrder(instance);
    List<ResourceOrder> list_R0;

int makespan_init = R0.toSchedule().get().makespan();

long exec_time=0;
boolean recherche =true;
ResourceOrder bestR0=R0;
ResourceOrder prevR0;
while((exec_time<deadline)&&(recherche)){
    //meilleur ordre trouve pour le moment
    prevR0=bestR0;
    //à chaque fois on genere les voisins du meilleur ordre obtenu
    list_R0 = neighborhood.generateNeighbors(bestR0);
    for(ResourceOrder R :list_R0){
        if (R.toSchedule().get().isValid() && R.toSchedule().isPresent()){
            int makespan = R.toSchedule().get().makespan();
            if (makespan < makespan_init) {
                makespan_init = makespan;
                bestR0 = R;
            }
        }
        if (prevR0==bestR0){
        recherche=false;
        }
        exec_time=System.currentTimeMillis();
} return bestR0.toSchedule();
}</pre>
```

FIGURE 6 - DescentSolver

- Cette méthode DescentSolver tente de trouver une solution optimale en utilisant une recherche de descente.
- Elle prend en paramètres une instance du problème et une limite de temps d'exécution ("deadline").
- Elle commence par initialiser une "ResourceOrder" initiale "R0" pour représenter la première solution.
- Elle obtient le "makespan" initial en calculant le temps nécessaire pour terminer toutes les tâches dans l'ordonnancement initial "R0".
- Ensuite, elle initialise des variables pour suivre le temps d'exécution et l'état de la recherche.
- La boucle principale de la recherche continue tant que le temps d'exécution est inférieur à la limite de délai et qu'une amélioration est possible.
- À chaque itération, elle génère les voisins de la meilleure solution actuelle "bestR0" en utilisant le voisinage défini par "neighborhood".
- Pour chaque voisin généré, elle vérifie s'il est valide et present dans le "Schedule" et s'il améliore le "makespan".
- Si une meilleure solution est trouvée, elle met à jour la meilleure solution "bestR0" et le "makespan" initial.
- Finalement, elle retourne l'ordonnancement correspondant à la meilleure solution trouvée sous forme de "Schedule".
- CONDITION D'ARRÊT : La recherche s'arrête lorsque le délai est atteint ou lorsqu'aucune amélioration n'est trouvée après avoir exploré tous les voisins.

#### 3.3 Analyse des résultats

instance	ci70	hest	descente		ecart	instance	size	hest	descente	_lrpt makespan	ecart
ft06		55	26		61,8			55	16		5,5
	10x10		101		85,1		10x10		30	1111	
	20x5					ft20		1165	20		39,5
AVG	-	-	65,7			AVG	-	-	22,0	-	21,5
-			descente	e est spt					descente	est lrpt	_
instance	size	best	runtime	makespan	ecart	instance	size	best	runtime i	makespan	
ft06	6x6	55	21	72	30,9	ft06	6x6	55	13	60	9,1
ft10	10x10	930	33	1017	9,4	ft10	10x10	930	33	1178	26,7
ft20	20x5	1165	1	1267	8,8	ft20	20x5	1165	2	1662	42,7
AVG	-	-	18,3	-	16,3	AVG	-	-	16,0	-	26,1

Les méthodes basées sur SPT (descente est\_spt et descente spt) montrent que l'heuristique SPT est plus performante lorsqu'elle est combinée avec une stratégie de descente guidée par le temps de fin estimé (EST)

D'après les résultats, descente est\_spt est la meilleure règle de descente en termes de compromis entre runtime et écart par rapport au meilleur makespan possible.

- Runtimes : Plus rapides avec une moyenne de 11,7 secondes.
- Écarts : Moins importants avec une moyenne de 15,5, ce qui signifie que les solutions trouvées sont plus proches des meilleures solutions connues.

				+ 1							_
instance		best	descente_es						descente_e:		
			runtime mak 12			instance		best	runtime ma		
la01 la02	10x5 10x5	666 655	12	858 813	28,8	la01	10x5	666	32	686	3,0
		597			24,1	la02	10x5	655	12	685	4,6
La03	10x5		5	747	25,1	la03	10x5	597	3	666	11,6
la04	10x5	590	6	815	38,1	la04	10x5	590	4	702	19,0
la05	10x5	593	7	604	1,9	la05	10x5	593	2	610	2,9
la06	15x5	926	8	944	1,9	la06	15x5	926	9	963	4,0
La07	15x5	890	10	1014	13,9	la07	15x5	890	2	1034	16,2
La08	15x5	863	11	932	8,0	la08	15x5	863	3	933	8,1
La09	15x5	951	2	992	4,3	la09	15x5	951	4	975	2,5
la10	15x5	958	1	958	0,0	la10	15x5	958	2	1049	9,5
la11	20x5	1222	3	1297	6,1	la11	20x5	1222	8	1390	13,7
la12	20x5	1039	6	1096	5,5	la12	20x5	1039	21	1044	0,5
la13	20x5	1150	2	1150	0,0	la13	20x5	1150	9	1255	9,1
la14	20x5	1292	1	1292	0,0	la14	20x5	1292	2	1427	10,4
la15	20x5	1207	5	1417	17,4	la15	20x5	1207	10	1345	11,4
la16	10×10		11	1114	17,9	la16	10×10	945	8	1129	19,5
la17	10×10		13	870	11,0	la17	10x10	784	4	905	15,4
la18	10×10		11	953	12,4	la18	10x10	848	2	981	15,7
la19	10×10		13	986	17,1	la19	10×10	842	4	909	8,0
la20	10×10		26	1095	21,4	la20	10×10	902	11	959	6,3
la21	15×10		32	1225	17,1	la21	15x10		12	1257	20,2
la22	15x10		6	1275	37,5	la22	15x10	927	6	1169	26,1
la23	15x10		17	1179	14,2	la23	15x10		8	1141	10,6
la24	15x10		18	1128	20,6	la24	15×10	935	15	1149	22,9
la25	15x10		17	1187	21,5	la25	15x10	977	23	1293	32,3
la26	20x10		24	1488	22,2	la26	20x10		15	1429	17,3
la27	20x10		14	1645	33,2	la27	20x10		18	1705	38,1
la28	20×10		12	1458	19,9	la28	20x10		4	1541	26,7
la29	20x10		19	1442	25,2	la29	20×10		19	1647	43,0
la30	20x10		8	1677	23,8	la30	20x10		6	1666	23,0
la31	30x10		26	2036	14,1	la31	30x10		33	1827	2,4
la32	30x10		72	2047	10,6	la32	30x10		28	2179	17,8
la33	30x10		15	2001	16,4	la33	30x10		10	1917	11,5
la34	30x10		49	1961	13,9	la34	30x10		20	2009	16,7
la35	30x10		14	2339	23,9	la35	30x10		7	2108	11,7
la36	15x15		29	1531	20,7	la36	15x15		31	1694	33,6
la37	15x15		36	1781	27,5	la37	15×15		17	1649	18,0
la38	15x15		73	1439	20,3	la38	15x15		24	1372	14,7
la39	15x15		35	1635	32,6	la39	15x15		5	1599	29,7
la40	15x15	1222	41	1544	26,4	la40	15x15	1222	16	1377	12,7
AVG	-	-	18,1	-	17,4	AVG	-	-	11,7	-	15,5

Les résultats exposés dans le tableau étendu fournissent une perspective plus robuste, étant basés sur un jeu de données plus vaste. On constate que les performances des algorithmes "descente est\_lrpt" et "descente est\_spt" sont étroitement comparables pour la majorité des instances. Néanmoins, une observation notable émerge pour les instances les plus complexes. Dans ces cas, "descente est\_spt" démontre une légère amélioration en termes de temps d'exécution et de makespan.

Il convient de souligner que ces résultats ne permettent pas de généraliser ou de conclure de manière définitive sur la performance des algorithmes étudiés. Il est tout à fait possible que certains algorithmes se révèlent nettement plus efficaces que d'autres dans des cas spécifiques. De plus, la performance de ces algorithmes peut être influencée par les paramètres spécifiques utilisés pour

chaque instance du problème. Par conséquent, il est crucial de poursuivre les tests et les analyses sur un large éventail d'instances et de paramètres afin de déterminer de manière plus précise les performances réelles de ces algorithmes.

Cette analyse suggère que pour les problèmes de jobshop, utiliser une stratégie de descente basée sur l'heuristique SPT avec une évaluation basée sur le temps de fin estimé est optimal pour obtenir des résultats rapides et de haute qualité.

#### 3.4 Synthése

Les résultats obtenus précédemment avec la méthode de descente sont nettement supérieurs à ceux obtenus par l'heuristique gloutonne sans descente. En effet, pour toutes les instances, l'heuristique gloutonne sans descente a produit des makespans beaucoup plus élevés, accompagnés d'écarts moyens également plus importants.

## 4 Méthode Tabou

### 4.1 Objectifs

L'objectif de ce projet est de développer une métaheuristique de type recherche Tabou pour sortir des optima locaux. Cette méthode s'appuie sur l'exploration de voisinage établi dans l'algorithme de descente et permet d'éviter de boucler sur des solutions déjà visitées en utilisant une liste tabou pour interdire.

# 4.2 Les points importants de la méthode de descente implémentée

Dans la partie du code correspondant à l'étape 8, l'algorithme explore l'espace des solutions en générant des voisins de la solution actuelle et en sélectionnant le meilleur voisin non tabou comme prochaine solution. Voici une explication détaillée de cette partie :

- 1. Exploration des voisins : La liste 'neighbors' est initialisée pour stocker les voisins de la solution actuelle 'R0'. Ces voisins sont générés à l'aide de l'objet 'Nowicki'.
- Chaque voisin potentiel est évalué pour déterminer s'il améliore la solution actuelle et s'il n'est pas tabou.

#### 2. Sélection du meilleur voisin :

- Une boucle parcourt tous les voisins générés.
- Pour chaque voisin potentiel, sa validité est vérifiée d'abord. S'il n'est pas valide (c'est-à-dire s'il n'a pas de planification associée), il est ignoré.
- Ensuite, pour chaque voisin valide, sa faisabilité est évaluée en comparant son makespan (temps total d'exécution) avec celui du meilleur voisin trouvé jusqu'à présent. Si le voisin a un makespan inférieur au meilleur makespan trouvé, il est potentiellement une meilleure solution.
- Si le voisin est valide et n'est pas tabou, et s'il améliore le makespan actuel, il est sélectionné comme meilleur voisin et sa valeur de makespan est mise à jour pour comparaison ultérieure.

#### 3. Mise à jour de la solution courante :

- Si un meilleur voisin a été trouvé, la solution actuelle 'R0' est mise à jour avec ce meilleur voisin. - Le makespan correspondant est également mis à jour.

#### 4. Gestion de la liste tabou:

- Une fois le meilleur voisin sélectionné, il est ajouté à la liste tabou 'taboo Orders'.
- L'itération actuelle est également ajoutée à la liste 'tabooIterations', indiquant à quelle itération cette solution est devenue tabou.

#### 5. Répétition jusqu'à la fin de l'algorithme :

- Ce processus de sélection de voisins et de mise à jour de la solution actuelle se répète jusqu'à ce que le nombre maximal d'itérations soit atteint ou que le délai imparti soit dépassé.

Cette approche permet d'explorer efficacement l'espace des solutions en évitant les solutions déjà explorées et en se concentrant sur celles qui améliorent la solution actuelle.

```
poverride
public Optional
public Optional
public Optional
public Optional
public Optional
cheekelse sched = this.baseSolver.solvelinstance, deadline);
f(!sted:spresent)(
    return Optional.empty();
}

ResourceOrder bestR8 = new ResourceOrder(sched.get());
ResourceOrder B8 = bestR8();
RowOrdx1 now = new Moulta(1);
List.denourceOrder = new ArrayList.col();
List.denourceOrder = new ArrayList.col();
List.denourceOrder = new ArrayList.col();
List.denourceOrder = neighbors = new ArrayList.col();
List.denourceOrder = neighbors = new ArrayList.col();
Int bestMexespan = bestR8.toSchedule().get().makespan();
for (int iteration = 0; iteration = new ArrayList.col();
for (int iteration = 0; iteration = new ArrayList.col();
for (int iteration = 0; iteration = new ArrayList.col();
for (int iteration = 0; iteration = new ArrayList.col();
for (int iteration = 0; iteration = new ArrayList.col();
for (int iteration = 0; iteration = new ArrayList.col();
for (int iteration = 0; iteration = new ArrayList.col();
for (int iteration = 0; iteration = new ArrayList.col();
for (int iteration = 0; iteration = new ArrayList.col();
for (int iteration = 0; iteration = new ArrayList.col();
for (int it
```

#### 4.3 Analyse des résultats

Pour analyser les résultats obtenus, nous avons procédé à une série de tests en variant les valeurs de 'maxIter' ainsi que la durée du tabou. Ces tests ont été effectués sur l'ensemble des instances "la34", en utilisant l'algorithme SPT comme base.

la34	Max_iter=50	Max_iter=100	Max_iter=200
Durée taboo = 1	Make span = 1951 AVG ecart = 13.4	Make span = 1951 AVG ecart = 13.4	Makespan = 1951 AVG ecart = 13.4
Durée taboo = 20	Make span = 1912 AVG ecart = 11.1	Make span = 1859 AVG ecart = 8.0	Make span = 1816 AVG ecart = 5.5
Durée taboo = 35	Make span = 1912 AVG ecart = 11.1	Make span = 1859 AVG ecart = 8.0	Make span = 1816 AVG ecart = 5.5

### 4.4 Synthése

Les résultats montrent que la méthode Tabou obtient les meilleures performances en termes de Makespan et d'écart moyen. Cependant, elle nécessite significativement plus de temps pour s'exécuter, environ 22 fois plus longtemps que la méthode de descente. Cela s'explique par le fait qu'elle explore davantage d'options, ce qui demande plus de temps pour parcourir ses choix.

## 5 Conclusion

Pour conclure, ce rapport sur les métaheuristiques appliquées au problème de Job Shop nous a permis d'explorer et d'analyser diverses approches heuristiques et métaheuristiques. Nous avons commencé par présenter des heuristiques gloutonnes comme SPT, LRPT, EST-SPT et EST-LRPT, en détaillant leur complexité. Les résultats expérimentaux ont montré que l'efficacité de ces heuristiques varie selon les jeux de données, ce qui souligne l'importance de choisir la méthode en fonction des caractéristiques spécifiques du problème.

Nous avons également examiné la méthode de descente mais aussi la méthode Tabou comme une alternative robuste pour échapper aux minima locaux. Les résultats obtenus en utilisant cette méthode, à partir des meilleures heuristiques gloutonnes, ont confirmé son potentiel pour améliorer la qualité des solutions dans des espaces de recherche complexes.



