



Institut Mines-Télécom

VRP METAHEURISTICS GUIDED BY MACHINE LEARNING

R. BILLOT
B. HERDIANTO
F. LUCAS
M. SEVAUX



IMT Nord Europe
École Mines-Télécom
IMT-Université de Lille



IMT Atlantique
Bretagne-Pays de la Loire
École Mines-Télécom



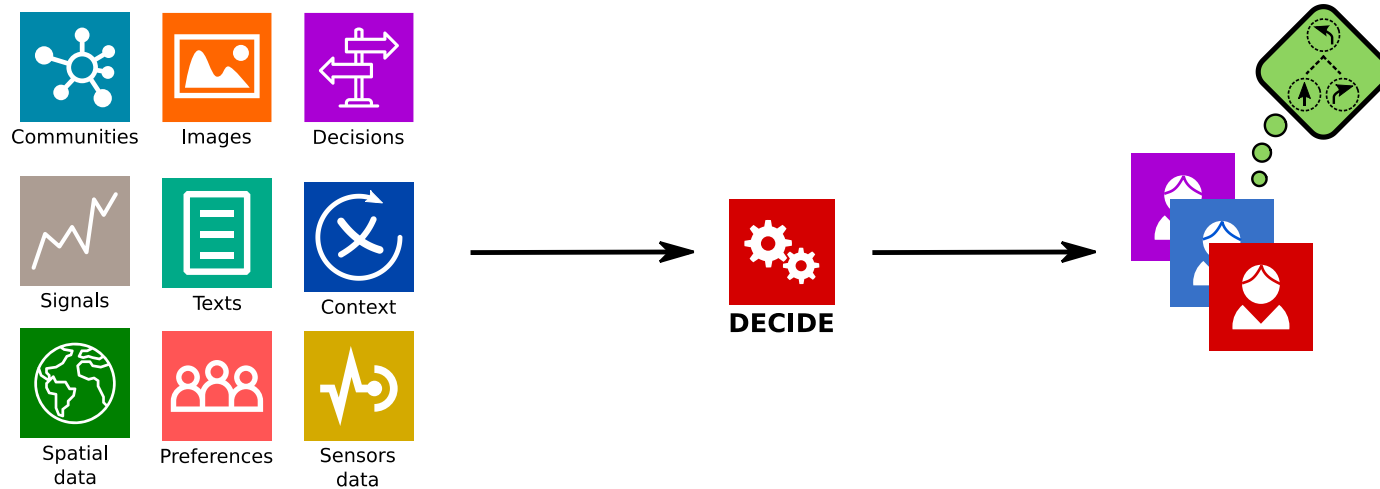
SOMMAIRE

1. CONTEXTE ET ENJEUX
2. LE SOLVEUR RADOS
3. COMBINER MACHINE LEARNING ET METAHEURISTIQUES : PREMIÈRES IDÉES ET RÉSULTATS
4. PERSPECTIVES 2023 : LE PROJET MAMUT

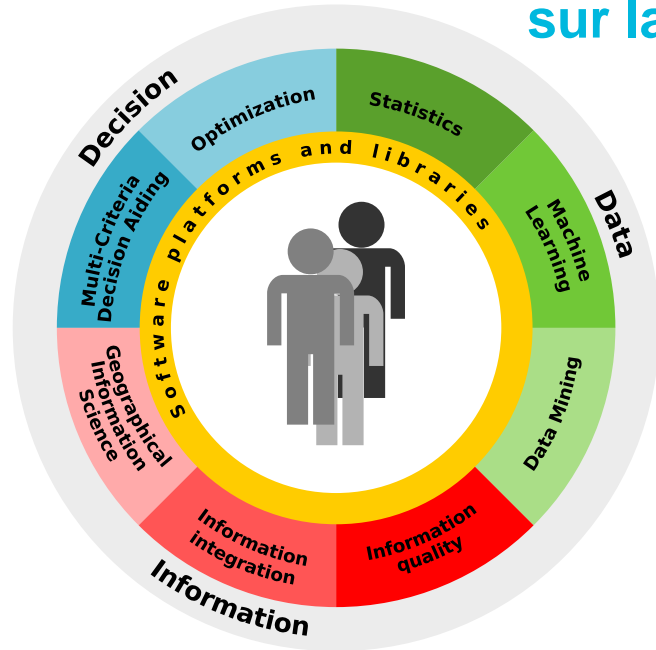
CHAPITRE 1

CONTEXTE ET ENJEUX

Des données à la décision, avec l'humain au centre



Disciplines scientifiques et personnes impliquées sur la thématique mobilité



- Pr. Romain Billot
- Pr. Marc Sevaux
- Pr. Patrick Meyer
- Dr. Mehrdad Mohammadi
- Dr. Lina Fahed
- Bachtiar Herdianto
- Joseph Thompson

Collaborations :
IMT Nord Europe, U. Anvers, INSA Lyon, U. Montreal, UGE

Mobilité urbaine en pleine mutation :

- ▶ Enjeux de durabilité
- ▶ Les livraisons au domicile du client, dans une entreprise, ou dans un point de collecte, sont de plus en plus nombreuses.
- ▶ Exemple de proposition du PTEF [1] : l'organisation d'un réseau de centres de mutualisation urbains.
- ▶ Objectif : optimiser les flottes de véhicules aux livraisons à réaliser.




[1] R. Fisher, N. Raillard, M. Brossier et P. Boosz. Assurer le fret dans un monde fini. Rapp. tech. theshiftproject.org. The Shift Project, mars 2022.


Forte dynamique RO/IA depuis 2020


Plusieurs stratégies possibles :

- ▶ Apprentissage *end-to-end*.
- ▶ Apprentissage de propriétés.
- ▶ Apprentissage de décisions répétées.

 Bengio, Y., Lodi, A., & Prouvost, A. (2020). **Machine learning for combinatorial optimization: a methodological tour d'horizon**. European Journal of Operational Research.

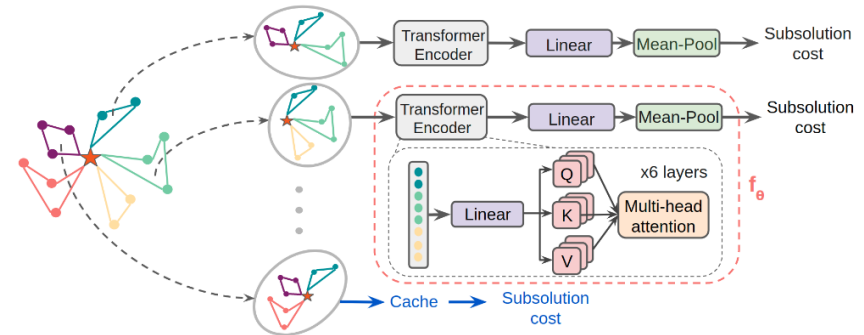
 Nazari, M., Oroojlooy, A., Snyder, L. V., & Takac, M. (2018). **Reinforcement Learning for Solving the Vehicle Routing Problem**. 1802.04240. Retrieved June 6, 2020, from the ArXiv database

 Arnold, F., Gendreau, M., & Sørensen, K. (2019). **Efficiently solving very large-scale routing problems**. Computers & operations research, 107, 32-42.

 Li, S., Yan, Z., & Wu, C. (2021). **Learning to delegate for large-scale vehicle routing**. Advances in Neural Information Processing Systems, 34, 26198-26211

Verrous de l'état de l'art :

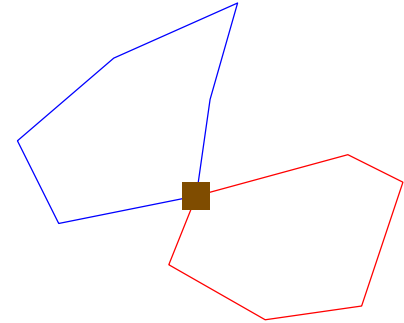
- Approches ML souvent coûteuses en volumes de données et temps de calcul,
- Approches *black box* vs. explicables.



Problèmes de tournées de véhicules (Vehicle Routing Problems – VRP)

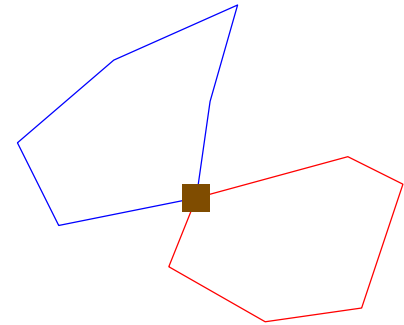
Soit un ensemble de véhicules dans un dépôt, et soit un ensemble de clients et leurs demandes, quel véhicule doit livrer quel client, et dans quel ordre, de façon à livrer chaque client en un minimum de déplacements ?

- ▶ Un des problèmes les plus étudiés en recherche opérationnelle.
- ▶ Des dizaines et dizaines de variantes.
- ▶ Problème considéré dans ce travail : CVRP avec flotte hétérogène.



Objectifs de recherche

- ▶ Développer un solveur compétitif et adaptatif pour des variantes de CVRP.
- ▶ Tirer parti des historiques de données pour apprendre les caractéristiques de bonnes solutions (apprentissage de propriétés)
- ▶ Tester une stratégie de metaheuristiques guidées par l'apprentissage (avec méthodes explicables)

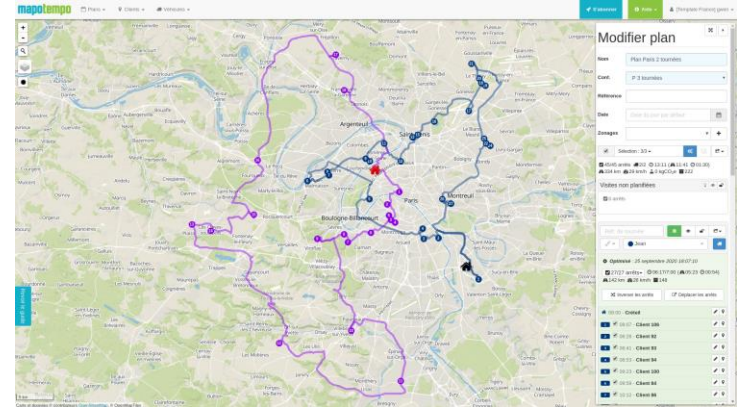


CHAPITRE 2

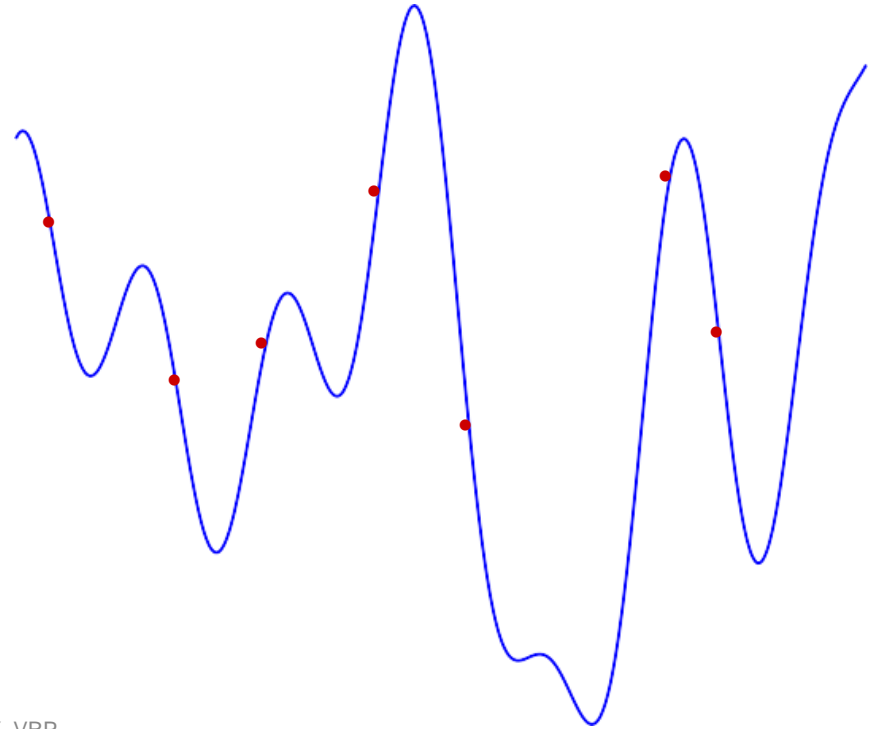
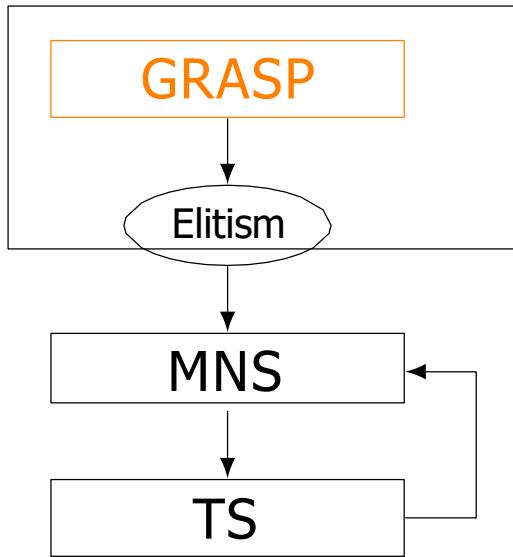
LE SOLVEUR RADOS

RADOS: Routing And Delivery Optimisation

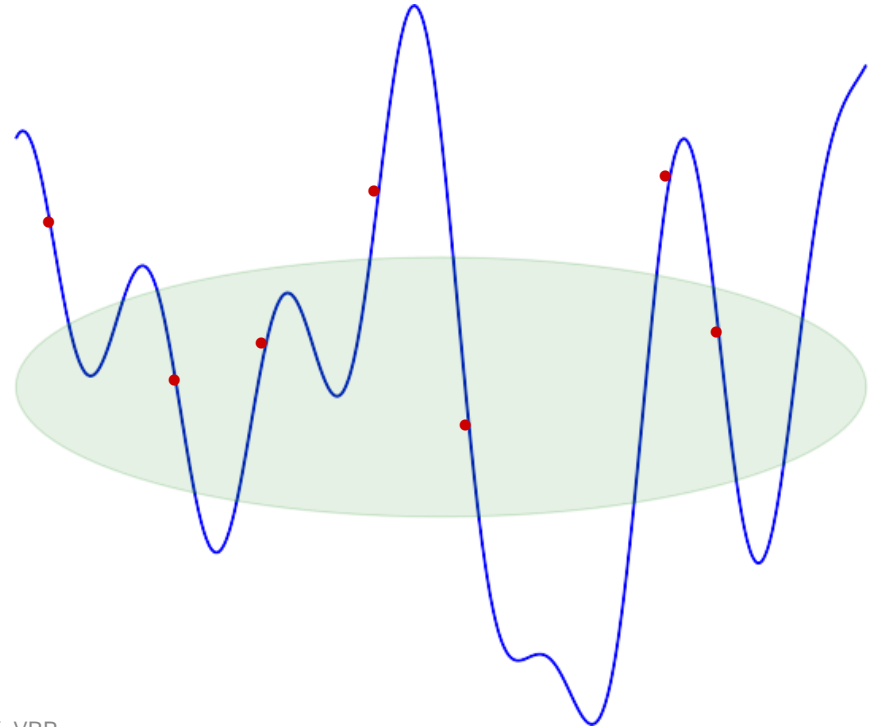
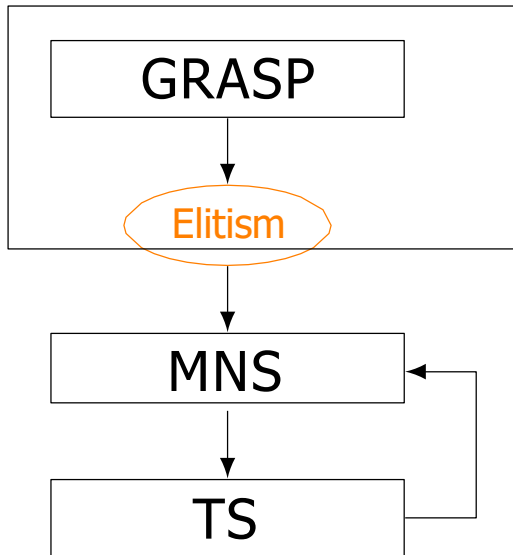
- ▶ Adaptatif : plusieurs variantes du CVRP peuvent être envisagées.
- ▶ Robuste : solutions proches des meilleures solutions connues, capable de traiter des instance XXL.
- ▶ Rapide : temps de calcul compétitifs.
- ▶ Réaliste : compatible avec des données réelles SIG, utilisé en milieu industriel.
- ▶ Open source.



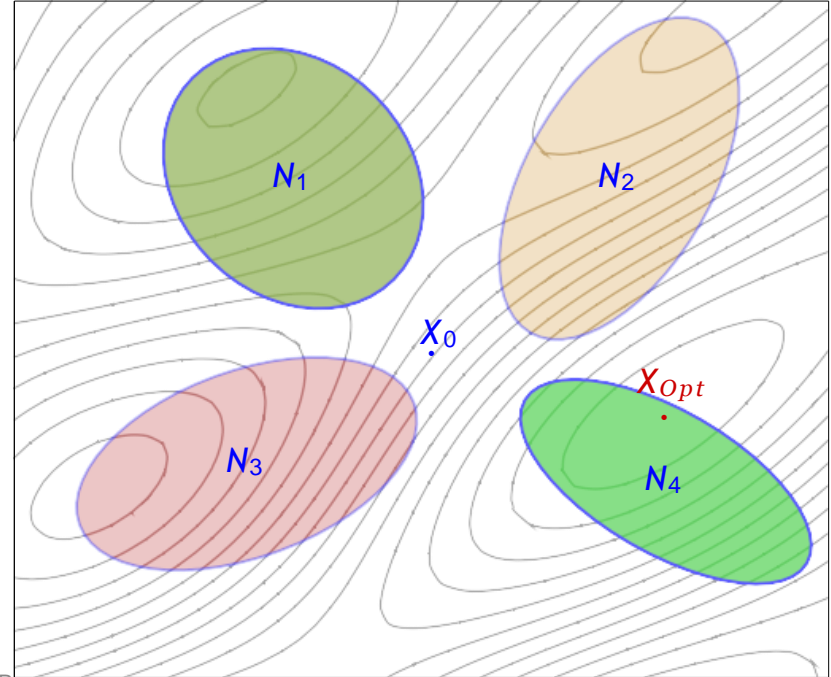
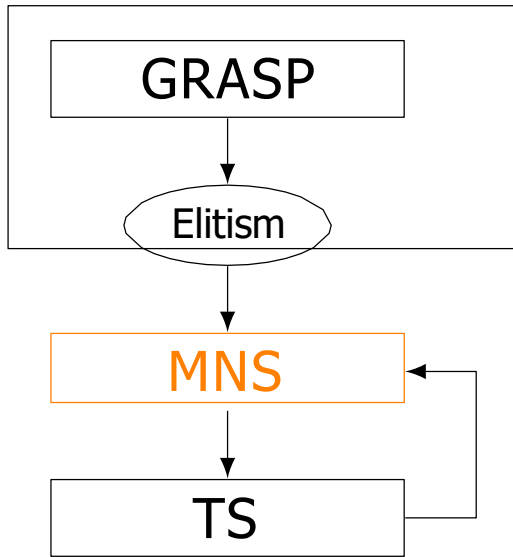
RADOS



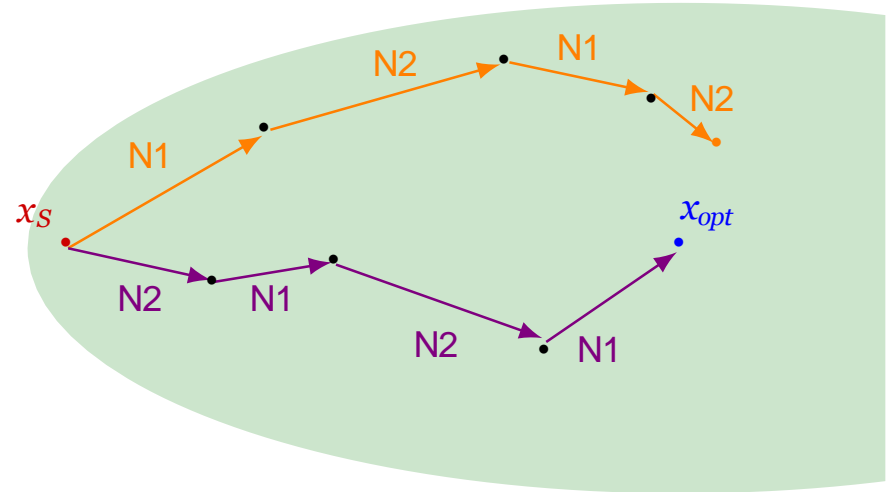
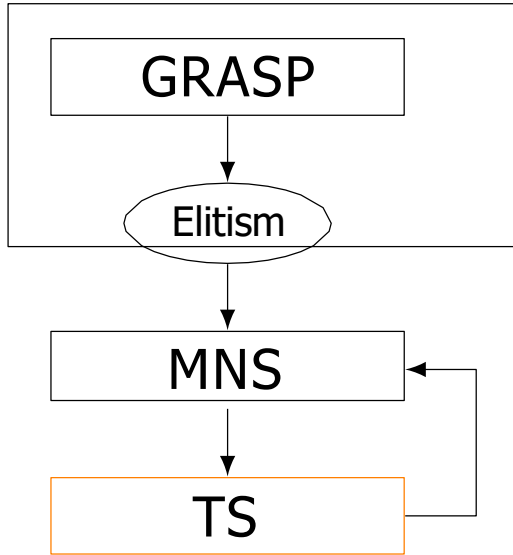
RADOS



RADOS



RADOS



Multiple Neighborhood Search, recherche locale

multiple fondée sur les mouvements suivants

Intra-route Relocate ; Swap ; 2-opt ;

Inter-route Relocate ; Swap ; Crossover / 2-opt* ; Split ; chaînes d'éjection

Autres :

Réduction de graphes



Multiple neighborhood search, tabu search and ejection chains for the multi-depot open vehicle routing problem. M. Soto, M. Sevaux, A. Rossi, A. Reinholz. *Engineering*, 107:211–222, 2017.



Efficiently solving very large-scale routing problems. F. Arnold, M. Gendreau, K. Sørensen. *Computers and Operations Research*, 107:32-42, 2019.

- ▶ Testé sur instances XXL du CVRP. Ecart acceptable à la *Best Known Solution* (BKS).
- ▶ Bonnes performances sur instances de flotte hétérogène (instances DLP).
- ▶ Très bons temps CPU.

Instances	Nombre de clients	F. Arnold		F. Lucas	
		écart à la BKS (%)	CPU time (s)	écart à la BKS(%)	temps CPU (s)
L1	3.000	1.36	180	1.67	1.91
L2	4.000	2.62	240	5.15	2.47
A1	6.000	0.22	360	1.67	7.20
A2	7.000	1.68	420	3.69	5.59
G1	10.000	0.35	600	1.44	12.46
G2	11.000	1.27	660	2.99	17.94
B1	15.000	0.77	900	2.05	24.75
B2	16.000	1.89	960	2.79	16.86
F1	20.000	0.42	1200	1.6	57.90
F2	30.000	2.04	1800	2.88	108.46
Moyenne		1.14	732	2.59	25.55



Efficiently solving very large-scale routing problems. F. Arnold, M. Gendreau, K. Sørensen. Computers and Operations Research, 107:32-42, 2019.

CHAPITRE 3

GUIDER UN SOLVEUR AVEC LE MACHINE LEARNING ?

Idée générale

- ▶ Données : historiques de solutions.
- ▶ Etude des caractéristiques.
- ▶ Apprentissage non supervisé et supervisé :
 - Clustering d'instances et solutions.
 - Création de règles de décisions.

p Caractéristiques

Qualité				
1	0.6	
	1.4		...	2.9
0	1.6	0.2	...	1.7
1	1.2	1.8	...	2.0
.
1	1.4	0.7	...	2.5

n Solutions



What's make a VRP solution good? The generation of problem-specific knowledge for heuristics. F. Arnold, K. Sörensen. *Computers and Operations Research*, 106:280-288, 2019.



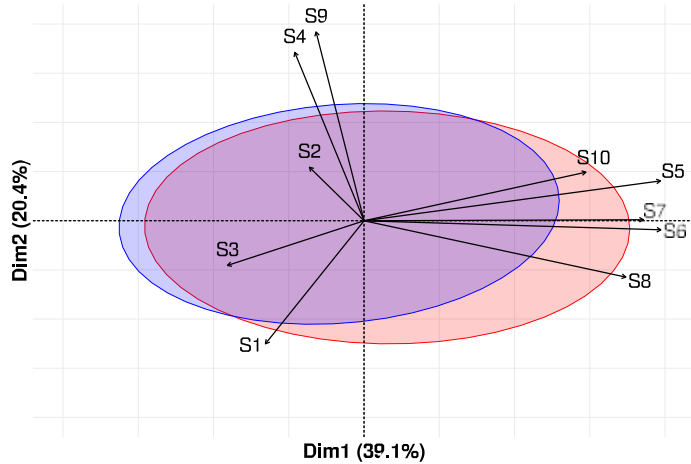
10,000 optimal CVRP solutions for testing machine learning based heuristics. E. Queiroga, R. Sadykov, E. Uchoa, T. Vidal. *36th AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Vancouver, Canada, 2022.

Caractéristique d'une instance

- ▶ Nombre de clients.
- ▶ Nombre de véhicules
- ▶ Ratio demande/capacité
- ▶ Distance clients/dépôts
- ▶ Distance entre les clients

Caractéristique d'une solution

- ▶ Nombre de croisements.
- ▶ Distance entre les tournées
- ▶ Profondeur des tournées
- ▶ Compacité des tournées
- ▶ Etc.

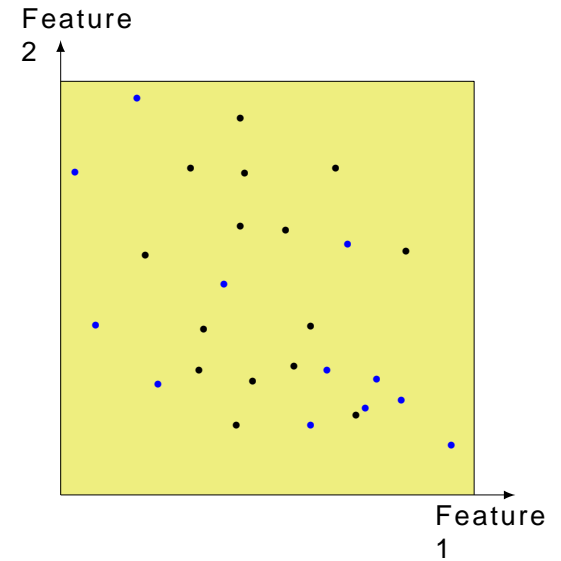


Les caractéristiques des instances n’apportent pas grand chose :

Caractéristiques	Forêt aléatoire	Support Vector Machine
/1 ... /8, S1 ... S10	75.16%	77.28%
S1 ... S10	76.10%	77.16%

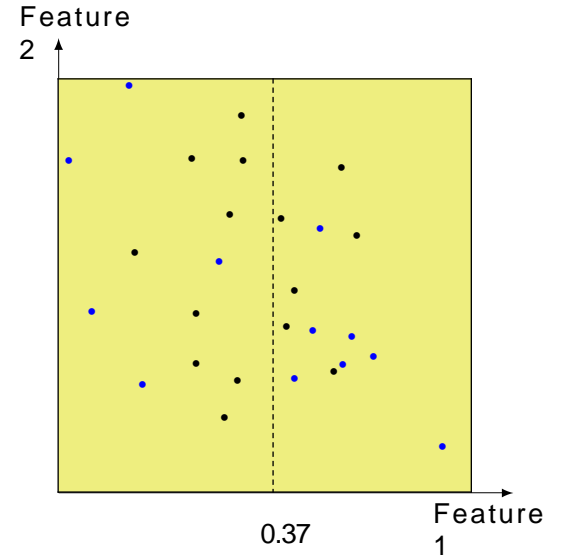


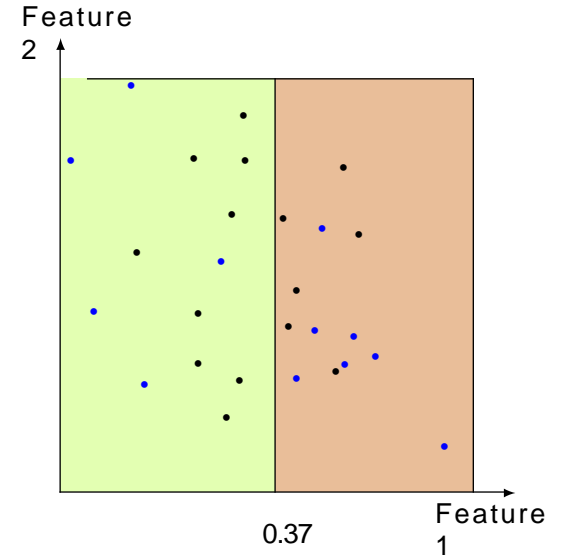
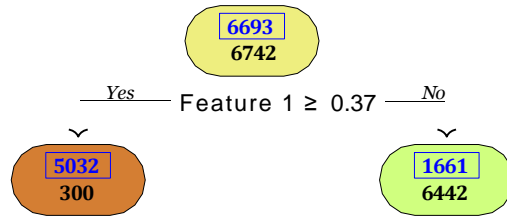
A comment on “What makes a VRP solution good? The generation of problem-specific knowledge for heuristics”. F. Lucas, R. Billot, M. Sevaux. *Computers and Operations Research*, 110:130-134, 2019.

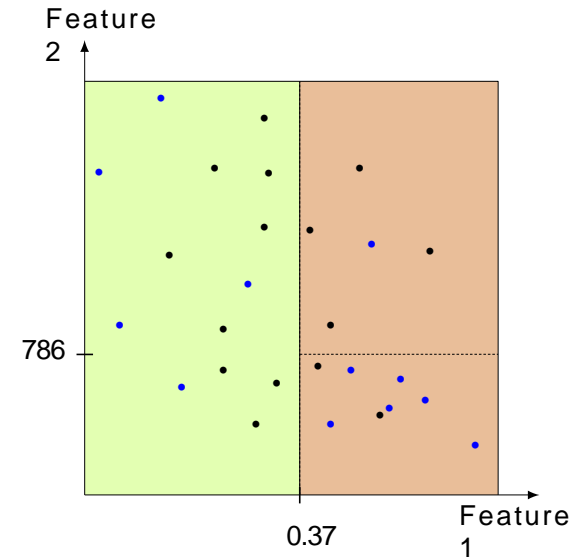
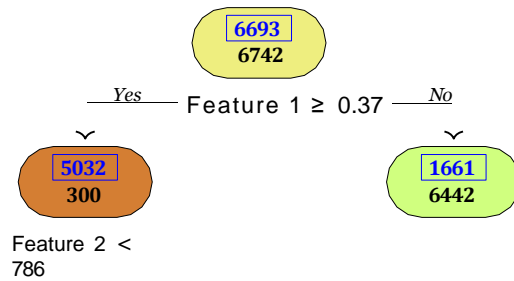


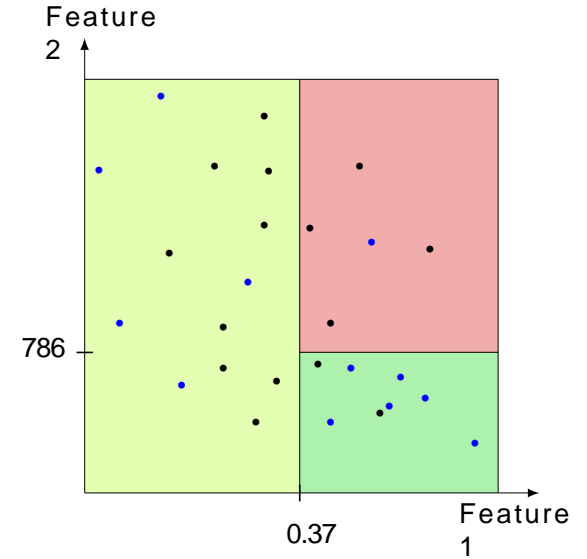
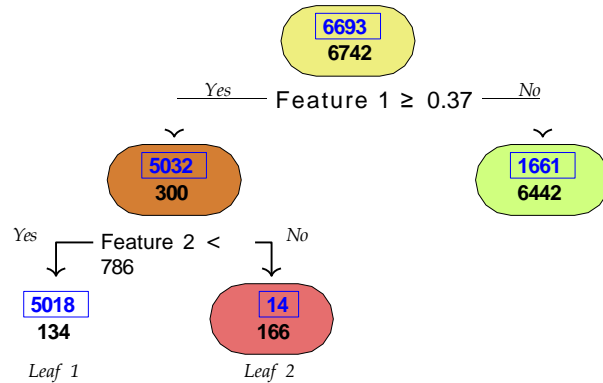


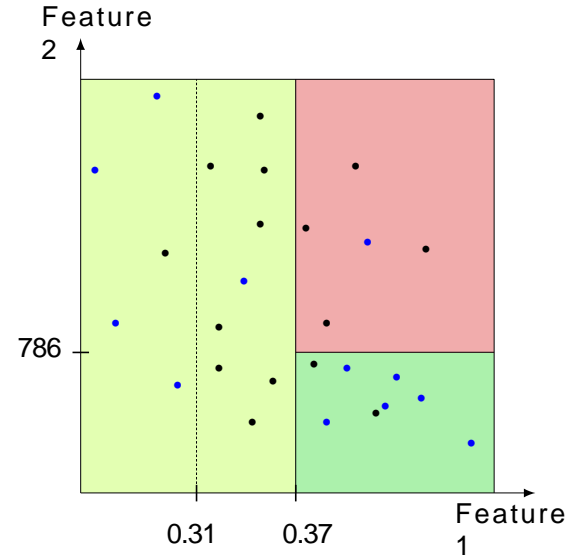
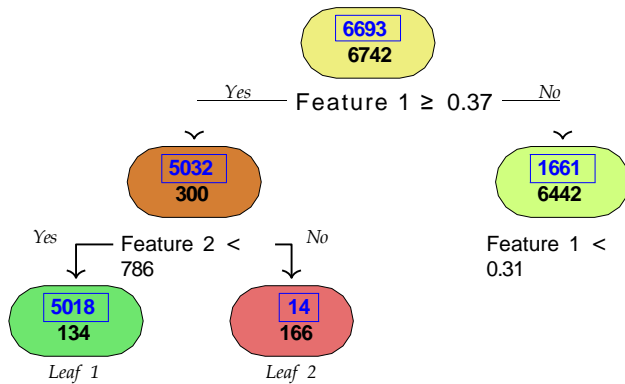
Feature 1 \geq
0.37

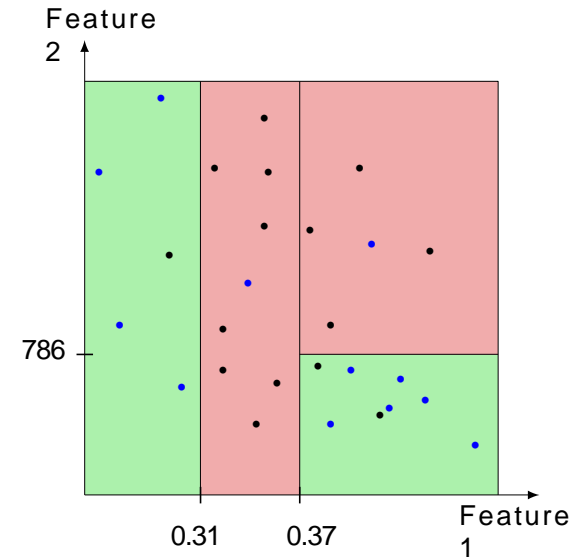
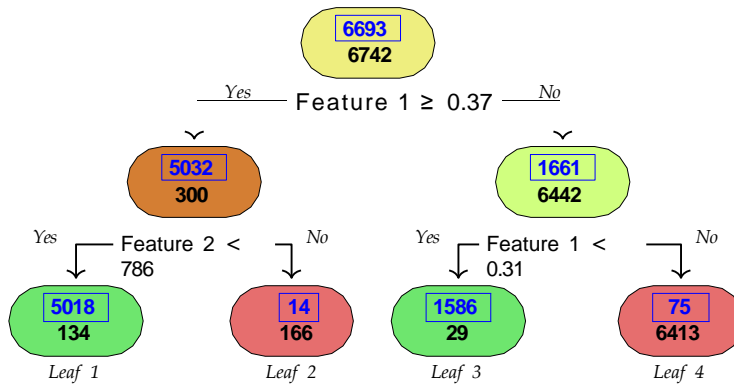






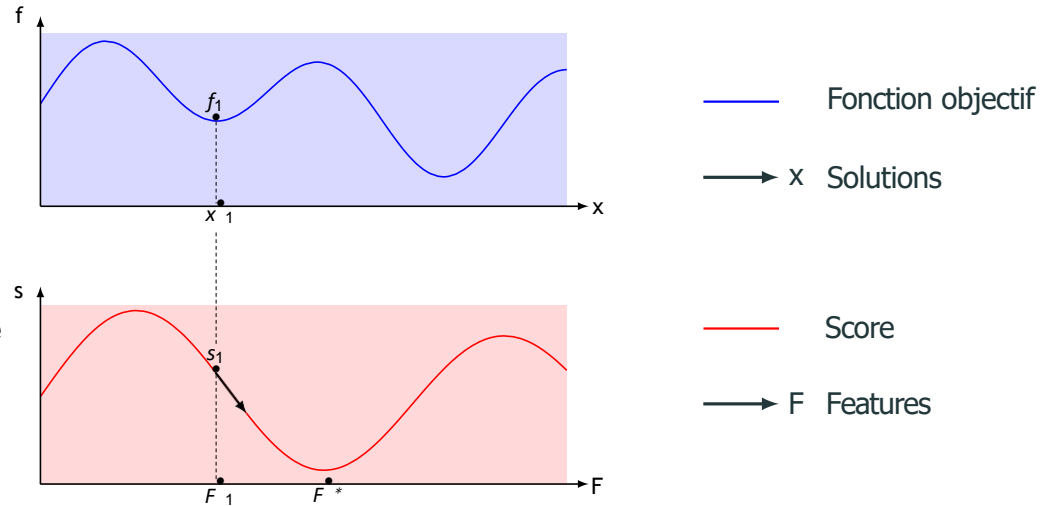






S'échapper différemment des minima locaux...

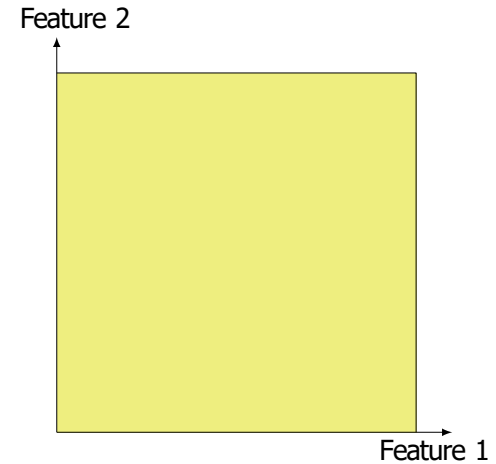
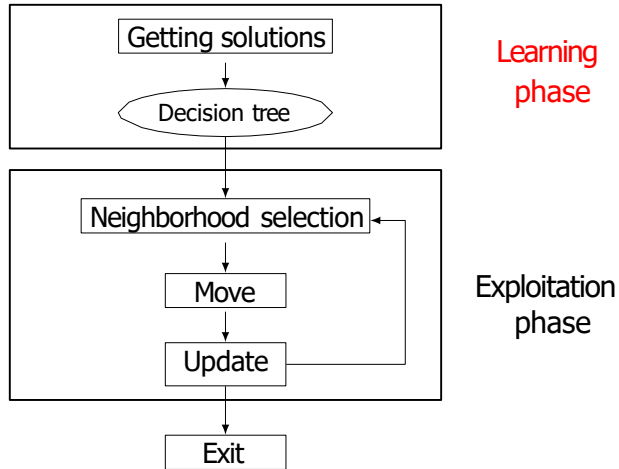
- ▶ Changer de voisinage.
- ▶ Passer de l'espace des solutions à l'espace des caractéristiques grâce aux arbres de décision.



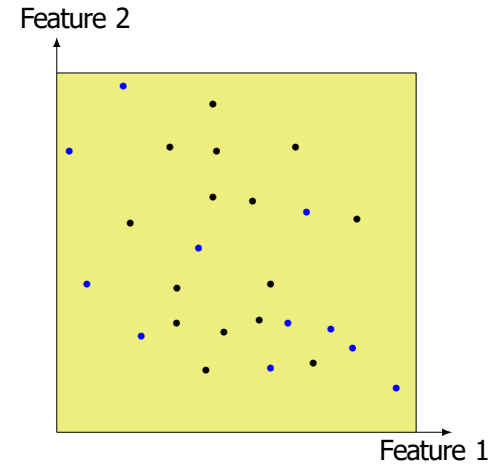
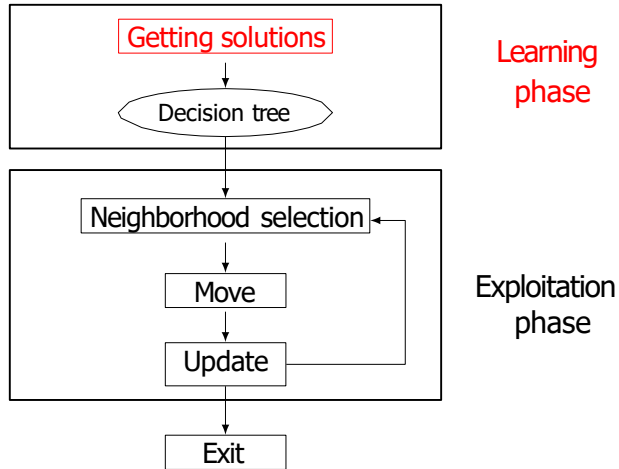
Variable neighborhood search. N. Mladenovic, P. Hansen. *Computers and Operations Research*, 24:1097-1100, 1997.



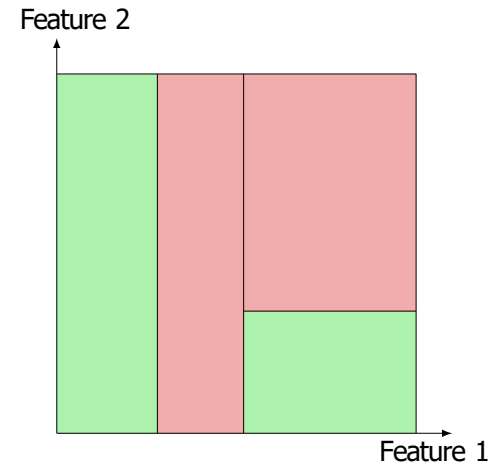
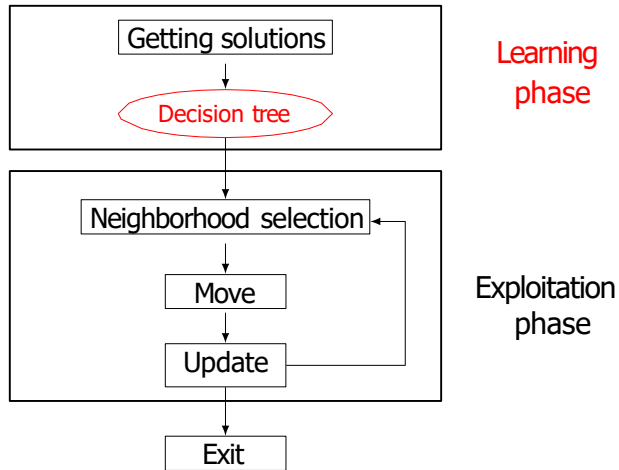
Variable space search for graph coloring. A. Hertz, M. Plumettaz, N. Zufferey. *Discrete Applied Mathematics*, 156:2551-2560, 2008.



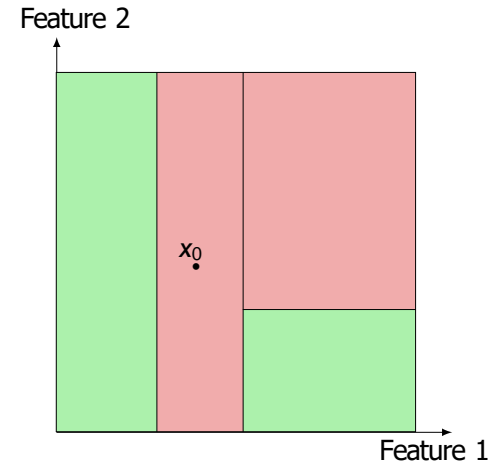
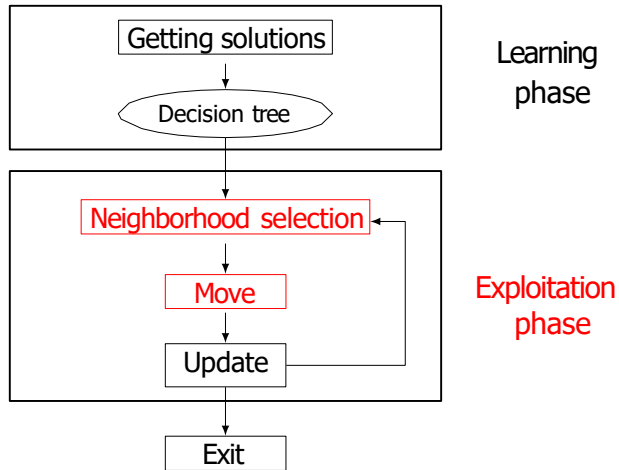
Reducing space search in combinatorial optimization using machine learning tools. F. Lucas, R. Billot, M. Sevaux, K. Sörensen. LION 14, Springer pp 143-150, 2020.



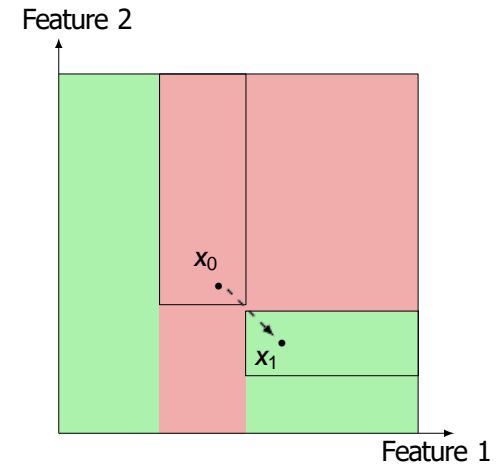
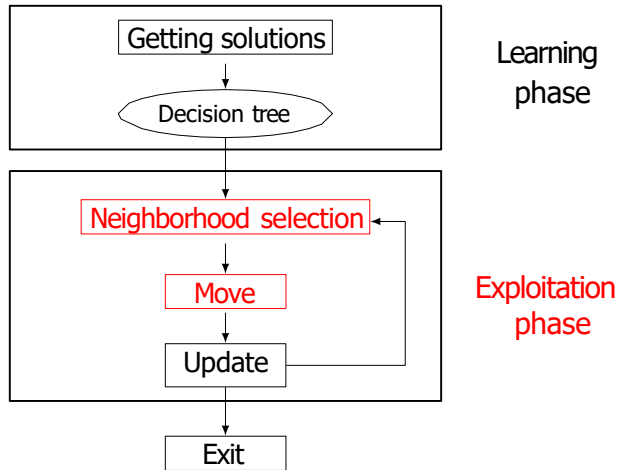
Reducing space search in combinatorial optimization using machine learning tools. F. Lucas, R. Billot, M. Sevaux, K. Sörensen. LION 14, Springer pp 143-150, 2020.



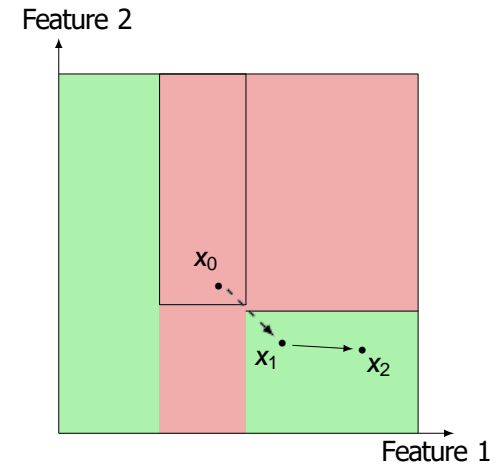
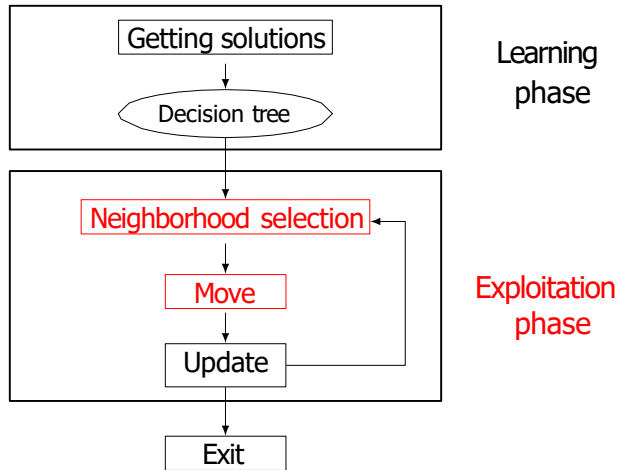
Reducing space search in combinatorial optimization using machine learning tools. F. Lucas, R. Billot, M. Sevaux, K. Sörensen. LION 14, Springer pp 143-150, 2020.



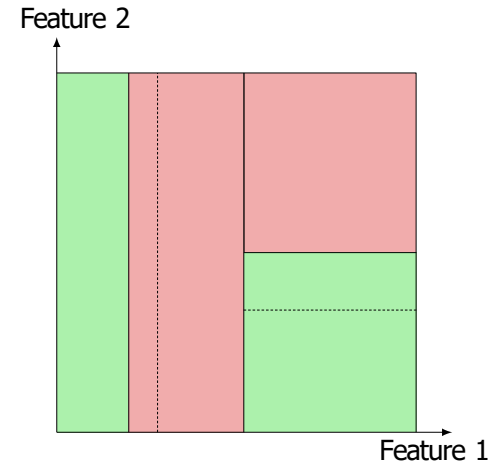
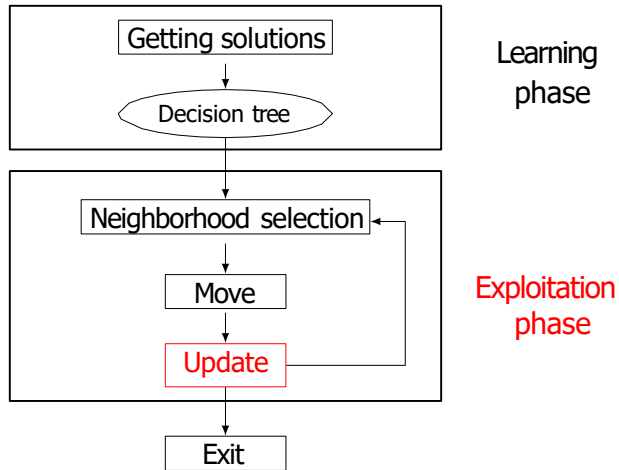
Reducing space search in combinatorial optimization using machine learning tools. F. Lucas, R. Billot, M. Sevaux, K. Sörensen. LION 14, Springer pp 143-150, 2020.



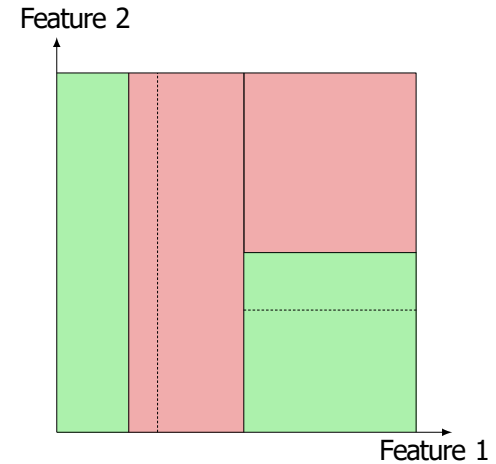
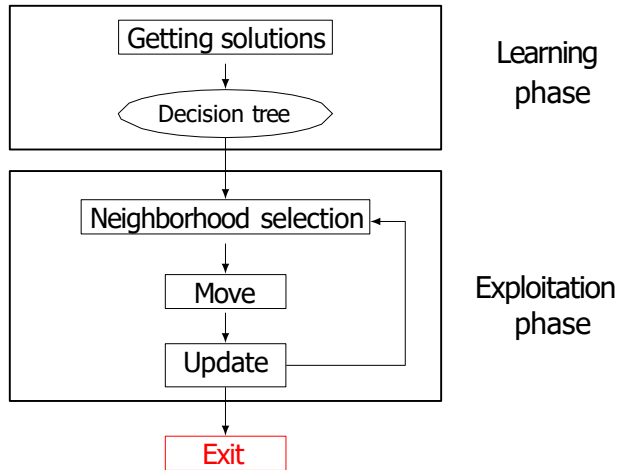
Reducing space search in combinatorial optimization using machine learning tools. F. Lucas, R. Billot, M. Sevaux, K. Sörensen. LION 14, Springer pp 143-150, 2020.



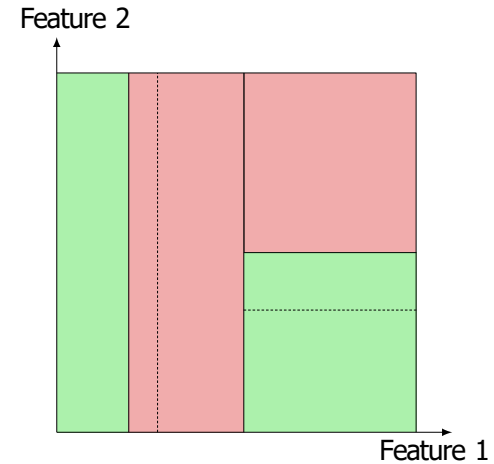
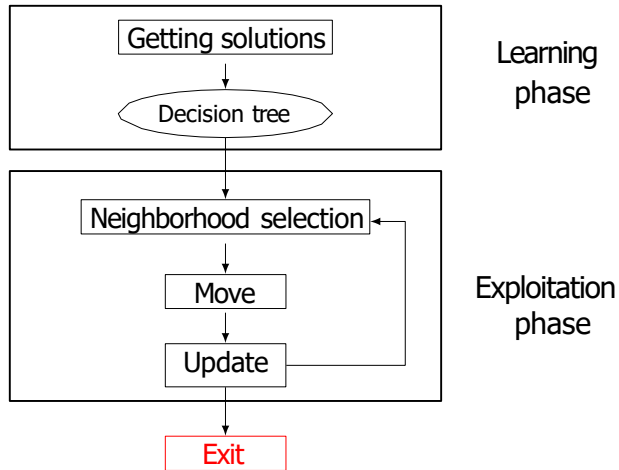
Reducing space search in combinatorial optimization using machine learning tools. F. Lucas, R. Billot, M. Sevaux, K. Sörensen. LION 14, Springer pp 143-150, 2020.



Reducing space search in combinatorial optimization using machine learning tools. F. Lucas, R. Billot, M. Sevaux, K. Sörensen. LION 14, Springer pp 143-150, 2020.



Reducing space search in combinatorial optimization using machine learning tools. F. Lucas, R. Billot, M. Sevaux, K. Sörensen. LION 14, Springer pp 143-150, 2020.



Reducing space search in combinatorial optimization using machine learning tools. F. Lucas, R. Billot, M. Sevaux, K. Sörensen. LION 14, Springer pp 143-150, 2020.

Méthodologie

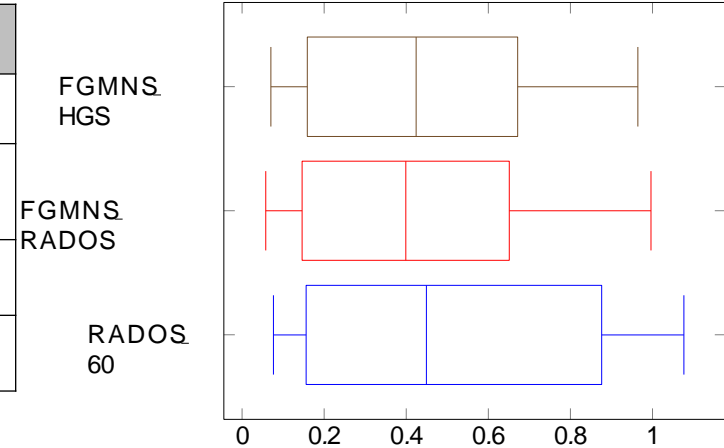
- ▶ Tests sur les instances de Vidal
- ▶ 100000 solutions obtenues avec différents solveurs (RADOS, HGS).
- ▶ Construction du meilleur arbre de décision à partir de ces solutions.
- ▶ Utilisation de cet arbre dans FGMNS



A Hybrid Genetic Algorithm for Multidepot and Periodic Vehicle Routing Problems. T. Vidal, T.G. Crainic, M. Gendreau, N. Lahrichi, W. Rei. *Operations Research* 60(3):611-624, 2012.

Les solutions sont comparées aux solutions optimales

Method	Average gap (%)	Median gap (%)	Max gap (%)
RADOS (60s)	0.55	0.45	2.33
FGMNS (RADOS)	0.50	0.40	2.66
FGMNS (HGS)	0.46	0.42	1.52
RADOS (600s)	0.46	0.35	2.65



Résultats encourageants...

Compétitif mais des solveurs *standalone* restent dans la course



A Hybrid Genetic Algorithm for Multidepot and Periodic Vehicle Routing Problems. T. Vidal, T.G. Crainic, M. Gendreau, N. Lahrichi, W. Rei. *Operations Research* 60(3):611-624, 2012.

CHAPITRE 4 PERSPECTIVES DE TRAVAIL

- ▶ Programme AI@IMT : lancement d'une thèse avec IMT Nord Europe et UBS, démarrage 1^{er} Octobre 2022 (Bachtiar Herdianto).
- ▶ Réflexion sur la configuration des jeux de données d'apprentissage et les modes offline/online de la méthode. -> amener plus de variabilité dans la base.
- ▶ Combinaison de plusieurs méthodes de machine learning et extraction de règles.
- ▶ Création de plusieurs classes de qualité de solutions.
- ▶ Utilisation des jeu de données récemment mis à disposition pour se mesurer à la communauté scientifique.

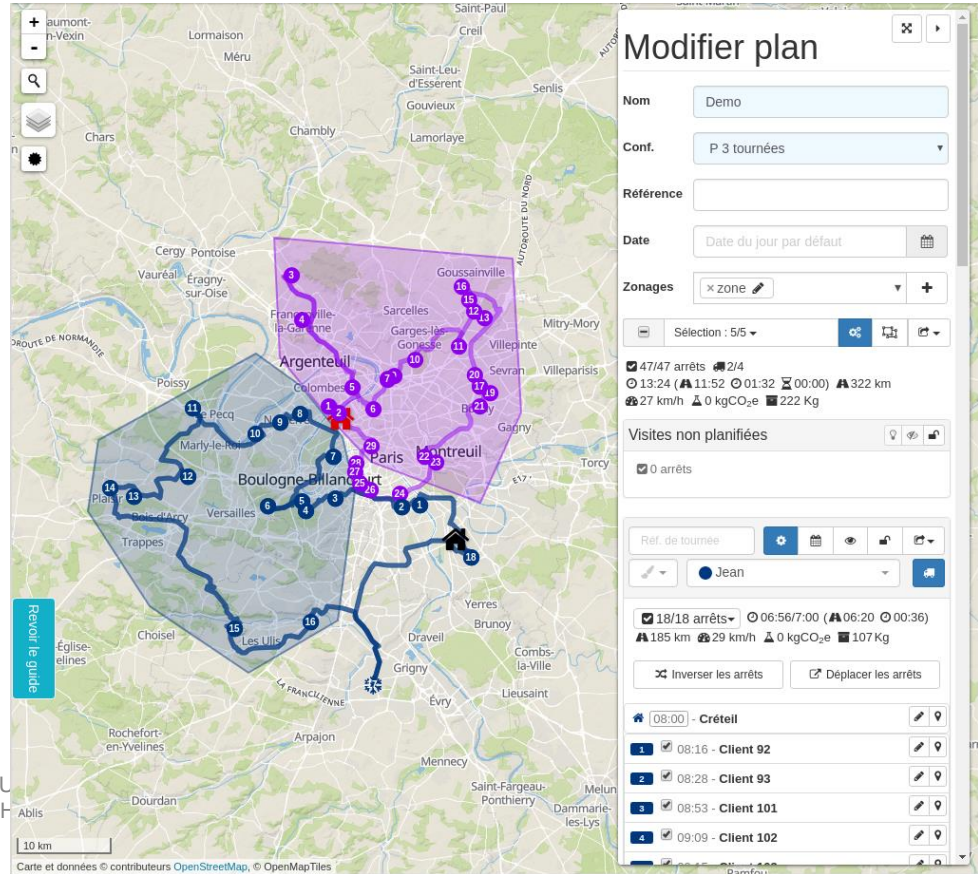


10,000 optimal CVRP solutions for testing machine learning based heuristics. E. Queiroga, R. Sadykov, E. Uchoa, T. Vidal. 36th AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vancouver, Canada, 2022.

BILLOT, HERDIANTO, LUCAS, SEVAUX. VRP
METAHEURISTICS GUIDED BY MACHINE
LEARNING

13/10/2022

- ▶ **Projet ANR PRCE MAMUT accepté** : Machine Learning et Metaheuristiques pour des problèmes de logistique urbaine. collaboration UBS, INSA Lyon. Démarrage Janvier 2023
- ▶ **Extension au problème dépendant du temps** (*time dependent*) et dynamique (solution à ré-optimiser en cours de tournées)
- ▶ **Partenaire industriel Mapotempo** : génération de d'instances réelles (conditions de trafic etc.)
- ▶ **Objectif 2026** : plateforme ouverte et opensource à destination du monde industriel et académique



**MERCI POUR VOTRE
ATTENTION**