

Optimisation des paramètres d'exploitation

« *Il y a toujours quelques individus que le hasard isole, ou que la génétique favorise.* »

Ronald Wright

Sommaire

3.1	Introduction	49
3.2	Formulation du problème d'optimisation	49
3.2.1	Cahier des charges	49
3.2.2	Sélection des paramètres les plus influents en hors-ligne	50
3.2.3	Définition des variables utilisées	51
3.2.4	Définition des contraintes	51
3.2.5	Définition de la fonction objectif	52
3.3	Optimisation de l'intervalle	53
3.3.1	Simulation d'un carrousel établi	54
3.3.2	Etude des intervalles d'exploitation	55
3.3.3	Répartition des pertes dans une ligne de métro	57
3.3.4	Analyse d'une table horaire type	59
3.3.5	Confrontation avec des essais sites	60
3.4	Optimisation des temps d'arrêt en station	61
3.4.1	Principe de la modulation des temps d'arrêt en station	61
3.4.2	Estimation de l'espace des solutions	61
3.4.3	Détermination de la méthode d'optimisation	62
3.4.4	Optimisation par métaheuristique	64
3.4.5	Algorithmes évolutionnaires	64
3.4.5.1	Optimisation par algorithme génétique	65
3.4.5.2	Représentation des chromosomes	66
3.4.5.3	Opérateurs de sélection	66
3.4.5.4	Opérateurs de croisement	67
3.4.5.5	Opérateurs de mutation	68
3.4.5.6	Paramétrage de l'algorithme	68

3.4.6	Algorithmes d'intelligence en essaim	69
3.4.6.1	Optimisation par essaims particulaires	70
3.4.6.2	Règles de déplacement	71
3.4.6.3	Codage des solutions	72
3.4.6.4	Notion de voisinage	72
3.4.6.5	Limitation de la vitesse de déplacement	73
3.4.6.6	Implémentation de l'algorithme	74
3.4.7	Hybridation des méthodes d'optimisation	75
3.4.7.1	L'hybridation dans la littérature	75
3.4.7.2	Choix d'hybridation retenu	76
3.4.8	Comparaison des méthodes d'optimisation	77
3.4.9	Répartition des temps de calcul	82
3.4.10	Remarques	82
3.5	Optimisation d'une table horaire journalière	82
3.5.1	Phases transitoires : notion de train tenant l'horaire	83
3.5.1.1	Principe de l'injection/retrait	83
3.5.1.2	Notion de train tenant l'horaire	83
3.5.2	Méthodologie d'implémentation	83
3.5.3	Résultats d'optimisation	84
3.6	Limites de l'approche hors-ligne	85
3.6.1	Temps de calcul	86
3.6.2	Optimalité des solutions trouvées	86
3.7	Conclusion	86
3.7.1	Résumé des travaux effectués	86
3.7.2	Perspectives	87

3.1 Introduction

Dans cette thèse, le choix a été fait de se focaliser sur la récupération de l'énergie issue du freinage électrique comme moyen de réduire la consommation énergétique d'une ligne de métro automatique.

Le chapitre précédent a permis de développer un modèle énergétique d'une ligne de métro ainsi qu'une méthode de résolution pour calculer les flux de puissance qui s'opèrent au sein du réseau électrique lors du déplacement des trains.

Une analyse énergétique de l'impact des paramètres d'exploitation sur la consommation énergétique d'un carrousel peut alors être menée à la lumière de l'étude effectuée au chapitre précédent.

Ainsi, après avoir proposé une formulation du problème d'optimisation à résoudre permettant d'introduire les variables, les contraintes et la fonction objectif du problème, la première partie de ce chapitre est consacrée à l'étude de l'influence des paramètres d'exploitation sur la consommation énergétique des carrousels.

De cette étude, deux paramètres d'exploitation ressortent : l'intervalle d'exploitation et les temps d'arrêt en station.

Une méthodologie pour optimiser l'intervalle d'exploitation est ensuite définie et une analyse de la répartition des pertes énergétiques dans une ligne est effectuée. Cette analyse permet alors de fournir une première estimation des gains énergétiques potentiels.

La partie suivante de ce chapitre est dédiée au problème d'optimisation des temps d'arrêt en station : les choix de l'utilisation de méthodes issues de l'intelligence artificielle au détriment d'une approche mathématique classique sont justifiés, puis deux de ces méthodes d'optimisation sont décrites et ensuite mises en œuvre. Une discussion est alors menée pour améliorer les propriétés de convergence de ces méthodes algorithmiques.

Enfin, ces méthodes d'optimisation sont employées pour effectuer l'optimisation énergétique de tables horaires journalières. Les limites de l'optimisation hors-ligne des paramètres d'exploitation en vue de réaliser une optimisation temps réel de la consommation énergétique sont alors soulignées.

3.2 Formulation du problème d'optimisation

3.2.1 Cahier des charges

Le cahier des charges de l'optimisation énergétique hors-ligne est résumé dans le tableau 3.1 et présente les objectifs et les contraintes de l'étude, les moyens d'actions pour réaliser l'optimisation ainsi que les indicateurs utilisés pour évaluer le niveau d'atteinte de l'objectif.

Ce tableau offre un aperçu macroscopique de la problématique traitée dans ce chapitre. Son principal intérêt est de permettre d'identifier aisément les entrées, sorties et variables du problème.

Objectifs	• Optimisation énergétique de tables horaires pré-existantes
Contraintes	• Nombre de trains en ligne • Marge de variation des temps d'arrêt en station
Moyens d'action	• Sélection de l'intervalle d'exploitation le plus favorable • Sélection de la combinaison de temps d'arrêt en station la plus favorable
Indicateurs	• Taux de réutilisation du freinage électrique

TABLEAU 3.1 – Cahier des charges de l'optimisation énergétique hors-ligne d'une ligne de métro automatique

3.2.2 Sélection des paramètres les plus influents en hors-ligne

Dans la littérature, les travaux portant sur l'optimisation de la consommation énergétique de lignes ferroviaires se distinguent par l'usage de différentes variables d'optimisation :

Les profils de vitesse commerciale

Certaines études redéfinissent les profils de vitesse commercial par logique floue [65], [66], par algorithme génétique [67] ou par la méthode du simplexe [29] (en modifiant uniquement les vitesses maximales admissibles par portion d'interstation).

Tandis que d'autres choisissent d'insérer des phases de marche sur l'erre dans les parcours interstation et de déterminer leurs durées par un algorithme génétique [68], [69],[70], [71], [67], [31] , par des méthodes directes (golden section, simplexe et fibonacci) [72], ou par de méthodes indirectes de type descente du gradient [72].

Les temps d'arrêt en station et le temps de battement

- modification de la durée d'arrêt : Le temps de battement est utilisé pour moduler la durée des arrêts en station, soit par algorithme génétique [34], soit par heuristique [40], ou par logique floue [73].
- modification de l'horaire de départ : [33] propose quant à lui de modifier les horaires de départ des trains pour synchroniser les phases d'accélération et de freinage via un solveur industriel (CPLEX) et une heuristique. [74] adopte une démarche sensiblement différente en modifiant uniquement l'horaire de départ en première station et utilise pour cela une formulation mathématique résolue par programmation linéaire.
- modification de la durée des interstation : [30] utilise un algorithme génétique pour distribuer le temps de battement disponible afin d'allonger la durée des parcours interstation.

L'intervalle d'exploitation

L'étude de l'intervalle d'exploitation constitue une étape dimensionnante indispensable, réalisée par l'exploitant de la ligne ferroviaire afin d'assurer une qualité de service tout en minimisant la consommation énergétique de la ligne.

Dans le cas des lignes de métro automatique de type VAL et Néoval, les trains roulent selon des profils de vitesse pré-définis (figures 2.10, 2.11 et 2.12). La modification de la vitesse d'exploitation ne sera donc pas étudiée dans ce manuscrit. En outre, dans

notre cas d'étude, le temps de battement est largement employé pour absorber les perturbations de trafic. Cependant, une partie de cette marge de régulation peut être utilisée pour augmenter les temps d'arrêt en station afin de synchroniser les phases d'accélération et de freinage.

Ainsi, l'optimisation énergétique se concentre sur la gestion de l'intervalle d'exploitation et la modulation des temps d'arrêt en station.

3.2.3 Définition des variables utilisées

Chaque train du carrousel parcourt les $N_{station}$ stations de la ligne de métro, en suivant des profils de vitesse entre chaque station et en effectuant des arrêts en station d'une durée $s_{i,j}$ (où $i = [1, \dots, N_{station}]$ et $j = [1, \dots, N_{trains}]$). Pour les besoins de l'étude, nous considérons un domaine temporel discret avec un pas d'échantillonnage variable selon le niveau de détail requis.

Dans [36], [35] et [75] les auteurs adoptent différentes variables d'optimisation pour atteindre des objectifs très similaires à ceux de notre étude : les temps d'arrivée et de départ en station ainsi que les temps de début des phases d'accélération et de freinage.

Cependant, l'utilisation de ces variables est assez délicate à mettre en œuvre, puisque d'une part, du fait de la topographie de la ligne étudiée, les parcours interstation peuvent comporter plusieurs phases de freinage et d'accélération, d'autre part, des profils type de vitesse sont utilisés pour simuler le déplacement des trains et enfin, un tel nombre de variables d'optimisation augmente la complexité du problème.

Dans notre approche hors-ligne de l'optimisation énergétique, le nombre de variables d'optimisation est grandement réduit puisque seule la durée des arrêts en station est utilisée pour caractériser le parcours type d'un train sur la ligne.

3.2.4 Définition des contraintes

Le temps de parcours T_{pj} est calculé comme la somme des temps de parcours interstation t_i additionnée de la somme des temps d'arrêt en station $s_{i,j}$ et du temps de battement t_{bj} (3.1). Ce temps correspond à la durée que met un train pour effectuer un tour complet de la ligne et revenir à son point de départ initial.

$$T_{pj} = \sum_{i=1}^{N_{station}} s_{i,j} + t_i \quad \forall j \in \llbracket 1, N_{trains} \rrbracket, \forall i \in \llbracket 1, N_{station} \rrbracket \quad (3.1)$$

Le temps de parcours est contraint de sorte que les trains respectent la table horaire nominale pour assurer la qualité de service souhaitée par l'exploitant. La durée des parcours interstation étant fixe, il est donc nécessaire d'imposer une contrainte sur la plage de variation des temps d'arrêt en station (3.18), où $s_{i,nom}$ représente le temps d'arrêt nominal que doit effectuer un train à la station i , tandis que les paramètres Δs_{1i} et Δs_{2i} permettent de modifier l'amplitude de la modulation.

$$s_{i,nom} - \Delta s_{1i} \leq s_{i,j} \leq s_{i,nom} + \Delta s_{2i} \quad (3.2)$$

La valeur de ces paramètres est généralement imposée par le besoin d'assurer le transit des utilisateurs sur la ligne : une fois arrivé en station, le temps d'arrêt doit

permettre la descente et la montée des passagers. Ainsi, la marge d'évolution du paramètre Δs_{1i} est assez faible, en première approximation, on prendra $\Delta s_{1i} = 10\% \ s_{i,nom}$.

En outre, le temps de parcours total des trains ne doit pas excéder une valeur spécifiée afin ne pas biaiser la régulation de trafic.

L'intervalle d'exploitation I est également contraint pour assurer les exigences en matière de sécurité et de qualité de service (3.3).

$$\frac{T_p}{N_{trains}} \leq I \leq \frac{T_p}{N_{trains} - 1} \quad (3.3)$$

Le paramètre Δs_{2i} devra alors respecter la contrainte (3.4), afin que la contrainte (3.3) soit toujours respectée.

$$\sum_{i=1}^{N_{station}} (\Delta s_{2i}) \leq T_p - I * N_{trains} \quad (3.4)$$

Il est intéressant de constater que la partie droite de la contrainte (3.4) correspond à la définition du battement t_{bj} , soit la marge de manœuvre temporelle dont dispose un train pour effectuer son tour de boucle.

3.2.5 Définition de la fonction objectif

Soit $P_j(t)$, la puissance électrique consommée/générée par le train j à l'instant t . La puissance globale consommée par le carrousel à l'instant t est donné par (3.5). L'énergie consommée par le carrousel sur la durée de simulation est alors définie par (3.6).

$$P_{tot}(t) = \sum_{j=1}^{N_{trains}} P_j(t) \quad (3.5)$$

$$E_{tot} = \sum_{t=0}^{T_p} P_{tot}(t) \quad (3.6)$$

Dans [75], l'auteur propose d'analyser l'efficacité énergétique d'une table horaire selon différents critères : la consommation électrique globale du carrousel E_{tot} (3.6), la puissance maximale fournie par le réseau de traction P_{max} (3.7), ou encore le coût de dépassement de la puissance souscrite Σ (3.8) (où k représente le coût du dépassement (en €.kWh^{-1}) et $P_{souscrite}$ la puissance souscrite sur la période considérée). Ces deux premiers critères sont classiquement employés dans les travaux d'optimisation de la consommation de systèmes ferroviaires comme dans [30],[33],[74] ou [31].

$$P_{max} = \max_{0 \leq t \leq T_p} P_{tot}(t) \quad (3.7)$$

$$\Sigma = \int_0^{T_p} k(t) \left(P_{tot}(t) - P_{souscrite}(t) \right) dt \quad (3.8)$$

En revanche, la prise en compte du dépassement de puissance souscrite est une originalité de [75] et permet d'intégrer un critère économique supplémentaire pour diminuer la facture d'électricité payée par l'exploitant de la ligne. Bien que la définition de Σ impose d'utiliser une somme continue, en pratique, l'usage d'une somme discrète est requise du fait de la disponibilité épisodique des informations concernant la puissance globale consommée par la ligne.

Dans notre étude, hypothèse a été faite que le réseau de traction a été préalablement correctement dimensionné afin que celui-ci soit en mesure d'assurer la fourniture d'énergie aux trains même dans l'éventualité de la perte d'une sous station d'alimentation et par extension, il est considéré que le choix de la puissance souscrite est laissé à l'appréciation de l'exploitant ; de fait, les problématiques de dépassement de puissance souscrite et de lissage de la consommation ne sont pas traités dans ces travaux de thèse.

Dans la suite des travaux, seul le critère portant sur la consommation globale d'énergie E_{tot} est étudié. La fonction objectif est alors donnée par (3.9) et a pour unique but de minimiser la consommation globale d'énergie.

$$F_{objectif} = \min_{0 \leq t \leq T_p} E_{tot}(t) \quad (3.9)$$

Il est à noter que d'autres travaux comme ceux de [35] et [36] se donnent comme objectif de maximiser le temps de synchronisation entre phases d'accélération et phases de freinage, en considérant des paires de trains.

Pourtant, comme il a été montré au chapitre précédent, du fait du déplacement des trains et des spécificités propres aux réseaux DC, l'utilisation de ce critère semble être une approche trop simpliste.

Pour illustrer ces propos, prenons une ligne de métro quelconque, où dans une zone assez localisée deux trains sont en phase de freinage et un train est en phase de traction, de sorte que les phases de freinage et d'accélération se déroulent en même temps. Dans ces conditions, bien que la synchronisation des phases soit optimale, le taux de récupération de l'énergie issue du freinage sera assez faible.

En effet, localement la production étant supérieure à la consommation, le potentiel des trains freineurs va augmenter jusqu'à atteindre la tension de conjugaison du freinage, et entraînera la dissipation d'une part du freinage électrique.

3.3 Optimisation de l'intervalle

Une table horaire est définie de manière à permettre un transport fluide des usagers de la ligne. Généralement, le nombre de trains mis en service est proportionnel à l'affluence des passagers sur la ligne. Comme indiqué par la relation (3.3), à un nombre donné de trains en service, correspond une plage de variation de l'intervalle d'exploitation.

La première étape dans la conception de tables horaires consiste donc à déterminer pour chaque carrousel de trains, l'intervalle d'exploitation permettant de minimiser la consommation énergétique globale.

3.3.1 Simulation d'un carrousel établi

L'algorithme 3 présente synthétiquement la démarche mise en oeuvre pour simuler le parcours type d'un train sur un tour de boucle. Le parcours est réalisé à vitesse commerciale nominale, en effectuant des temps d'arrêt en station nominaux et en considérant qu'à l'arrêt un train consomme une puissance P_{aux} .

Algorithme 3 Simulation du parcours type d'un train sur un tour de boucle

Entrée(s) temps.arret et profil.interstation

- 1: **Pour** $i = 1$ à $N_{station}$ **Faire**
- 2: $\text{profil} = [P_{aux} \cdot \text{longueur}(\text{temps.arret}(i)) ; \text{profil.interstation}(i)]$
- 3: $\text{parcours.type} = [\text{parcours.type} ; \text{profil}]$
- 4: **Fin du Pour**

Sortie(s) parcours.type

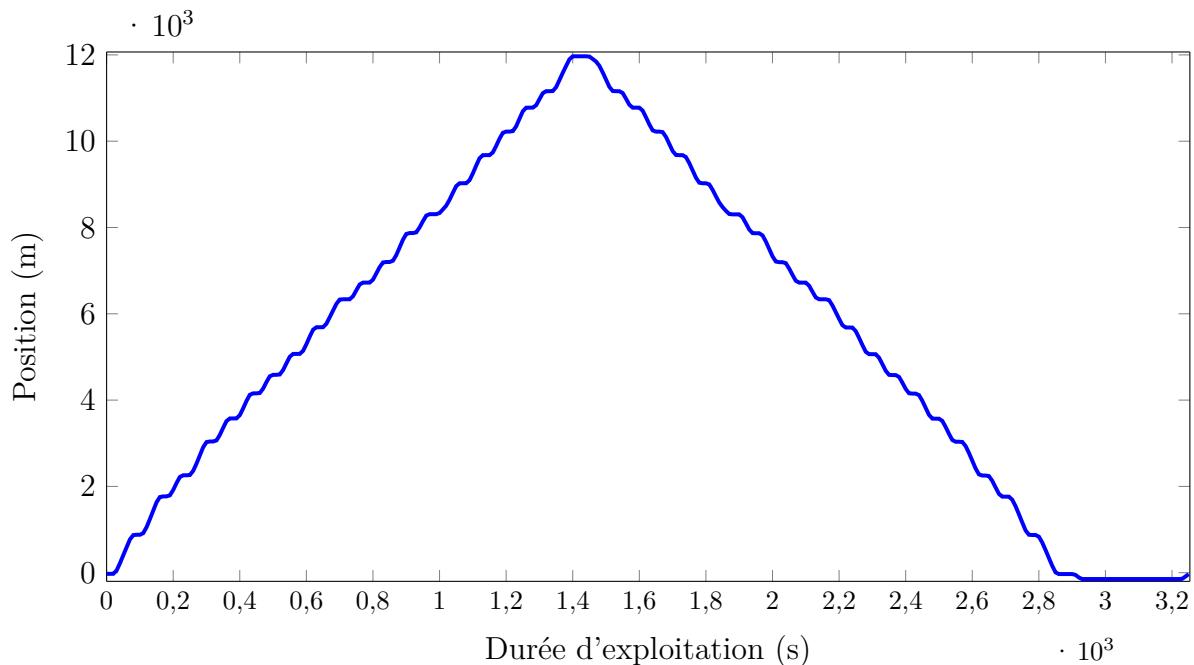


FIGURE 3.1 – Evolution de position d'un train sur un tour de boucle.

La figure 3.1 est obtenue en appliquant l'algorithme 3 à la position type d'un train sur la ligne. Cette figure est constituée d'une succession de parcours interstation et d'arrêt en station. Le train part de la première station, puis arrive en bout de ligne et repart dans l'autre sens. La phase stationnaire après le retour en première station correspond au temps de battement.

Ce parcours type est ensuite utilisé pour simuler le déplacement de l'ensemble des trains composant le carrousel. L'algorithme 4 permet de construire le parcours d'un carrousel établi sur un tour de boucle dans un cas d'exploitation sans perturbation.

La figure 3.2 présente le profil de position d'un carrousel composé de 6 trains. L'espacement temporel entre le profil de position de chaque train correspond à l'intervalle d'exploitation.

Algorithm 4 Simulation du parcours type d'un carrousel établi sur un tour de boucle de la ligne de Turin

Entrée(s) parcours.type

- 1: parcours.carrousel(:, 1) = parcours.type
- 2: Choisir un intervalle I avec l'équation (3.3)
- 3: **Pour** $j = 2 : N_{trains}$ **Faire**
- 4: **Pour** $k = 1 : \text{longueur}(I)$ **Faire**
- 5: parcours.carrousel(:,j) = permut_circ (parcours.type,(j - 1) · I(k))
- 6: **Fin du Pour**
- 7: **Fin du Pour**

Sortie(s) parcours.carrousel

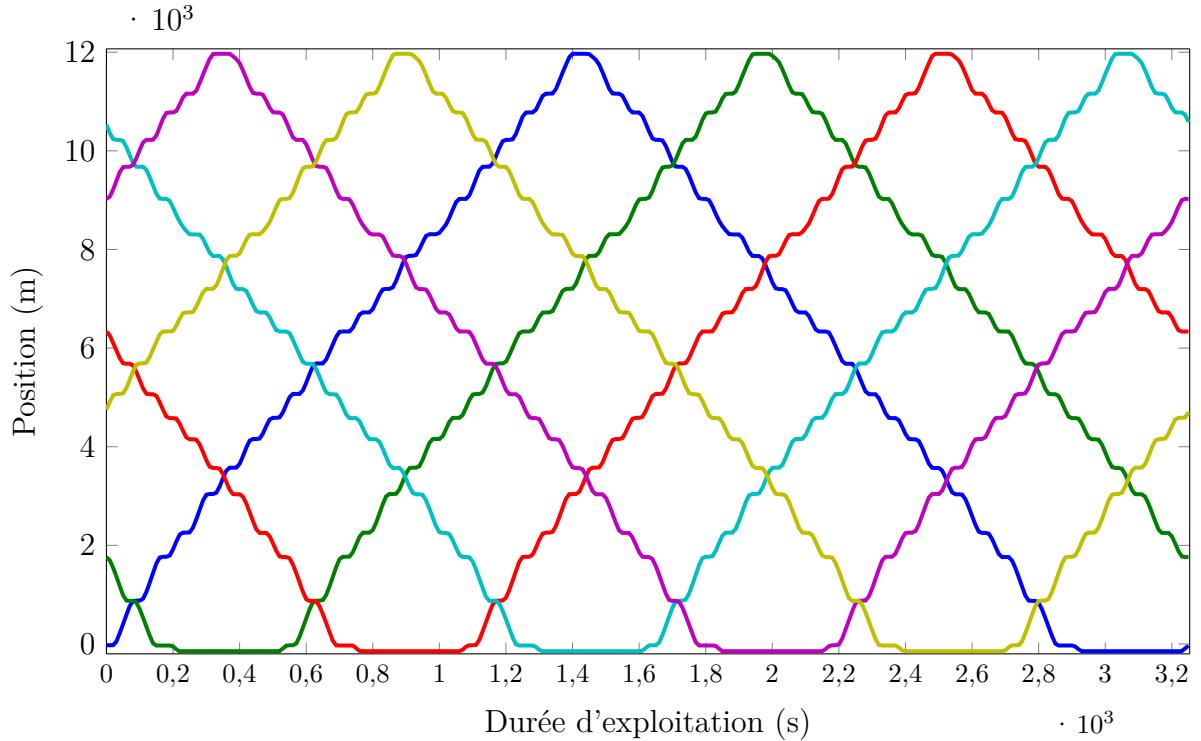


FIGURE 3.2 – Evolution de position d'un train sur un tour de boucle.

3.3.2 Etude des intervalles d'exploitation

La manière la plus efficace pour étudier l'impact de l'intervalle sur la consommation énergétique du carrousel consiste à simuler l'ensemble des intervalles d'exploitation possibles. Au chapitre précédent, il a été montré que la méthode de résolution choisie permet de calculer la consommation énergétique d'un carrousel sur un tour de boucle en environ 18s, ce qui rend cette étude exhaustive possible, sans nécessiter d'allouer des ressources de calcul supplémentaires.

La méthodologie d'optimisation de l'intervalle d'exploitation revient alors à simuler le fonctionnement d'un carrousel établi cadencé à un intervalle donné et sur un tour de boucle complet.

Les résultats de l'étude des intervalles d'exploitation sont explicités par les figures 3.3, 3.4 et 3.5. La figure 3.3 montre l'évolution de la consommation énergétique globale d'un carrousel tandis que la figure 3.4 montre l'évolution de la quantité d'énergie

générée lors du freinage qui a dû être dissipée.

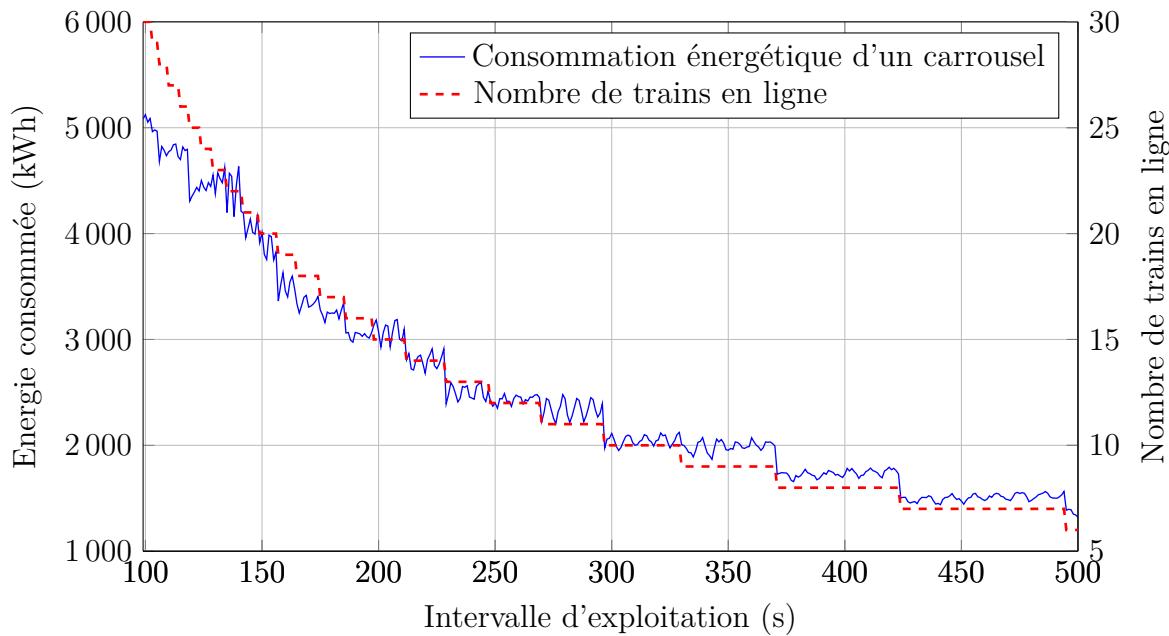


FIGURE 3.3 – Evolution de la consommation énergétique d'un carrousel en fonction de l'intervalle d'exploitation.

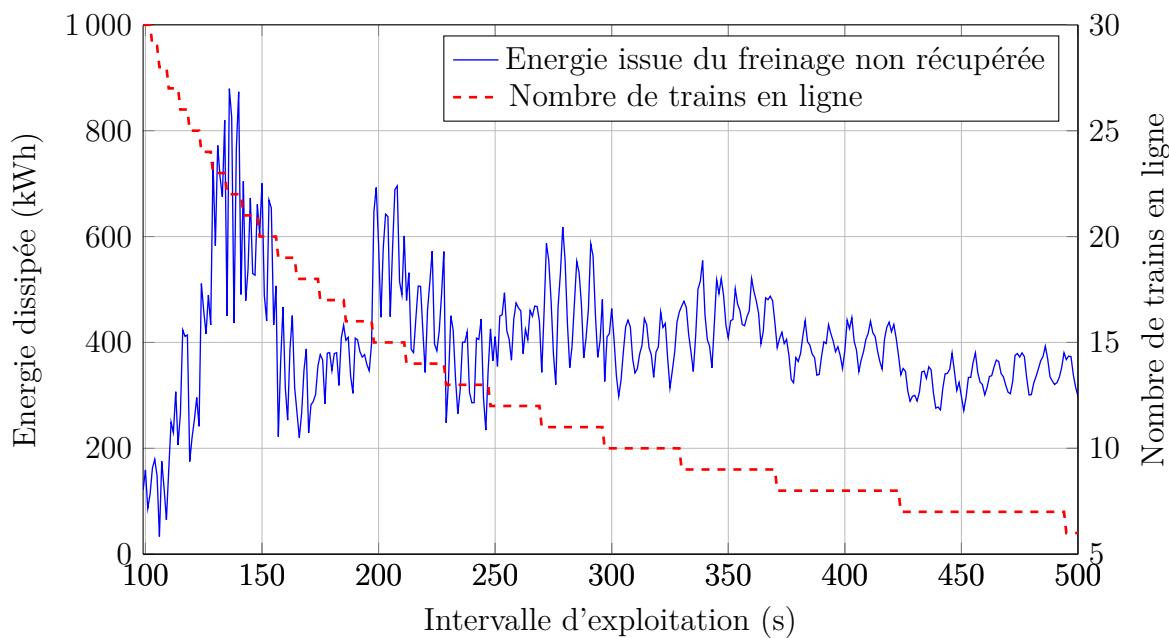


FIGURE 3.4 – Evolution de la quantité d'énergie issue du freinage non récupérée en fonction de l'intervalle d'exploitation.

Enfin la figure 3.5 synthétise les deux précédentes illustrations en exprimant l'évolution du taux de dissipation du freinage électrique par rapport à l'énergie consommée pour la traction. Chaque point de la figure 3.5 correspond alors au ratio ΔR (3.10).

$$\Delta R = \frac{E_{dissipée}}{E_{tot}} \quad (3.10)$$

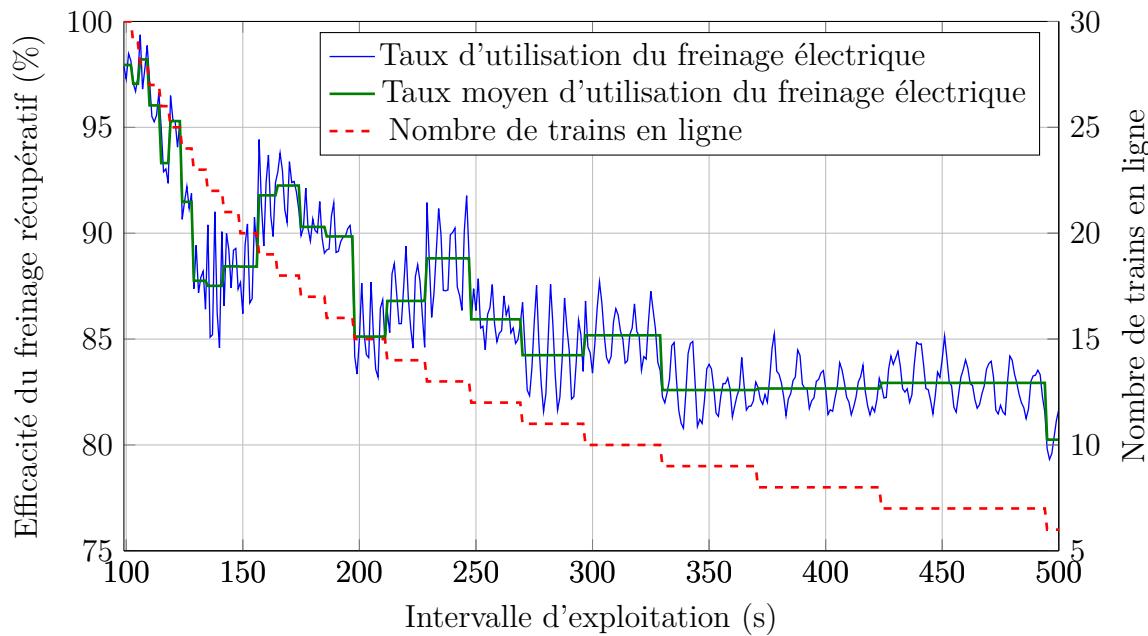


FIGURE 3.5 – Evolution du taux de récupération de l'énergie du freinage électrique en fonction de l'intervalle d'exploitation.

Le taux d'énergie dissipée augmente lorsque le nombre de trains en exploitation diminue, en effet, moins il y a de trains en service et moins il y a de trains susceptibles de consommer l'énergie électrique générée au freinage. De plus, du fait de la configuration de la ligne, certains carrousels semblent être naturellement plus propices à une meilleure récupération du freinage électrique, comme les carrousels de 13 et 18 trains.

La figure 3.5 expose donc une estimation des gains d'énergie réalisable en sélectionnant l'intervalle le plus favorable, en considérant que l'optimum du problème serait un cas d'exploitation où la totalité de l'énergie issue du freinage électrique serait récupérée.

Sur la figure 3.4, il est possible de remarquer l'occurrence régulière d'intervalles défavorables pour la récupération du freinage électrique. Cette occurrence est dépendante de l'architecture de chaque ligne de métro et est définie par l'équation empirique (3.11) [76]. Pour la ligne considérée dans le cas d'étude, les intervalles défavorables se répètent avec une période de 70s.

$$O_d = \frac{T_b}{N_{station}} \quad (3.11)$$

3.3.3 Répartition des pertes dans une ligne de métro

L'application de la méthode de résolution développée au chapitre précédent à l'étude des intervalles d'exploitation permet non seulement de déterminer la quantité d'énergie consommée par les trains, mais également la quantité d'énergie dissipée lors des périodes d'exploitation et de fait d'avoir une estimation des pertes énergétiques de la ligne.

Dans une ligne de métro classique, les pertes énergétiques sont principalement de trois types :

- Les pertes par dissipation qui correspondent à l'énergie électrique issue du freinage qui n'a pu être restituée sur le réseau et a dû être dissipée dans les rhéostats

de freinage ou par freinage mécanique.

- Les pertes en ligne engendrées par le transit de la puissance sur le réseau électrique. Il s'agit de l'énergie dissipée dans les impédances de ligne et dans une moindre mesure dans les sous-stations d'alimentation.
- Les pertes dues à la consommation des systèmes auxiliaires comme les équipements électriques en station (ascenseurs, éclairage, ventilation...) et embarqués (éclairage, ventilation, équipements de sécurité,...).

La consommation des auxiliaires étant une nécessité pour assurer le confort et la sécurité des utilisateurs, l'étude de la consommation liée à ces systèmes électriques n'est pas considérée comme un axe de recherche durant cette thèse.

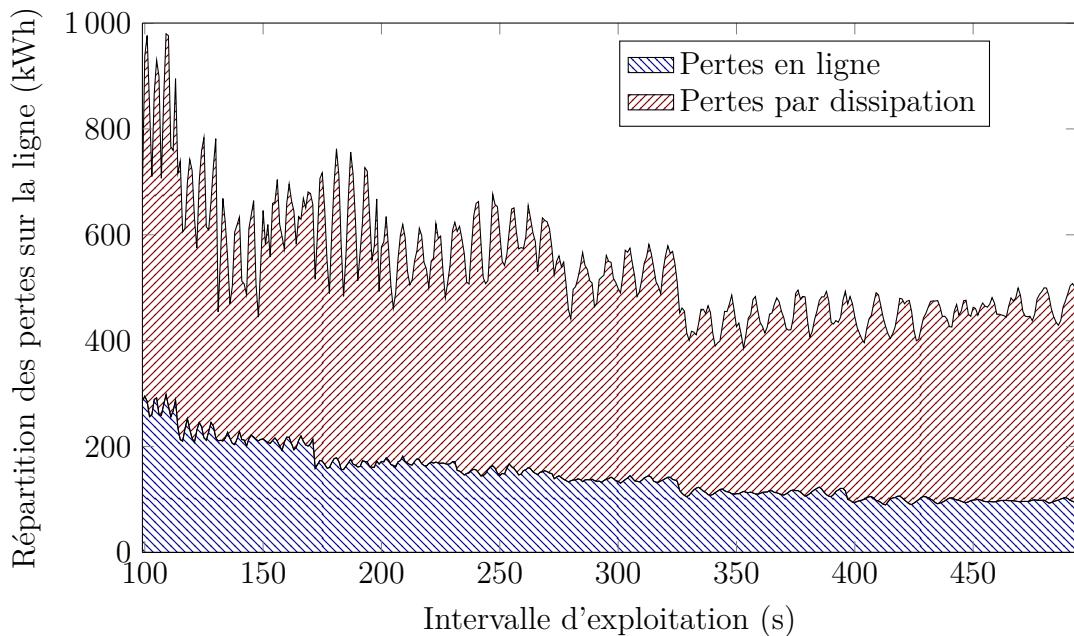


FIGURE 3.6 – Répartition absolue des pertes sans la ligne.

La figure 3.6 représente la répartition des pertes en valeur absolue en fonction de l'intervalle d'exploitation, tandis que la figure 3.7 exprime la répartition relative des pertes par rapport à l'énergie nécessaire à la traction.

Les pertes en ligne sont des pertes nécessaires sur lesquelles on ne peut influer. Le seul moyen de réduire ces pertes serait de réduire le nombre des trains en ligne et donc l'offre de service, ce qui n'est pas une option envisageable dans un contexte industriel. Sur la figure 3.7, les pertes en ligne semblent quasiment constantes et représentent environ 7% de l'énergie nécessaire à la traction. En revanche, les pertes par dissipation semblent beaucoup plus dépendantes de l'intervalle d'exploitation. Ces dernières constituent donc le critère sur lequel l'optimisation sera axé ; en effet, une gestion *intelligente* des phases de marche des trains permettrait d'augmenter le taux de récupération du freinage électrique et donc de diminuer la consommation électrique de la ligne de métro.

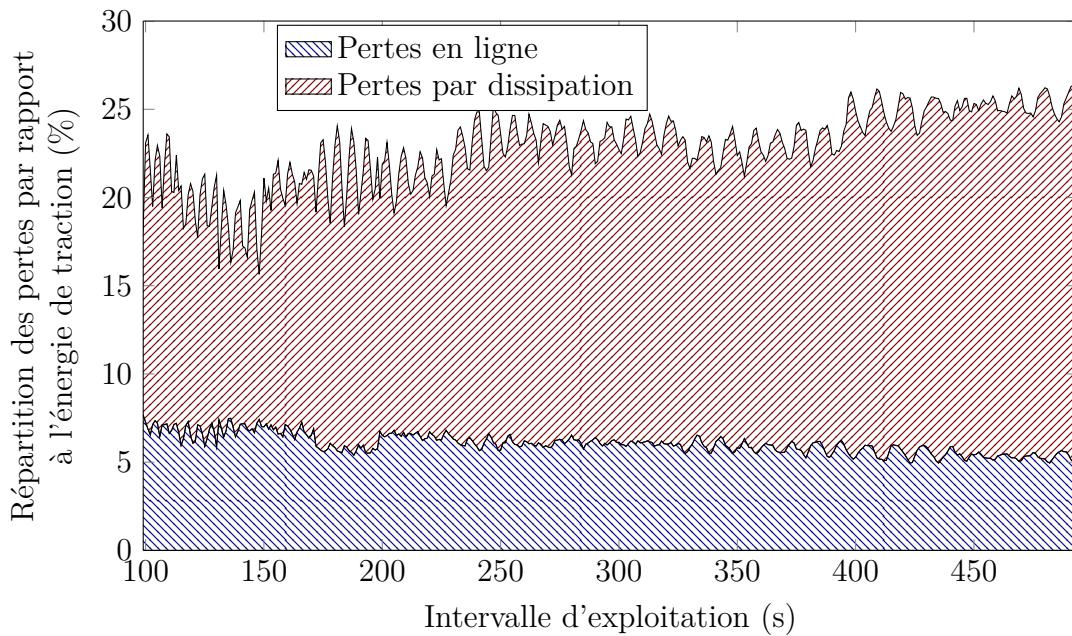


FIGURE 3.7 – Répartition relative des pertes dans la ligne par rapport à l'énergie nécessaire à la traction.

3.3.4 Analyse d'une table horaire type

Une étude statistique sur les tables horaires quotidiennes utilisées pour l'exploitation de la ligne de Turin permet de visualiser les carrousels les plus récurrents.

Le tableau 3.2 présente les caractéristiques des tables horaires utilisées pour une semaine type. Cette distribution ne prend en compte que la durée d'exploitation des phases établies. En effet, pour chaque table horaire, l'enchaînement des carrousels est différent, ce qui entraîne un grand nombre de phases transitoires distinctes à optimiser.

Nombre de trains	Fréquence relative (%)			
	Table horaire 1	Table horaire 2	Table horaire 3	Table horaire 4
8	4	20	22	24
10	7	7	5	-
12	-	-	25	39
14	6	6	3	
16	24	24	36	37
18	27	27	10	
20	19	3	-	-
25	13	13	-	-

TABLEAU 3.2 – Distribution de la fréquence d'utilisation des carrousels.

D'après la figure 3.8, les carrousels de 16, 8, 12 et 18 trains expliquent 82% de la durée d'exploitation hebdomadaire de la ligne de Turin.

En corrélant cette étude statistique aux données issues de l'optimisation de l'intervalle d'exploitation, un gain énergétique hebdomadaire d'environ 12% de la consommation nominale est théoriquement réalisable sous l'hypothèse d'une gestion optimale

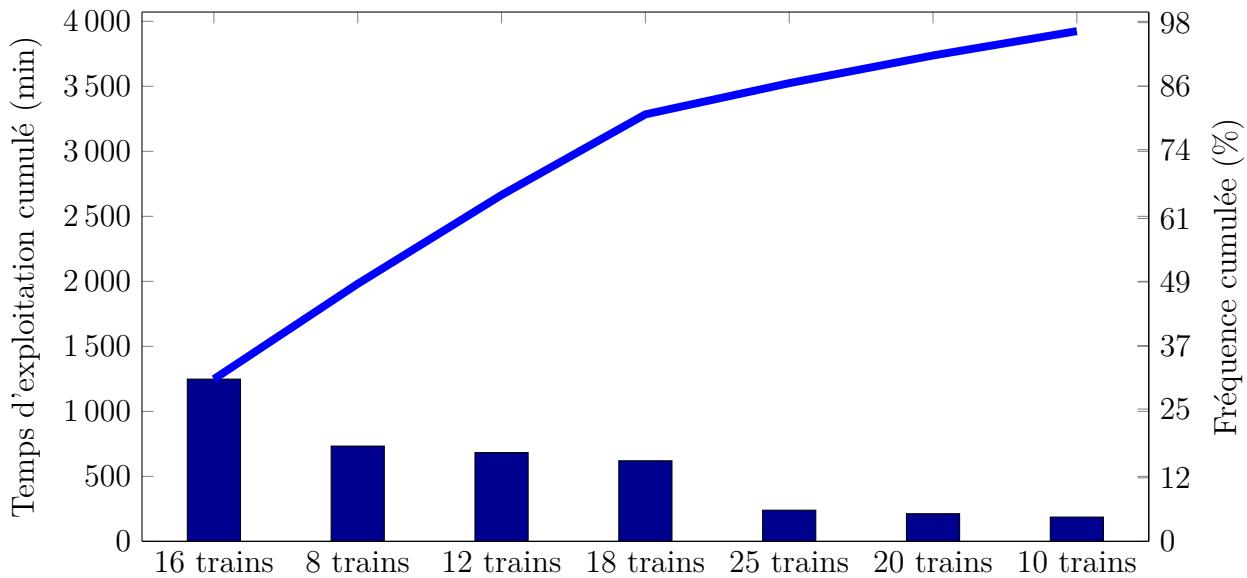


FIGURE 3.8 – Distribution de la durée d'exploitation des carrousels sur une semaine type

permettant un taux de récupération du freinage électrique de 100%. Pour notre cas d'étude, cette valeur représente ainsi le gain maximal réalisable.

3.3.5 Confrontation avec des essais sites

Les résultats des simulations précédentes ont été confrontés avec des essais réalisés sur la ligne de métro de Turin. Ces essais avaient pour objectif d'évaluer la capacité des modèles à estimer la consommation moyenne d'un carrousel sur un tour de boucle.

Seuls quelques intervalles ont pu être testés étant donné que deux tours de boucles sont nécessaires pour stabiliser la régulation d'un carrousel et ainsi obtenir une mesure fiable de la consommation énergétique.

La figure 3.9 compare la puissance moyenne qui a été mesurée pour différents intervalles et l'estimation donnée par simulation. L'utilisation des modèles présentés au chapitre précédent entraîne ainsi une erreur moyenne d'environ 6%.

Les différences constatées entre la théorie et l'expérimentation peuvent être imputées à la fois aux hypothèses simplificatrices utilisées dans les modélisations, à savoir les profils de vitesse supposés immuables et la simplicité du modèle de renvoi de puissance entre les trains, mais aussi par les aléas d'exploitations qui sont survenus lors des essais sur site et qui n'ont pas été pris en compte dans les simulations.

De plus, la comparaison concerne la valeur moyenne des puissances enregistrées lors des essais, ce qui constitue une valeur moins fiable que la quantité d'énergie consommée, puisque dans le cadre des essais, les mesures ont été effectuées avec un pas d'échantillonnage de 15 minutes.

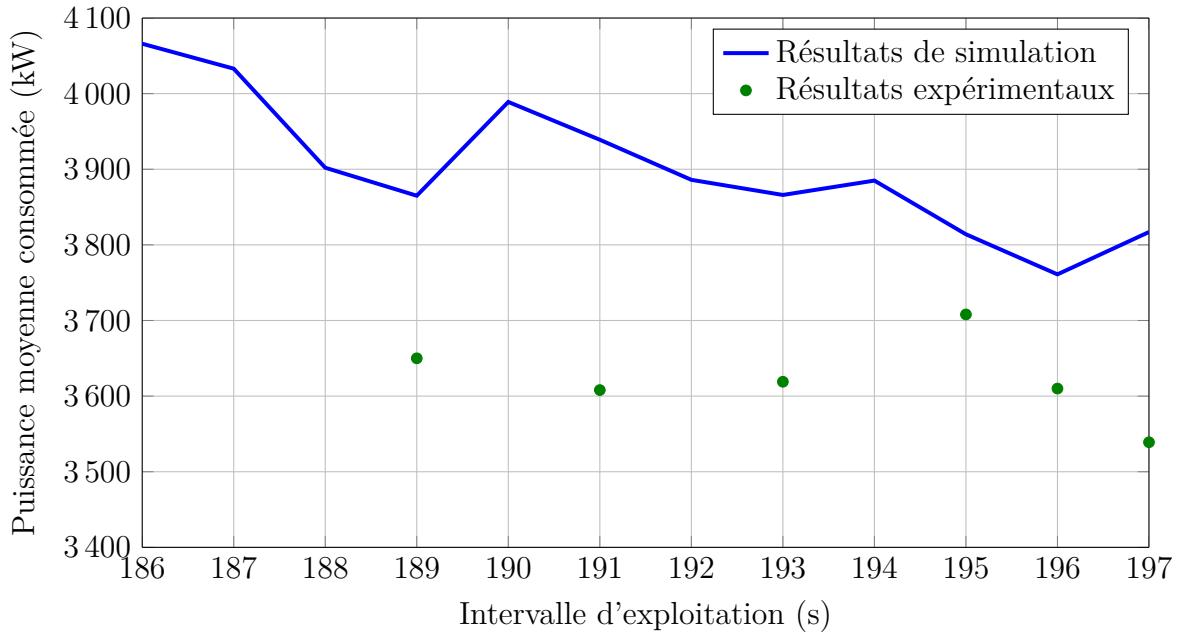


FIGURE 3.9 – Comparaison des résultats de simulation avec des mesures sur le site de Turin pour un carrousel composé de 16 trains

3.4 Optimisation des temps d'arrêt en station

3.4.1 Principe de la modulation des temps d'arrêt en station

Dans la section précédente, une étude de l'influence de l'intervalle d'exploitation sur la consommation électrique de la ligne a été menée. Pour aller plus loin, il convient également d'étudier l'impact de la modulation des temps d'arrêt en station sur cette consommation.

Afin de faciliter la visualisation du problème à solutionner, une représentation de ce dernier est donnée par la figure 3.10. Sur cette figure, les profils théoriques de puissance électrique consommée par cinq trains en exploitation sur la ligne de Turin ont été représentés.

L'objectif de la modulation des temps d'arrêt en station est de modifier la longueur des phases d'arrêt en station (phases rouges) pour faire coïncider le maximum de phases d'accélération (phases bleues) avec des phases de freinage (phases vertes) afin de maximiser la réutilisation de l'énergie électrique générée lors du freinage. Les profils présentés en figure 3.10 sont des profils théoriques puisque les phases de freinage sont constituées de paraboles indiquant un renvoi total de l'énergie issue du freinage ; dans un cas réel d'exploitation, l'allure de la puissance électrique renvoyée est généralement beaucoup plus irrégulière puisque les conditions de réceptivité totale de la ligne sont rarement rencontrées.

3.4.2 Estimation de l'espace des solutions

Dans le cadre de l'optimisation des temps d'arrêt en station, une solution est définie comme la combinaison des temps d'arrêt effectués par les trains en exploitation. Le nombre de solution possibles est déterminé par (3.12) où A_{mod} représente l'amplitude de la modulation et n_{stop} le nombre d'arrêt en station à optimiser.

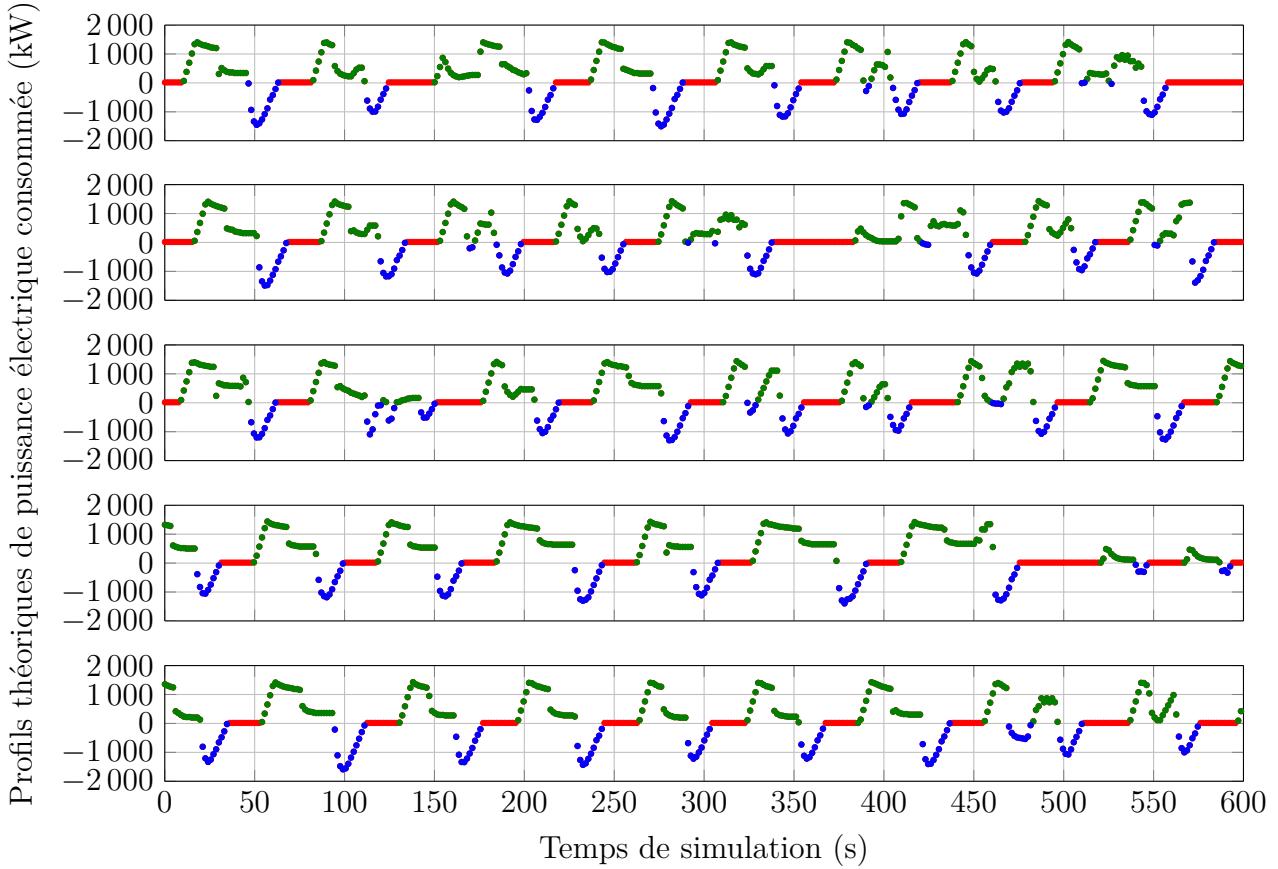


FIGURE 3.10 – Consommation énergétique théorique de cinq trains en exploitation.

$$N_{sol} = A_{mod}^{n_{stop}} \quad (3.12)$$

En appliquant cette définition au cas d'étude présenté à la figure 3.10, le nombre de solutions possibles est de $5^{42} \approx 2,3.10^{29}$ (en considérant une amplitude de modulation de $\pm 2s$). De fait, le problème d'optimisation des temps d'arrêt en station possède une grande complexité liée à un espace des solutions de grande taille qui croît exponentiellement avec l'horizon des événements considérés.

Le problème d'optimisation des tables horaires a d'ailleurs été qualifié de NP-complet dans de nombreuses études comme [23], [77], [78] ou [79]. [75] en fait même une démonstration mathématique dans ses travaux de thèse.

Ainsi, dans ce type de problème, les méthodes de résolution exactes classiques sont applicables mais nécessitent d'importantes ressources de calculs. Des heuristiques sont alors généralement développées pour trouver des solutions approchées de l'optimum en un temps raisonnable [23], [80].

3.4.3 Détermination de la méthode d'optimisation

Afin de déterminer le moyen le plus approprié pour résoudre le problème d'optimisation des temps d'arrêt en station, il convient d'inspecter l'ensemble des méthodes d'optimisation (figure 3.11). Cette figure est tirée des travaux de [81] et [82], dans lesquels sont passées en revue un certain nombre de méthodes d'optimisation pour déterminer celles qui sont les plus appropriées pour les problèmes que les auteurs considèrent.

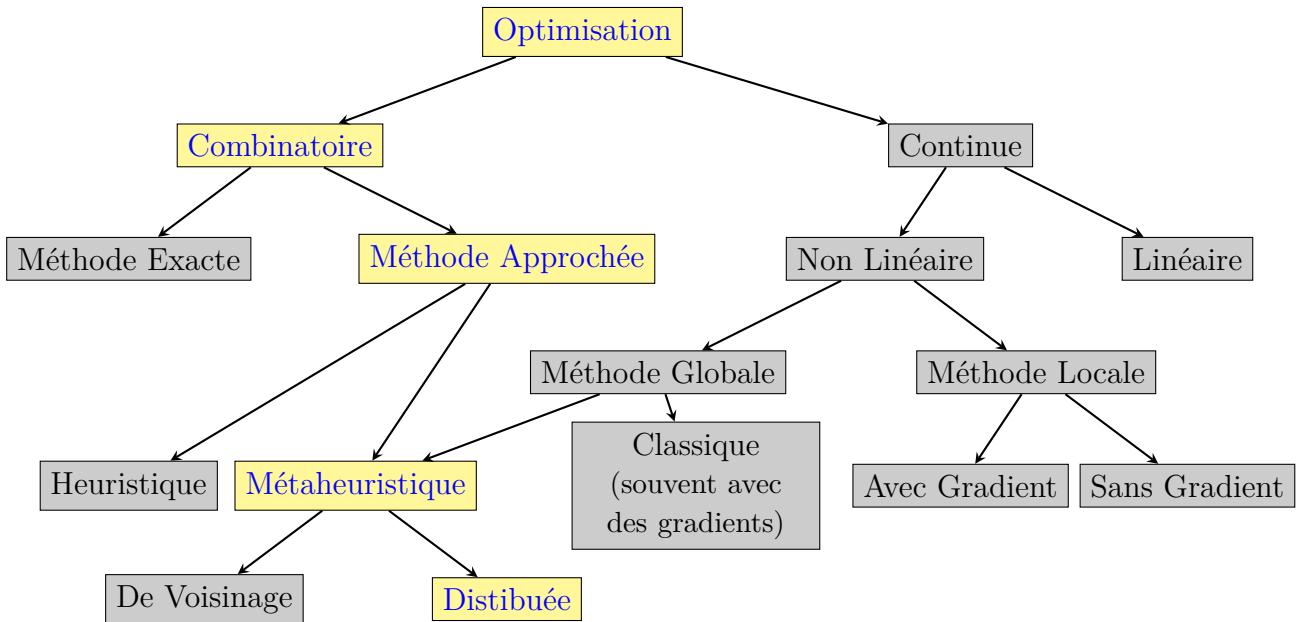


FIGURE 3.11 – Aperçu des méthodes d'optimisation.

D'après la figure 3.11, le choix de la méthode d'optimisation se fait selon plusieurs critères : le type des variables du problème, la connaissance d'un modèle mathématique du problème, la connaissance de l'évolution de la fonction objectif sur l'espace des solutions, ou encore la possibilité d'utiliser une population de solutions pour effectuer la résolution.

La modulation des temps d'arrêt en station fait appel à des variables discrètes : les temps d'arrêt appartiennent à l'ensemble des entiers naturels \mathbb{N} . En présence d'un problème d'optimisation combinatoire difficile, une méthode approchée est alors privilégiée. Celle-ci peut faire soit appel à une heuristique spécialisée (entièrement dédiée au problème considéré), soit à une métahéuristique¹. En outre, comme le rappelle [83], pour la majorité des problèmes d'optimisation combinatoire, aucun algorithme universel de résolution en temps polynomial n'est connu actuellement, ce qui renforce le choix d'utiliser une méthode approchée. Parmi les métahéuristiques, les métahéuristiques dites *de voisinage* font évoluer une seule solution à la fois tandis que les métahéuristiques dites *distribuées* font progresser en parallèle une population de solutions.

Selon le théorème du *no free lunch* [84], aucune méthode ne permet de résoudre tous les types de problèmes d'optimisation existants : si une méthode est meilleure qu'une autre pour une classe de problème alors elle sera moins bonne pour une autre classe. Il est alors important de se référer aux méthodes d'optimisation qui ont fait leur preuve dans la littérature pour résoudre une classe de problème similaire au problème courant.

Ainsi, au vu de la taille de l'espace des solutions, une méthode de voisinage de type recherche tabou ou recuit simulé ne permettrait pas d'effectuer suffisamment d'obser-

1. Il est intéressant de noter qu'un certain nombre de travaux traitant de la planification ferroviaire résolve ce problème par une programmation linéaire ou non linéaire à l'aide de variables continues. Cependant, le nombre important de minima locaux impose le recours à des méthodes d'optimisation globales et aux métahéuristiques dans le cas où les propriétés mathématiques de la fonction objectif ne sont pas totalement connues.

vations par rapport au nombre total de possibilités pour avoir une bonne estimation de la (ou les) solution(s) optimale(s) [85].

En outre, l'utilisation d'une métaheuristique distribuée se justifie également par le fait que les solutions manipulées sont de grandes dimensions et que l'utilisation d'une population de solutions permet de mieux analyser l'impact de chacune des dimensions de la solution sur la valeur finale de la fonction objectif.

Pour ces raisons, une résolution par métaheuristique distribuée est envisagée pour solutionner le problème d'optimisation des temps d'arrêt en station.

3.4.4 Optimisation par métaheuristique

Certaines heuristiques sont développées spécialement pour résoudre des problèmes spécifiques, d'autres sont quant à elles déployées pour solutionner plusieurs types de problèmes, ces algorithmes sont alors appelés métaheuristiques.

Dans la plupart des cas, une métaheuristique est définie comme un algorithme stochastique itératif. Les algorithmes stochastiques sont des méthodes utilisées dans des espaces de grandes dimensions pour simuler des lois de probabilité complexes. Le processus itératif permet de pouvoir évaluer l'impact des changements effectués à chaque itération afin de réorienter la recherche dans la direction qui permettrait a priori de converger vers l'optimum global avec la plus grande probabilité.

Un grand nombre de métaheuristiques sont inspirées de phénomènes naturels comme la biologie pour les algorithmes génétiques, l'éthologie pour les essaims particulaires (OEP) et les colonies de fourmis (ACO), ou encore la physique pour la méthode du recuit simulé [86], [87].

Ces méthodes sont souvent non-déterministes, c'est à dire, que la convergence de l'algorithme vers une solution optimale n'est pas garantie. Cependant, cette contrainte est compensée par leurs capacités à explorer l'espace de recherche efficacement en quête d'optima locaux du problème.

Dans la suite des travaux, un intérêt tout particulier est porté aux métaheuristiques distribuées ou à population de solution pour leur capacité à faire évoluer un ensemble d'individu simultanément, afin que chaque solution bénéficie de l'expérience acquise par le groupe lors de l'exploration de l'espace des solutions.

Principalement, deux catégories de métaheuristiques à population coexistent : les algorithmes évolutionnaires et les algorithmes d'intelligence en essaim [88].

3.4.5 Algorithmes évolutionnaires

En 1859, Charles Darwin présente ses théories sur l'évolution des espèces qui se sont adaptées progressivement à leur milieu naturel sous l'influence de contraintes extérieures [89], [90]. Le principe fondamental de ces théories est que les individus les mieux adaptés à leur environnement survivent, se reproduisent et leur patrimoine génétique est transmis à leur descendance. Ainsi, bien qu'initialement controversées, ces théories se sont peu à peu imposées, jusqu'à ce que l'analogie entre la sélection naturelle et l'optimisation soit mise en évidence à partir de la deuxième moitié du XXème siècle.

En effet, dans la conception Darwinienne de la sélection naturelle, l'adaptation des individus permet de faire face aux contraintes du milieu extérieur, tandis que dans une optimisation classique, les individus (ou solutions) sont modifiés itérativement, jusqu'à

ce qu'ils vérifient les contraintes du système ou permettent d'atteindre l'objectif initial.

Dès les années 1950, avec l'avènement des super-calculateurs, plusieurs travaux ont repris ce principe pour étudier l'évolution de systèmes soumis à des conditions variables et pour modéliser des processus évolutionnaires afin d'en déduire des outils d'optimisation pour les problèmes d'ingénierie courants.

Rechenberg propose ainsi de modéliser les paramètres influant sur l'évolution d'un système grâce à des *stratégies d'évolution* afin de résoudre des problèmes à variables continues [91]², Fogel introduit quant à lui la *programmation évolutionnaire* pour concevoir des automates à états finis [92].

Ces méthodes sont assez similaires à la version actuelle des *algorithmes génétiques* (AG), en effet, les opérateurs de sélection, la notion de génération et la notion de filiation étaient déjà présents. Cependant, la vraie innovation introduite par Holland en 1975 est d'utiliser une large population d'individus, ainsi que sa volonté de traduire les mécanismes d'adaptation naturelle en langage informatique [93].

Par la suite l'*évolution différentielle* [94] et la *programmation génétique* [95], apportent des améliorations à la méthode des algorithmes génétiques pour faciliter leur implémentation et leur applicabilité à un plus grand spectre de problèmes. Tous ces travaux sont regroupés dans la famille des *algorithmes évolutionnaires*.

Dans les algorithmes évolutionnaires, les solutions possibles du problème sont appelées individus et sont codés de manière analogue à des chromosomes. Un chromosome étant une représentation d'une solution, il peut être par exemple codé en binaire, dans ce cas, il s'agit d'une succession de 0 et de 1 appelés "bits" ou "gènes".

L'optimisation s'effectue par une succession d'itérations appelées générations et consiste à faire évoluer une population d'individus grâce à des opérateurs de sélection naturelle pour générer une nouvelle génération d'individus. Les performances des individus sont alors évaluées par la valeur de leur fonction objectif ou *fitness* qui reflète la capacité des individus à voir leurs génotypes être propagés à la génération suivante.

Plus généralement, la fonction objectif caractérise le degré d'atteinte de l'objectif de l'optimisation.

3.4.5.1 Optimisation par algorithme génétique

Parmi tous les algorithmes évolutionnaires évoqués précédemment, les algorithmes génétiques sont la technique la plus couramment employée dans les travaux d'optimisation. Ainsi, [31], [34], [67] et [69] mettent en œuvre cette méthode pour mener l'optimisation de la consommation énergétique de lignes ferroviaires.

Dans sa version la plus simple, un algorithme génétique intègre trois types d'opérateurs évolutionnaires issus de la biologie : la sélection, la mutation et le croisement. L'algorithme 5 résume les étapes qui composent un algorithme génétique générique.

Un algorithme génétique classique débute avec une population de N_{pop} chromosomes dont les positions initiales sur l'hyper-espace des solutions sont tirées aléatoirement. A chaque itération, la fonction coût de chaque individu est évaluée, puis l'opérateur

2. Initialement, ces travaux avaient pour but d'optimiser la valeur de coefficients de surfaces aérodynamiques.

de sélection est appliqué pour choisir les chromosomes qui constitueront les individus parents.

Ensuite, l'opérateur de croisement génère les individus enfants à partir des individus parents. Enfin l'opérateur de mutation est alors appliqué à tous les chromosomes de la nouvelle population et la population finale est utilisée pour la prochaine itération de l'algorithme.

Algorithme 5 Algorithme d'optimisation par algorithme génétique

Entrée(s) Initialiser une population de N_{pop} individus

- 1: **Tant que** Le critère d'arrêt n'est pas vérifié **Faire**
- 2: Évaluer la valeur de fonction objectif de chacun des N_{pop} individus de la population.
- 3: Appliquer un opérateur de sélection pour choisir les N_{par} parents de la génération suivante
- 4: Sélectionner des couples de parents et appliquer un opérateur de croisement avec une probabilité P_{cross} pour générer des couples d'enfants
- 5: Appliquer un opérateur de mutation à chacun des enfants avec une probabilité P_{mut}

6: **Fin du Tant que**

Sortie(s) Population finale N_{pop} individus

3.4.5.2 Représentation des chromosomes

Pour les besoins de l'étude, les chromosomes des individus sont codés comme des chaînes d'entiers. Si on considère une ligne de métro à $N_{stations}$, chaque individu est composé de $2N_{stations}$ gènes correspondant aux temps d'arrêt dans les différentes stations. La figure 3.12 illustre la manière dont est codée chaque solution de la population, où s_n représente le temps d'arrêt effectué dans la station n . Chaque gène respecte également la contrainte (3.18).



FIGURE 3.12 – Représentation chromosomique des individus.

3.4.5.3 Opérateurs de sélection

La sélection permet de déterminer quels chromosomes seront choisis pour se reproduire. Un ou plusieurs critères sont alors définis pour sélectionner les individus qui sont pressentis pour converger vers une solution optimale. Généralement, le critère de décision est la fitness de la solution.

Différents opérateurs de sélection peuvent être employés :

La sélection uniforme consiste à choisir les chromosomes parents selon un critère d'équiprobabilité : toutes les solutions possèdent la même probabilité d'être sélectionnées.

La sélection élitiste consiste à ne choisir que les individus présentant la meilleure valeur de fonction objectif. Ce processus est donc par définition déterministe,

puisque seuls les meilleurs individus sont sélectionnés, au détriment de la diversité génétique qui aurait pu permettre de produire de bonnes solutions dans les générations suivantes.

La sélection *tournoi* compare les fitness des individus deux à deux et choisit celui qui a le meilleur coût. Une probabilité de ne pas choisir le meilleur chromosome est introduite pour intégrer un aspect aléatoire à cette méthode de sélection.

La sélection *roulette* consiste à définir une probabilité de sélection pour chaque individu selon la valeur de sa fonction coût. L'algorithme utilisé pour définir cette sélection est présenté dans l'algorithme 6, où N_{pop} est le nombre d'individus composant la population et C_i le coût de la fonction objectif du i -ème individu.

Algorithme 6 Sélection "Roulette"

- 1: $S_1 = \sum_{i=1}^{N_{pop}} F_{eval}(C_i)$.
 - 2: Choisir un nombre L tel que $L \in [0; S_1]$.
 - 3: **Tant que** $S_2 < L$ **Faire**
 - 4: $i \leftarrow i + 1$
 - 5: $S_2 \leftarrow S_2 + F_{eval}(C_i)$
 - 6: **Fin du Tant que**
 - 7: Return i
-

La sélection élitiste est le seul opérateur déterministe, les autres sont qualifiées de stochastique car les mauvaises solutions possèdent une probabilité d'être sélectionnées pour former la population de parents.

Dans notre cas d'étude, une hybride de sélection élitiste et de sélection par tournoi a été mise en œuvre selon la règle (3.13), où α_1 et $\alpha_2 \in [0, 1]$ représentent les coefficients de pondération entre les deux méthodes choisies et les variables *elitiste* et *tournoi* sont respectivement les règles de sélection élitiste et par tournoi.

Cette hybridation permet d'une part de conserver le patrimoine génétique des meilleurs individus d'une génération à l'autre, et d'autre part d'introduire une notion de brassage génétique en rendant une partie de ce processus stochastique grâce à la sélection par tournoi.

$$Selection(N_{pop}) = \alpha_1 \cdot elitiste(N_{pop}) + \alpha_2 \cdot tournoi(N_{pop}) \quad (3.13)$$

3.4.5.4 Opérateurs de croisement

Le croisement est une opération qui permet à deux chromosomes parents de s'échanger une ou plusieurs séquences de gènes afin de créer deux chromosomes enfants. Dans la littérature, un grand nombre de travaux préconisent d'effectuer un croisement multi-points pour augmenter le processus de brassage génétique, où N_{points} est le nombre de points de croisement.

Il est à noter que plusieurs terminologies comme les termes *enjambement* et *recombinaison* sont également utilisés pour décrire le phénomène de croisement. En outre, une probabilité d'occurrence de croisement P_{cross} est définie pour conserver le caractère stochastique de ce processus.

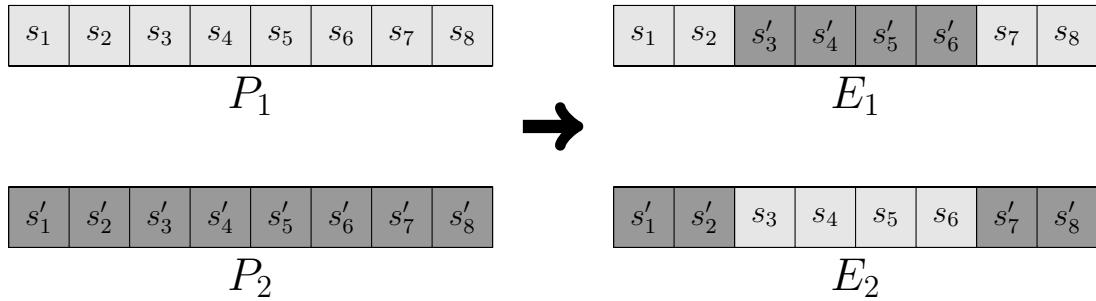


FIGURE 3.13 – Exemple d'utilisation de l'opérateur de croisement.

L'opérateur de croisement est illustré par la figure 3.13, avec 2 chromosomes parents P_1 et P_2 composés de 8 gènes qui donnent naissance à 2 chromosomes enfants E_1 et E_2 . Dans cet exemple 2 points de croisements aux loci 2 et 6 sont utilisés.

3.4.5.5 Opérateurs de mutation

La mutation est une opération génétique où un ou plusieurs gènes du chromosome voient leurs valeurs être modifiées. Comme pour le croisement, une probabilité d'occurrence des mutations P_{mut} est introduite. Ce paramètre doit être défini avec attention pour ne pas transformer ce processus en une recherche aléatoire.

L'opérateur de mutation a pour objectif de diversifier la population pour explorer l'espace des solutions, tout en évitant que l'algorithme ne reste bloqué dans un extremum local. Cet opérateur assure donc une diversification supplémentaire du patrimoine génétique des individus.

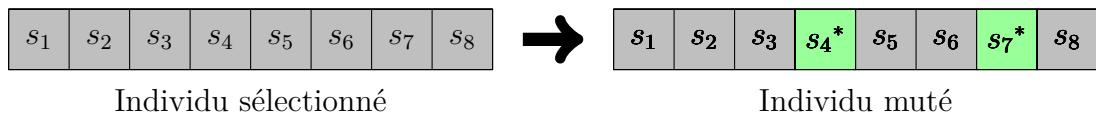


FIGURE 3.14 – Exemple d'utilisation de l'opérateur de mutation.

La figure 3.14 illustre l'opérateur de mutation sur un chromosome composé de 8 gènes, où les gènes situés aux loci 4 et 7 subissent une modification de leur valeur. Chaque gène de la chaîne chromosomique a une probabilité P_{mut} de voir sa valeur modifiée après application de l'opérateur de mutation.

3.4.5.6 Paramétrage de l'algorithme

Les valeurs des coefficients α_1 , α_2 , P_{mut} , P_{cross} , N_{pop} , N_{points} ... sont déterminées empiriquement par une série d'essais et d'erreurs qui ont pour but de déterminer le paramétrage permettant de maximiser la vitesse de convergence et le taux de convergence.

Dans cette étude, l'algorithme développé a pour objectif de garder une population homogène tout au long de l'optimisation de sorte à effectuer une recherche simultanée sur les différentes dimensions du problème pour qu'à l'issue de l'optimisation, une grande partie de l'espace des solutions ait été explorée.

En outre, pour augmenter la diversité génétique, une étape supplémentaire d'insertion de nouveaux individus est ajoutée après l'étape de mutation.