



HAL
open science

Dimensionnement optimal des infrastructures électriques d'un tramway à l'aide d'algorithmes génétiques

Anass Boukir, Vincent Reinbold, Florence Ossart, Jean Bigeon, Paul-Louis
Levy

► **To cite this version:**

Anass Boukir, Vincent Reinbold, Florence Ossart, Jean Bigeon, Paul-Louis Levy. Dimensionnement optimal des infrastructures électriques d'un tramway à l'aide d'algorithmes génétiques. Conférence des jeunes chercheurs en Génie Electrique, GDR SEEDS, Jun 2022, Le Croisic, France. hal-03860274

HAL Id: hal-03860274

<https://hal.science/hal-03860274v1>

Submitted on 28 Nov 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Dimensionnement optimal des infrastructures électriques d'un tramway à l'aide d'algorithmes génétiques

Anass Boukir^(1,3), Vincent Reinbold⁽¹⁾, Florence Ossart⁽¹⁾, Jean Bigeon⁽²⁾, Paul-Louis Levy⁽³⁾

(1) Université Paris-Saclay, CentraleSupélec, Sorbonne Université, CNRS
Laboratoire de Génie Électrique et Electronique de Paris
11 Rue Joliot Curie, 91192 Gif-sur-Yvette

vincent.reinbold@centralesupelec.fr, florence.ossart@centralesupelec.fr

(2) LS2N

Nantes Université, Centrale Nantes, CNRS, LS2N, 4400 Nantes

bigeon-j@univ-nantes.fr

(3) Artélia

47 avenue de Lugo, 94600 Choisy-le-Roi

anass.boukir@arteliagroup.com

* Ce travail de recherche a été financé par l'ANRT, CIFRE n° 2019/0585

RESUME – L'électrification croissante des transports publics urbains nécessite d'améliorer la conception des infrastructures électriques afin de prendre en compte l'ensemble des enjeux techniques et financiers liés à la création d'une nouvelle ligne. Cet article présente un nouvel outil d'optimisation dédié au dimensionnement des infrastructures électriques des tramways : sous-stations électriques, lignes aériennes de contact, feeders, équipotentielles. L'objectif est de déterminer le nombre, les positions et les caractéristiques techniques de tous ces composants afin d'obtenir les meilleurs compromis entre les coûts d'investissement, les coûts énergétiques et la qualité de l'alimentation du trafic. Le problème de dimensionnement est formulé comme un problème d'optimisation multi-objectifs et résolu à l'aide de l'algorithme génétique NSGA-II. La méthode proposée est appliquée à un cas test simple et les résultats sont analysés.

ABSTRACT – The increasing electrification of urban public transports requires to improve the design of the electrical infrastructures in order to account for all the technical and financial challenges involved in the creation of a new line. This paper presents a new optimization tool dedicated to the sizing of tramway electrical infrastructures: power substations, overhead transmission line, feeders, equipotentials. The goal is to determine the number, positions and technical characteristics of all these components in order to achieve the best trade-offs between investment costs, energy costs and the quality of the traffic power supply. The sizing problem is formulated as a multi-objective optimization problem and solved using the NSGA-II genetic algorithm. The proposed method is applied to a simple test-case and results are analyzed.

MOTS-CLES – Tramway, infrastructures électriques, dimensionnement, optimisation, algorithmes génétiques.

1. Introduction

L'électrification des transports publics urbains est un enjeu environnemental : les systèmes de métro, de tramway ou de trolleybus répondent à différents compromis entre capacité et coût de transport et le choix dépend du contexte local. Quel que soit le système, l'un des enjeux techniques et économiques est le dimensionnement de l'infrastructure électrique, afin d'obtenir un compromis satisfaisant entre les coûts d'investissement, les coûts d'exploitation et la fiabilité de l'alimentation électrique.

Dans sa forme actuelle, le processus de dimensionnement des infrastructures électriques (postes électriques, lignes électriques aériennes de contact, feeders...) suit une approche empirique par essais et erreurs. Le cahier des charges stipule le trafic à alimenter sur une ligne donnée ainsi que diverses contraintes telles que l'espace disponible pour installer les infrastructures, ou les points de connexion possible au réseau public. Sur la base de leur expérience, les ingénieurs proposent une configuration initiale. Ensuite, ils utilisent un simulateur numérique pour tester différents scénarios de trafic et vérifier si les normes de tension et de courant sont respectées à tout instant dans l'ensemble du système. Si ce n'est pas le cas, la configuration est ajustée de manière itérative jusqu'à obtenir un résultat satisfaisant. Cette approche empirique repose entièrement sur le savoir-faire de l'ingénieur, en particulier parce que le temps de simulation nécessaire pour tester tous les scénarios de trafic empêche une exploration approfondie de l'espace des

solutions. Face à ces contraintes, l'ingénieur n'optimise pas ses choix et propose des infrastructures électriques surdimensionnées.

L'objectif de ce travail est d'optimiser le processus de dimensionnement de l'infrastructure électrique d'une ligne de tramway en fonction de trois critères : le coût de l'infrastructure, la consommation d'énergie, la marge de sécurité de la tension par rapport aux incertitudes du trafic. Il s'agit d'un problème multi-objectifs avec un modèle boîte noire (simulation dynamique soumise à des contraintes de sortie) et nous avons choisi de le résoudre en utilisant l'algorithme génétique NSGA-II.

Le reste de l'article est organisé comme suit. La section 2 décrit le système étudié ; la section 3 formule le problème d'optimisation considéré et la section 4 présente l'algorithme génétique utilisé pour le résoudre ; la section 5 fournit les premiers résultats pour un cas test simple et la section 6 conclut.

2. Description du système étudié

Les infrastructures électriques d'une ligne de tramway sont conçues de manière à fournir la puissance nécessaire aux rames (Figure 1.a). Les principaux éléments sont les sous-stations d'alimentation, la ligne aérienne de contact (LAC), les rails (conducteur de retour) et les trains. De plus, des feeders (conducteurs parallèles à la LAC) et des équipotentielles (connexion locale entre les deux LAC d'une ligne bidirectionnelle) sont utilisés pour adapter les caractéristiques du réseau électrique aux besoins.

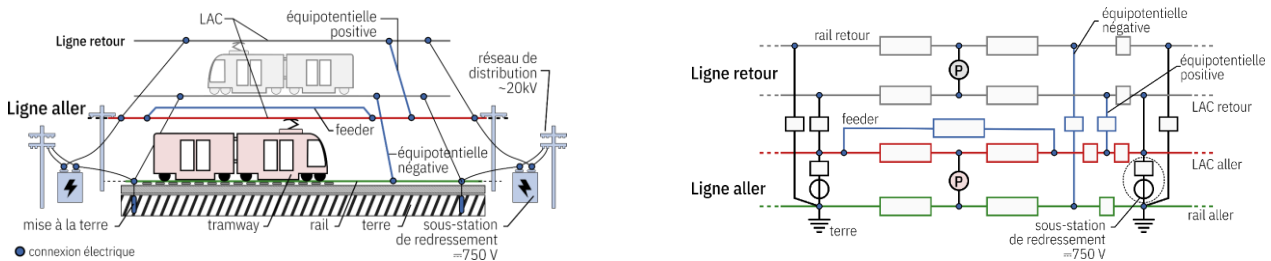


Figure 1 : a. Infrastructure électrique d'une ligne de tramway – b. Modèle de circuit électrique équivalent

L'analyse de ce système repose sur la simulation [1, p. 61- 85] [2] et nécessite des modèles suffisamment détaillés pour déterminer correctement toutes les grandeurs électriques. Dans ce travail, nous utilisons un simulateur développé en interne. Les données d'entrée sont la description du réseau ferroviaire (topologie de la ligne, position et caractéristiques des équipements électriques) et la description du trafic à alimenter (position et appels de puissance des trains en fonction du temps). La simulation est quasi-statique. A chaque pas de temps, les équations de circuit du réseau électrique (Figure 1.b) sont construites et résolues, donnant la tension aux nœuds du circuit. Les courants et les puissances dans tous les composants sont calculés et comparés aux limites données par les normes afin de vérifier l'acceptabilité des infrastructures pour le trafic simulé (voir section 3.3).

3. Formulation du problème d'optimisation

L'objectif final de la conception de l'infrastructure électrique est de choisir les équipements électriques nécessaires et de définir leurs caractéristiques afin de garantir une bonne qualité d'alimentation électrique au moindre coût. Cette problématique peut être traduite en un problème d'optimisation bi-objectifs.

3.1 Variables d'optimisation

Les variables d'optimisation sont les caractéristiques des équipements électriques à choisir, à savoir les sous-stations, les feeders et les équipotentielles. Leurs caractéristiques sont résumées dans le Tableau 1. Le nombre de chaque type d'équipement n'étant pas connu a priori, on fixe un nombre maximum de chaque type de dispositif (max_{SST} , max_{feeder} , $max_{equipotential}$) et si le dispositif #i n'existe pas, ses caractéristiques sont mises à "Non existant".

Tableau 1. Liste et caractéristiques des variables d'optimisation

Dispositif	Variable	Nature
SST #i pour $i = 1, max_{SST}$	Position	Continu
	Puissance	Discret
feeder #i pour $i = 1, max_{feeder}$	Position de l'extrémité 1	Continu
	Position de l'extrémité 2	Continu
Equipotential #i pour $i = 1, max_{equipotential}$	Position	Continu

3.2 Fonctions objectifs

Le but du dimensionnement est de minimiser le coût du projet et de maximiser la qualité de l'alimentation électrique des tramways. Ces objectifs sont généralement contradictoires.

Le coût du projet est la somme du coût d'investissement et du coût énergétique. Le coût énergétique est le coût de l'énergie fournie par les sous-stations pour alimenter le trafic, calculé en simulation et extrapolé sur la durée de vie du tramway (30 ans).

La qualité de l'alimentation est évaluée à travers la chute de tension entre les sous-stations et les trains. Cette chute de tension est sensible à la fois à la position des trains et à la puissance qu'ils consomment. Une chute de tension trop importante indique que la ligne d'alimentation est sous-dimensionnée par rapport à la puissance à fournir aux trains. La norme CEI 38 précise la valeur minimale de la tension au niveau des trains, notée $V_{min IEC 38}$. Afin de tenir compte des incertitudes du trafic (trains retardés, profils de vitesse non respectés), le dimensionnement se fait en utilisant une valeur de tension critique supérieure à la norme. Dans cette étude, nous définissons la qualité de l'alimentation électrique à travers la marge de sécurité en tension $\Delta V_{marge} = V_{min simulation} - V_{min IEC 38}$ où $V_{min simulation}$ est la valeur minimale relevée pendant la simulation pour le trafic considéré.

3.3 Contraintes

Les contraintes du problème sont soit des contraintes d'emplacement des équipements spécifiques à chaque projet, soit des contraintes électriques dues aux normes techniques.

- Lors de la construction d'une ligne de tramway, les contraintes d'urbanisme déterminent les emplacements disponibles pour les sous-stations et peuvent limiter fortement les choix possibles.
- Les raccordements entre la ligne électrique aérienne et les feeders se font au niveau des poteaux de soutien de la ligne aérienne, espacés d'environ 50 mètres. Il en est de même pour les liaisons équipotentielles. Cela contraint la position des extrémités des feeders et des équipotentielles.
- Tension : Le niveau de tension de chaque train doit rester dans la plage définie par la norme CEI38 : $500 V < U < 900 V$ (1000 V en cas de freinage par récupération).
- Le courant : Le courant de chaque poste doit respecter la norme CEI146 , à savoir $I < I_n$ en régime permanent $I < 1.5 I_n$ pendant 2 heures et $I < 3 I_n$ pendant 1 mn.
- La différence de potentiel terre/rail doit rester inférieure aux limites de sécurité définies dans les normes NF F 60-100 ou NF EN 50163.

4. Formulation du problème d'optimisation

4.1 Principe de la NSGA-II

Le problème d'optimisation que nous traitons est caractérisé par des variables discrètes et continues, un modèle non linéaire de type boîte noire, des contraintes sur l'entrée et la sortie du modèle, et des objectifs éventuellement conflictuels. Comme nous nous intéressons au compromis entre ces objectifs, nous avons besoin d'une méthode d'optimisation basée sur la notion de dominance de Pareto [3] et l'algorithme génétique de tri non dominé (NSGA-II) semble bien adapté [4][5].

Les algorithmes génétiques sont des méthodes heuristiques reposant sur une population d'individus caractérisés par leurs gènes [6]. La population évolue d'une génération à l'autre grâce aux opérateurs de sélection, de croisement et de mutation.

La population initiale est constituée d'un nombre donné d'individus générés aléatoirement. Les individus sont triés en utilisant la notion de solutions non dominées. A même rang de non-dominance, l'utilisation de la distance d'encombrement favorise les individus isolés afin d'augmenter la diversité de la population. Les 50% de meilleurs individus sont sélectionnés pour la génération suivante (élitisme) [4, p. 414- 418]. Les individus éliminés sont remplacés par de nouveaux individus (descendants), obtenus par croisement ou mutation des individus sélectionnés.

Le processus de sélection/croisement/mutation améliore la qualité des individus et est répété un certain nombre de fois taille de population constante. Si les hyper-paramètres de l'algorithme (taille de la population, nombre de générations, taux de mutation) sont bien choisis, la génération finale contient des individus proches du front de Pareto théorique.

La section suivante explique comment NSGA-II est mis en œuvre pour notre problème de dimensionnement : les gènes sont définis, ainsi que les opérateurs de croisement et de mutation.

4.2 Chromosomes et gènes

Les individus sont des points de l'espace de recherche et leur chromosome contient les gènes correspondant aux différentes variables d'optimisation. Dans notre problème, le nombre maximum de chaque type de dispositif (sous-stations, feeders, équipotentielles) est spécifié dans la formulation du problème. Le chromosome contient donc un nombre fixe de gènes, permettant de coder l'information nécessaire pour le nombre maximum de dispositifs. Chaque gène contient soit une information sur un équipement spécifique, soit un indicateur de non existence de l'équipement.

A titre d'exemple, la Figure 2 montre le chromosome et les gènes pour un problème avec un nombre maximum de 4 sous-stations de puissance donnée, 8 équipotentielles et 3 feeders. Le gène #1 contient la position de la SST #1. Le gène #4 contient la position de la SST#4, si elle existe (il peut n'y avoir que 2 ou 3 sous-stations). Le gène #13 et le gène #14 contiennent les positions des extrémités du feeder #1, si le feeder #1 existe (il peut ne pas y avoir de feeder du tout).

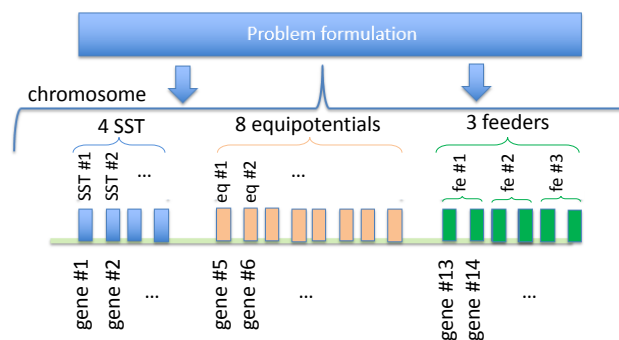


Figure 2 : Chromosome et gènes d'un individu

4.3 Opérateur de croisement

L'opérateur de croisement crée un descendant à partir de deux parents choisis aléatoirement parmi les individus sélectionnés [4, p. 89- 90]. L'un des parents est dupliqué, puis un de ses gènes est aléatoirement choisi et on lui attribue une nouvelle valeur calculée par une moyenne pondérée entre les valeurs du gène des parents. Si le gène sélectionné est inexistant, l'opérateur en sélectionne un autre. Les descendants qui violent l'une des contraintes du problème se voient attribuer un très mauvais score de fitness afin d'être éliminés à la génération suivante.

4.4 Opérateur de mutation

L'opérateur de mutation permet d'augmenter la diversité de la population afin d'éviter que les individus soient piégés dans des minima locaux [4, p. 91- 93]. La mutation consiste à choisir aléatoirement un individu parmi les individus sélectionnés, à le dupliquer et à attribuer une nouvelle valeur aléatoire (y compris un dispositif inexistant) à l'un de ses gènes.

La section suivante présente les résultats obtenus pour un cas de test simple.

5. Résultats

5.1 Description du cas-test

Les premiers essais ont été réalisés pour un cas d'étude simple : une ligne bidirectionnelle de 5 km de long, avec un arrêt à chaque extrémité, une pente de +5% sur les 500 premiers mètres et de -5% sur les trois derniers kilomètres. Le trafic est constitué de tramways partant toutes les 6 minutes dans chaque direction.

Les nombres maximaux de sous-stations et d'équipotentielles sont fixés à 5 et 1 respectivement et il n'y a pas de feeder. Par conséquent, un chromosome contient six gènes, chacun codant la position ou la non-existence de l'équipement correspondant.

5.2 Choix des hyper-paramètres

La qualité des individus de la dernière génération dépend directement des hyper-paramètres de NSGA-II : taille de la population, nombre de générations, taux de croisement et de mutation. Dans ce travail, les nouveaux individus sont générés soit par croisement, soit par mutation.

Les hyper-paramètres ont été obtenus par essais-erreurs. Le Tableau 2 rapporte certains des résultats de l'étude paramétrique qui ont conduit à choisir les hyper-paramètres suivants pour le cas de test considéré : taille de la

population = 100 ; 200 générations ; population initiale générée par association de choix aléatoires et de connaissances métiers empiriques ; taux de mutation dynamique [7] avec une augmentation linéaire de 0 à 100 %.

Tableau 2. Exemple de résultats de l'étude paramétrique, pour $N_{pop} = 100$

Taux de mutation	Initialisation de la population	nombre de générations pour atteindre la convergence
Taux fixe : 5%.	Aléatoire	500
Taux fixe : 10 %.	Aléatoire	pas de convergence
Taux dynamique : 0→100%	Aléatoire	300
Taux dynamique : 0→100%	connaissances + aléatoire	200

5.3 Résultats

La Figure 3 montre les résultats dans l'espace des objectifs. Chaque point représente un individu qui a été non-dominé à un moment donné du processus d'évolution. La couleur indique à quelle génération l'individu est apparu. Les croix représentent les points présents à la dernière génération et constituent le front de Pareto empirique final. Pour une meilleure lisibilité, le graphique a été divisé en quatre. Chaque sous-graphe correspond à un groupe d'individus ayant le même nombre de sous-stations. Nous vérifions que les performances des solutions non dominées s'améliorent continuellement au fil des générations. On constate que les individus du front de Pareto final sont apparus après la 60^{ème} génération.

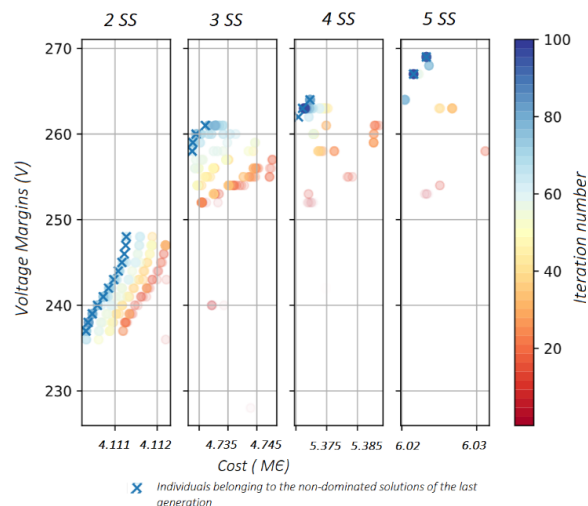


Figure 3 : Individus non dominés dans l'espace objectif, pour l'ensemble des générations. Les croix représentent le front de Pareto empirique (dernière génération).

Les comportements des solutions sont très différents pour 2 et 3 sous-stations. Dans le cas de 2 sous-stations, la marge de tension est sensible au coût, alors qu'elle ne l'est pas dans le cas de 3 sous-stations. Le décideur peut choisir soit une solution avec 2 sous-stations et une marge de tension faible, soit une solution avec 3 sous-stations et une marge de tension plus confortable. Ce résultat est cohérent avec l'expérience des ingénieurs, mais la Figure 3 fournit des informations quantifiées pour soutenir ce choix.

Dans la suite, pour faciliter la représentation des résultats, nous concentrons l'analyse sur les solutions avec deux sous-stations. La Figure 4 montre l'évolution de la position des sous-stations et de l'équipotentielle. La couleur des points indique le coût (M€). On remarque l'évolution des positions des dispositifs et la diminution du coût total au fur et à mesure que le processus de sélection progresse. La Figure 5 représente les meilleurs scores pour chaque objectif, parmi les individus non dominés. L'amélioration se produit principalement au cours des premières générations et jusqu'à la 125^{ème} génération. Des résultats très proches ont été obtenus pour dix exécutions différentes de l'algorithme NSGA-II, ce qui indique que l'algorithme a convergé.

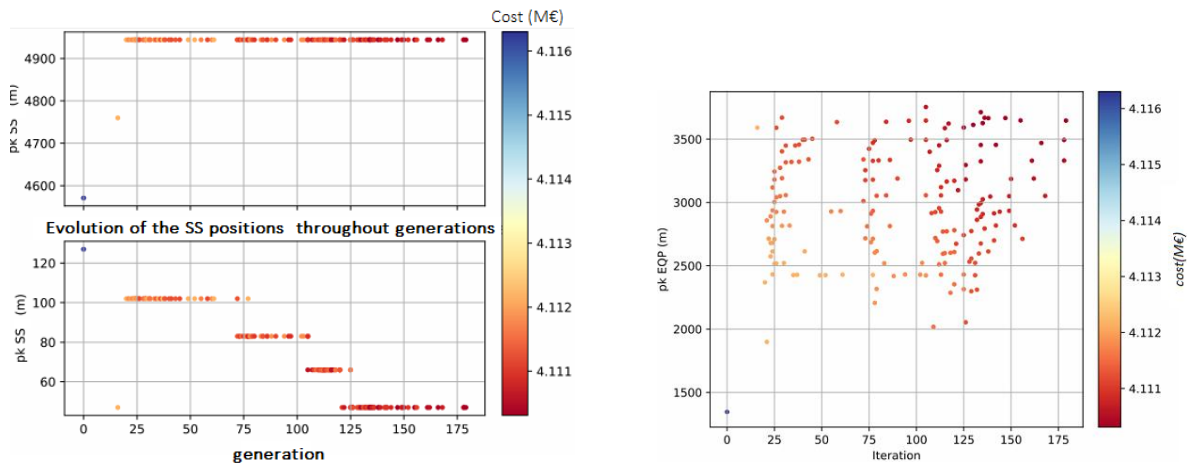


Figure 4 : Solutions non dominées avec 2 sous-stations, évolution des positions des sous-stations et de l'équipotentielle. La couleur des points indique le coût de la solution (M€).

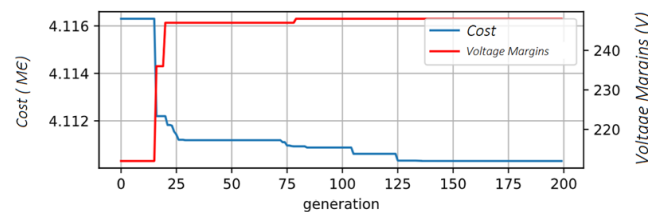


Figure 5 : Solutions non dominées avec 2 sous-stations, évolution de la meilleure valeur de chaque objectif.

6. Conclusion

Les premiers résultats d'optimisation sont cohérents avec ce qui serait obtenu avec une approche empirique par essais et erreurs. Les fronts de Pareto fournissent des informations objectives sur les compromis possibles entre l'investissement et le coût énergétique d'une part, la qualité de l'alimentation électrique d'autre part. L'utilisation d'un exemple simple avec quelques variables d'optimisation permet de valider l'outil avec des résultats que l'on peut trouver intuitivement. L'obtention des mêmes résultats avec dix exécutions différentes consolide notre confiance dans les résultats de l'optimisation. La prochaine étape sera d'appliquer la méthode à un cas de test plus réaliste.

Références

- [1] R. Vial, " Vers un dimensionnement optimal structure-commande de système multi-convertisseurs : Application aux réseaux de tramways ", doctorat, Université de Grenoble, 2012. [En ligne]. Disponible sur : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00734684>
- [2] B. Desjouis, G. Remy, F. Ossart, C. Marchand, J. Bigeon, et E. Sourdille, " A new generic problem formulation dedicated to electrified railway systems ", in 2015 International Conference on Electrical Systems for Aircraft, Railway, Ship Propulsion and Road Vehicles (ESARS), Aachen, Germany, mars 2015, p. 1-6. doi : 10.1109/ESARS.2015.7101437.
- [3] K. Deb et H. Gupta, " Searching for Robust Pareto-Optimal Solutions in Multi-objective Optimization ", in Evolutionary Multi-Criterion Optimization, vol. 3410, C. A. Coello Coello, A. Hernández Aguirre, et E. Zitzler, Éd. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2005, p. 150-164. doi : 10.1007/978-3-540-31880-4_11.
- [4] K. Deb, Multi-objective optimization using evolutionary algorithms, 1st ed. New York : John Wiley & Sons, 2001, 536 p.
- [5] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratap, et T. Meyarivan, " A Fast Elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-objective Optimization : NSGA-II ", in Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI, Springer Berlin Heidelberg, 2000, p. 849-858. doi : 10.1007/3-540-45356-3_83.
- [6] M. Mitchell, An Introduction to Genetic Algorithms. The MIT Press, 1998. doi : 10.7551/mitpress/3927.001.0001.
- [7] A. Hassanat, K. Almohammadi, E. Alkafaween, E. Abunawas, A. Hammouri, et V. B. S. Prasath, "Choosing Mutation and Crossover Ratios for Genetic Algorithms-A Review with a New Dynamic Approach," Information, vol. 10, no. 12, p. 390, Dec. 2019. <https://doi.org/10.3390/info10120390>