

# Dimensionnement de stockage embarqué dans un tramway

## 3 – COMPLEMENTS POUR GUIDER LE TRAVAIL

Les principes du projet ont été donnés dans le sujet, dans les slides et discutés en séance de TP4, mais après une (longue) période de réflexion ouverte il est sans doute utile de resserrer le champ de cette réflexion. C'est l'objet de ce document.

Après une petite correction des données du système, la position générale du problème de conception optimale bi-objectifs de ce projet est rappelée. Pour limiter la complexité du problème, une règle simple de gestion de la batterie est proposée. Vous pouvez choisir d'utiliser d'autres règles dont vous optimiserez les paramètres suivant les mêmes principes que ceux présentés par la suite. La méthode de Monte-Carlo est ensuite formalisée à travers un organigramme qui définit les modules à mettre en place (entrées, sorties, paramètres). Ce sont des choses qui ont déjà été abordées lors du TP4. Quelques résultats sont montrés pour vous aider à situer les vôtres. La dernière partie traite de la résolution du problème par algorithme génétique. L'implémentation complète de nsga2 étant trop ambitieuse pour ce projet, le travail sera limité à la mise en œuvre des concepts fondamentaux de cet algorithme.

### 3.1 Ajustement des données

1. Pour éviter des difficultés et des effets de bord liés aux configurations physiquement impossibles, les résistances linéiques seront diminuées. Nouvelles valeurs à utiliser (ne change pas fondamentalement les choses) :  $\rho_{LAC} = 95 \times 10^{-6} \text{ Ohm/m}$   $\rho_{rail} = 10 \times 10^{-6} \text{ Ohm/m}$ .
2. Le rendement de la batterie doit être pris en compte :  $\eta_{batterie} = 90\%$ .

### 3.2 Rappel sur le système étudié

La solution technique étudiée pour améliorer les performances du système est d'utiliser un système d'alimentation hybride LAC/batterie, dont le schéma de principe est représenté sur la Figure 1. Quand le train consomme de l'énergie, celle-ci est fournie conjointement par la LAC et la batterie. Quand le train produit de l'énergie, celle-ci est stockée dans la batterie ou dissipée dans un rhéostat.

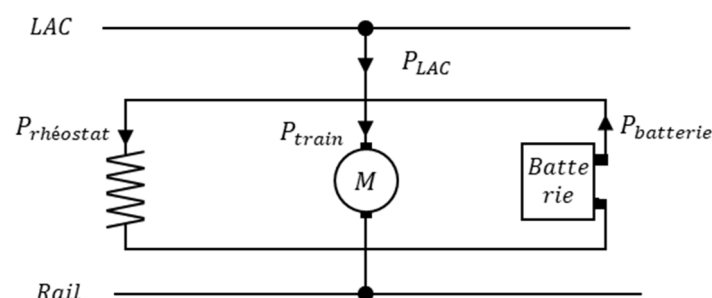


Figure 1 : Flux de puissance de l'alimentation hybride LAC/batterie

Avec les orientations indiquées sur la Figure 1, à chaque instant :

$$P_{train}(t) = P_{LAC}(t) + P_{batterie}(t) - P_{rhéostat}(t).$$

Il n'y a pas de renvoi de puissance possible vers le réseau, donc  $P_{LAC}(t) \geq 0$ . Le rhéostat ne peut que consommer de la puissance, donc  $P_{rhéostat}(t) \geq 0$ . En revanche, le train et la batterie peuvent consommer ou produire de la puissance, donc  $P_{train}(t)$  et  $P_{batterie}(t)$  sont des grandeurs algébriques pouvant être positives ou négatives. Un tel système d'alimentation hybride nécessite un algorithme de gestion de l'énergie afin de répartir la puissance  $P_{train}$ , imposée par les besoins du train entre la batterie, la LAC et le rhéostat.

Dans le cadre de ce projet, nous pouvons nous limiter à une gestion à l'aide de deux principes simples : i) la puissance renvoyée par le train est stockée dans la batterie quand c'est possible, ii) la puissance consommée par le train est fournie par la LAC jusqu'à un certain seuil  $P_{seuil}$ . Au-delà, le complément est fourni par la batterie, si c'est possible. Ces principes se traduisent par les règles suivantes, où  $P_{seuil}$  est un paramètre de la commande qu'il faudra optimiser.

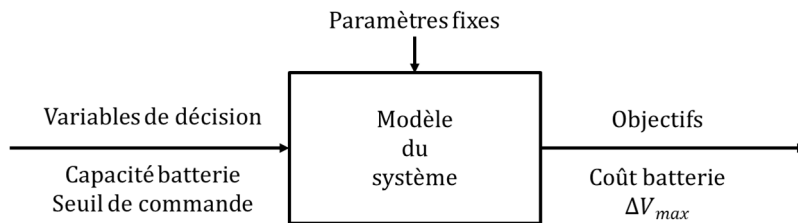
- Si  $P_{train}(t) \leq 0$  :  $P_{LAC}(t) = 0$  et  $P_{batterie}(t) = P_{train}(t)$ , dans la limite de ce que la batterie peut stocker. L'énergie que la batterie ne peut pas stocker est dissipée par le rhéostat.
- Si  $0 < P_{train}(t) < P_{seuil}$ ,  $P_{LAC}(t) = P_{train}(t)$  et  $P_{batterie}(t) = 0$
- Si  $P_{train}(t) \geq P_{seuil}$ ,  $P_{LAC}(t) = P_{seuil}$  et  $P_{batterie}(t) = P_{train}(t) - P_{seuil}$ , dans la limite de ce que la batterie peut fournir. L'énergie que la batterie ne peut pas fournir est fournie par la LAC (ajustement de  $P_{LAC}(t)$ ).

### 3.2 Problème de dimensionnement de la batterie et de sa commande

Le problème de conception consiste à choisir la capacité en énergie de la batterie embarquée et ses paramètres de commande de façon à minimiser simultanément le coût de la batterie et la chute de tension au cours du trajet. Plus précisément : dans une première estimation grossière, le coût de la batterie est proportionnel à sa capacité et nous ne parlerons plus que de minimiser la capacité. Pour la chute de tension, le critère  $\Delta V_{max}$  est la plus grande chute de tension au cours du trajet.

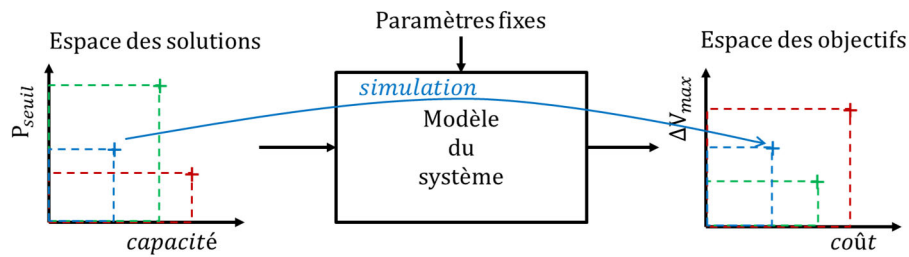
$$\Delta V_{max} = \max_{trajet} V_{sst} - V_{train}(t),$$

Pour un jeu de variables de décision, l'évaluation de  $\Delta V_{max}$  nécessite la simulation complète du trajet du train. On peut schématiser le problème comme suit.



La résolution du problème nécessite d'explorer l'espace des variables de décision (on parle aussi d'espace de recherche ou d'espace des solutions) afin de déterminer les solutions réalisant les meilleurs

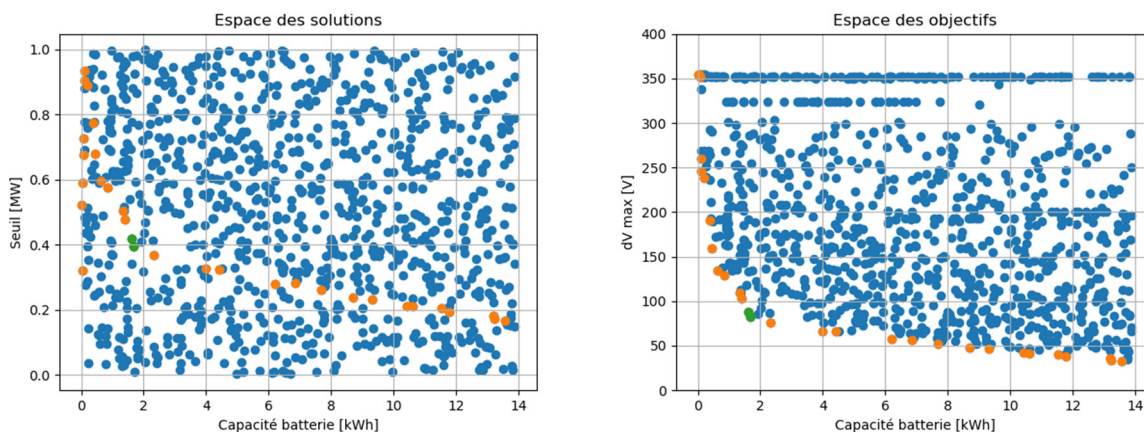
compromis entre objectifs. Pour cela, on positionne les performances des solutions dans l'espace des objectifs (figure ci-dessous) afin de déterminer les solutions non dominées (voir slides).



### 3.3 Algorithme de résolution par Monte Carlo

L'algorithme de Monte Carlo est une utilisation brute de la force de calcul. Il s'agit simplement d'échantillonner l'espace des solutions avec un grand nombre de points puis de calculer leurs performances et de les reporter dans l'espace des objectifs pour voir apparaître le front de Pareto.

Les figures ci-dessous montrent un exemple de résultats pour 1000 points. La figure de gauche montre l'échantillonnage de l'espace des solutions (1000 couples de valeurs capacité / puissance seuil). Pour chaque point, une simulation est faite et la chute de tension maximale est déterminée. Les performances sont reportées point par point dans l'espace des objectifs (figure de droite) et les solutions non dominées sont déterminées (points orange). La forme du front de Pareto montre un gain rapide en chute de tension quand on installe une batterie, sous réserve de bien la commander. Au-delà d'une capacité de 2 kWh, le gain n'est plus très important. Les points non dominés sont reportés dans l'espace des solutions pour savoir à quelles variables ils correspondent. Les points en vert dans le coude semblent les meilleurs compromis et correspondent à une capacité de 1,6 kWh et une puissance seuil de 400 kW. Pour améliorer la précision des résultats, il faudrait augmenter le nombre de points d'échantillonnage de l'espace de recherche.



### 3.4 Résolution par algorithme génétique

Le but de l'optimisation bi-objectif étant de déterminer un ensemble de solutions non dominées, les algorithmes évolutionnaires qui travaillent avec des populations de solutions sont naturellement adaptés. L'algorithme NSGA (non sorted genetic algorithm) est fondé sur le suivi d'une population de

taille réduite dont on essaie d'améliorer les compromis. Une solution est appelée « individu ». Les variables de décision sont appelées « gènes ». Chaque individu (solution) est caractérisé par ses gènes (variables de décision). A chaque génération, les individus les moins performants sont éliminés et d'autres sont générés par croisement des gènes des individus restants pour maintenir une population de taille constante.

Les principes et principales étapes sont les suivants :

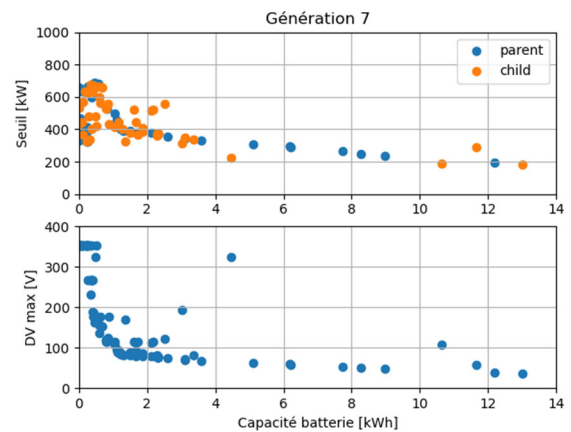
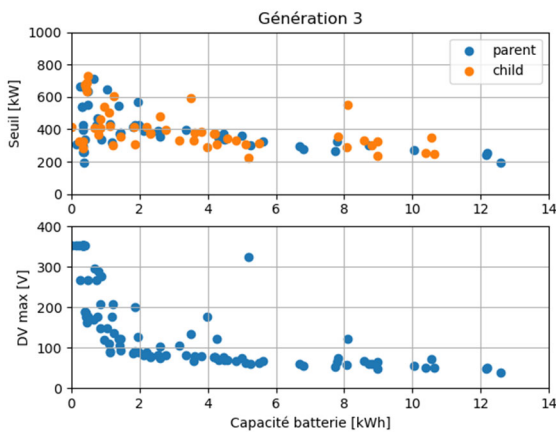
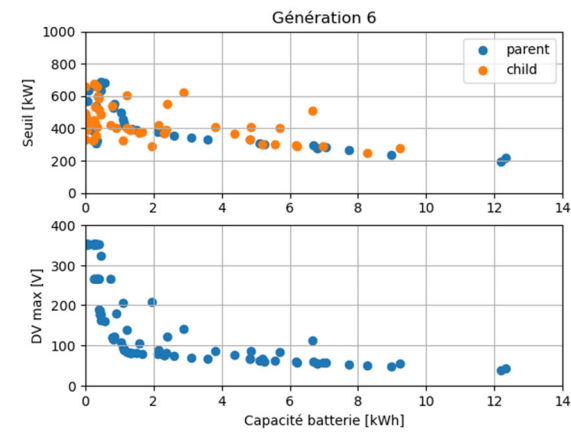
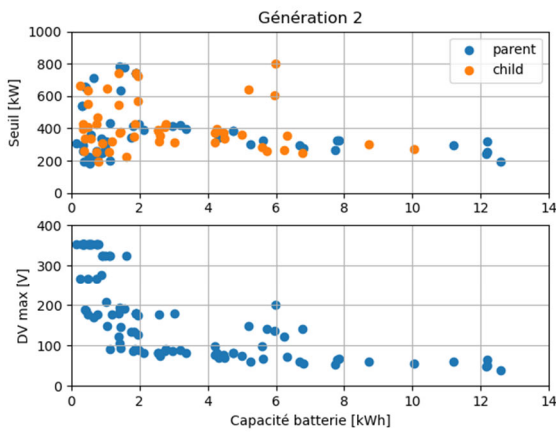
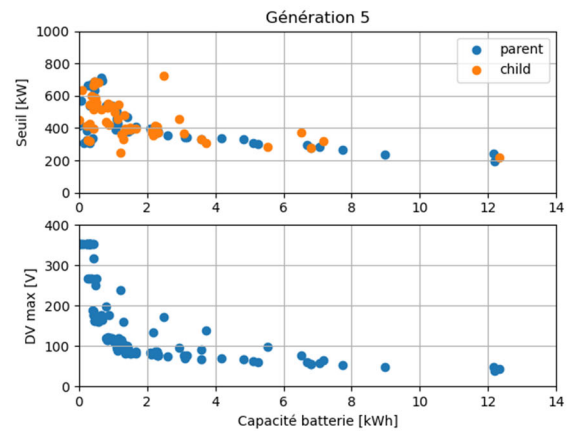
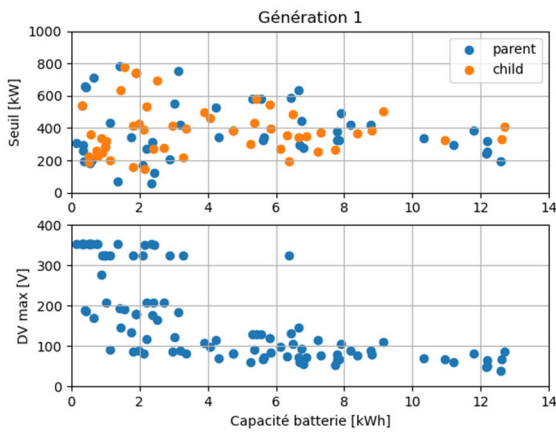
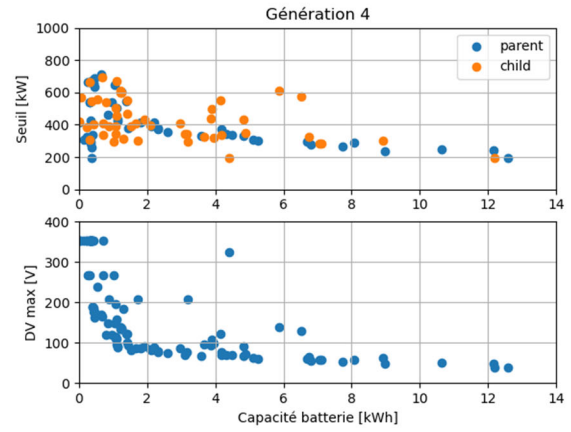
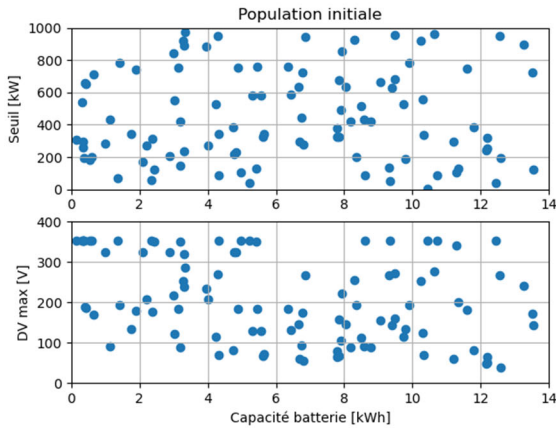
- tirage aléatoire d'une population de départ dans l'espace de recherche (50 à 100 individus, par exemple)
- A chaque génération :
  - calcul des performances de chaque individu de la population
  - calcul du rang des individus (rang 1 : solutions non-dominées, rang 2 : solutions non-dominées quand on a enlevé les solutions de rang 1, etc)
  - sélection des 50% meilleurs individus : individus de rang 1, puis de rang 2, ...+ critère de distance pour éviter d'avoir des solutions trop proches et ainsi couvrir au mieux le front de Pareto avec le nombre d'individus de la population. Le critère de distance n'est pas obligatoire dans un premier temps, mais on s'aperçoit bien vite de son utilité pour éviter les « paquets de points ».
  - création de nouveaux individus pour remplacer ceux qui ont été éliminés par croisement des individus sélectionnés et mutation de quelques uns des enfants
- A chaque génération, les performances ne peuvent que s'améliorer. La question est de savoir quand on ne peut plus améliorer les individus. En général, on travaille avec un nombre de génération choisi a priori.

Le mécanisme de croisement proposé ici est le suivant : choix aléatoire de 2 parents, puis création d'un descendant par combinaison linéaire des gènes des parents, avec un facteur de pondération aléatoire et différent pour chaque gène, compris entre -0,1 et 1,1 pour avoir la possibilité d'explorer un peu en dehors de l'intervalle défini par les parents. Vous pouvez proposer d'autres façon de faire des croisements en ayant en tête qu'il faut à la fois conserver les bonnes caractéristiques et introduire de la diversité. Le but ici n'est pas de trouver LE meilleur opérateur, mais de comprendre le principe de l'algorithme. Le croisement comportant une part non négligeable d'aléa, il ne paraît pas nécessaire dans un premier temps de faire de la mutation.

Les figures ci-dessous montrent des résultats obtenus avec une population initiale de 100 individus. Elles illustrent l'évolution de la population dans l'espace de recherche (figure du haut) et dans l'espace des objectifs (figure du bas). A la génération 7, après 450 évaluations du modèle, on a une meilleure représentation du front de Pareto qu'avec 1000 évaluations par Monte Carlo.

Il faut garder en tête le fort caractère stochastique de la méthode, qui nécessite en pratique de lancer plusieurs fois l'algorithme pour en affiner les résultats (on parle de runs).

Ces résultats concluent ce complément de sujet. A vos crayons et claviers...



## **4 – EVALUATION**

### **4.1 Travail a rendre le 10 janvier 2025**

- Code
- Notebook ou rapport présentant les essais réalisés et les résultats obtenus

### **4.2 Ecrit le 16 janvier 2025**

Le programme de l'ER sur le projet comprend deux axes :

- le système lui-même,
- plus généralement la problématique de l'optimisation bi-objectif (notion de dominance) et sa résolution par algorithme génétique.

Le sujet pourrait comporter une partie orientée sur le système et ce que vous avez fait dans le projet, et une partie où mettre en œuvre les concepts sur un exemple simple.