OPTIMISATION AVRIL 2024

# Stratégies optimales des véhicules électriques basées sur des systèmes de récupération d'énergie

Wei Teng, Nan Lin, Yuang Ding, Qingyue Deng, Ke Ma, Bingru Wang

Résumé—En tant que mode de transport efficace, les véhicules électriques avec des systèmes de récupération d'énergie gagnent en popularité dans le domaine compétitif. Ainsi, notre article présente des stratégies optimales visant à améliorer leur performance lors de courses de vitesse. L'objectif est de minimiser le temps utilisé en cas de pistes différents : le terrain plat, la rampe et le groupe de deux collines. Pour cela, nous proposons un modèle de contrôle optimal basé sur Pontryagin's Minimum Principle (PMP). Ce modèle prend en compte les forces de résistance et fournit un algorithme qui optimise la répartition de la vitesse en contrôlant la puissance de sortie u. Les résultats numériques obtenus à l'aide de ce modèle démontrent que cette stratégie de contrôle optimal permet aux véhicules électriques de rivaliser efficacement sur les trois types de pistes, améliorant ainsi leur performance tout en réduisant leur impact environnemental. Notre code de Python est disponible sur Github. 1

*Mots clés*—Méthodes d'optimisation, Stratégies de contrôle, Véhicules électriques, Systèmes de récupération d'énergie au freinage, Courses de vitesse, PMP

### I. INTRODUCTION

VEC une attention croissante portée aux énergies propres et à la mobilité durable, les véhicules électriques émergent rapidement en tant que mode de transport respectueux de l'environnement et efficace. Dans cette tendance ascendante, les courses de voitures électriques gagnent en popularité en tant que nouveau domaine compétitif. Comparées aux véhicules à moteur à combustion interne traditionnels, les voitures électriques présentent des avantages uniques dans leurs systèmes de propulsion et leur utilisation de l'énergie, grâce notamment aux systèmes de récupération d'énergie au freinage (BERS/RBS), prolongeant ainsi l'autonomie des véhicules. Cependant, maximiser ces avantages pour obtenir des performances optimales reste un défi lors des courses de vitesse.

Le système de récupération d'énergie au freinage des voitures électriques [1] est une technologie courante visant à améliorer l'efficacité énergétique de ces véhicules. Lorsque les voitures électriques freinent, le système de freinage convertit l'énergie cinétique générée par l'inertie des roues en énergie électrique, puis la stocke dans la batterie. Ainsi, l'énergie produite lors du ralentissement et de l'arrêt du véhicule n'est pas gaspillée mais récupérée pour recharger la batterie, prolongeant ainsi la distance parcourue par le véhicule.

Les courses de voitures électriques, en tant que discipline sportive extrêmement exigeante, comprennent généralement diverses épreuves telles que des épreuves d'accélération, de montée, de virages, etc., chacune imposant des exigences différentes en termes de performances des véhicules. Cela nécessite que les voitures électriques atteignent leur meilleur niveau dans chaque épreuve, avec une répartition optimale de la puissance par le pilote, c'est-à-dire en accélérant et en freinant au moment opportun.

Le système de récupération d'énergie au freinage, en tant que caractéristique clé des voitures électriques, offre une opportunité unique de récupérer l'énergie pendant les phases de ralentissement et de freinage, améliorant ainsi l'autonomie et les performances globales des véhicules. Par conséquent, en optimisant la répartition de la puissance du système de récupération d'énergie au freinage, nous pouvons améliorer davantage la compétitivité des voitures électriques dans les courses de vitesse et stimuler le développement de la technologie des voitures électriques.



FIGURE 1 – Véhicule électrique

Ce document présentera le contexte et l'importance des courses de voitures électriques, discutera des modèles de puissance critique existants et proposera une solution d'optimisation de la répartition de la puissance des voitures électriques sur les circuits de course. Nous croyons que cette recherche apportera de nouvelles perspectives et méthodes pour les stratégies de compétition dans les courses de voitures électriques et contribuera à l'avancement et à l'application de la technologie des voitures électriques.

# II. Préparation du modèle

# A. Hypothèses et explications

- Nous ne prenons pas en compte les changements de vitesse causés par les virages, et supposons que l'interrupteur d'alimentation se fait immédiatement.
- Nous supposons que toutes les variables changent continuellement, à l'exception de la puissance.

1. https://github.com/Languisher/Optimization-Projet-202403

#### B. Notations

Symbole	Symbole Description		Description		
	3		1		
W énergie totale		$P_{con}$	puissance consommée		
$P_{rec}$	puissance récupérée	PC	puissance critique		
VC	vitesse critique	$\rho$	densité de l'air		
$C_d$	coefficient de résistance	A	surface de stress		
$\mu$	coefficient de la friction	T	moment de torsion		
$\omega$	vitesse angulaire	v	vitesse		
u	puissance du moteur	s	distance		
$\theta$	Inclinaison de la pente	r	rayon du pneu		
b	b puissance alimentée		vecteur d'état		

TABLE I - Notations

#### C. Introduction du méthode

1) Dynamique Contrôlée: Considérons une \*équation différentielle ordinaire (EDO)\* comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t)) & t > 0 \\ x(0) = x_0 \end{cases}$$
 (1)

L'inconnue est la "courbe" de l'évolution dynamique d'un certain "système"  $x:[0,t_f]\to\mathbb{R}^n$ , où  $t_f$  est la fin de la durée.

Maintenant, la fonction f dépend également de certains paramètres de contrôle appartenant à un ensemble  $A \subset \mathbb{R}^m$ , appelé collection de tous les contrôles admissibles. Si ces paramètres de contrôle varient dans le temps, nous considérons l'Équation Différentielle Ordinaire (EDO) suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) & t > 0 \\ x(0) = x_0 \end{cases}$$
 (2)

2) Problème de Contrôle Optimal: Nous avons besoin d'un autre ingrédient pour le Problème de Contrôle Optimal : la fonction de coût, notée J(u), qui attribue une valeur de coût à chaque contrôle admissible. Elle peut être écrite comme :

$$J(u) = \int_{t_0}^{t_f} L(t, x(t), u(t)) dt + \phi(t_f, x_f(t_f))$$
 (3)

où le premier terme est le coût en cours d'exécution, ou le Lagrangien, dépendant du temps, et le deuxième terme est le coût terminal, prenant uniquement en compte l'état final.

Par exemple, si nous voulons minimiser le temps consommé par un certain système, comme une course de marathon, la fonction de coût pourrait être exprimée comme

$$J(u) = \int_{t_0}^{t_f} 1 \, dt \tag{4}$$

*3) Analyse:* Dans cette section et les sections suivantes, nous supposons que la variable de contrôle est libre et n'est limitée par aucune contrainte d'égalité ou d'inégalité.

Notre objectif est de minimiser la fonction de coût sous le système exprimé comme

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), t) \quad \Leftrightarrow \quad f(x(t), u(t), t) - \dot{x}(t) = 0 \tag{5}$$

Supposons que x est un vecteur d'état n-dimensionnel, en conséquence, nous introduisons un vecteur de Lagrange n-

dimensionnel 
$$\lambda(t)=\begin{bmatrix}\lambda_1(t)\\ \vdots\\ \lambda_n(t)\end{bmatrix}$$
 pour obtenir la fonctionnelle

augmentée  $J_{\text{aug}}$ 

$$J_{\text{aug}} = \phi(x(t_f), t_f) + \int_{t_0}^{t_f} \left( L(x(t), u(t), t) + \lambda^T(t) [f(x(t), u(t), t) - \dot{x}(t)] \right) dt$$
(6)

En introduisant une fonction auxiliaire également appelée fonction de Hamilton définie comme

$$H(x, u, \lambda, t) \stackrel{\text{def}}{=} L(x, u, t) + \lambda^{T} f(x, u, t)$$
 (7)

La formule ci-dessus peut être écrite comme

$$J_{\text{aug}} = \phi(x(t_f), t_f) + \int_{t_0}^{t_f} \left( H(x, u, \lambda, t) - \lambda^T \dot{x} \right) dt \qquad (8)$$

À partir de l'Équation d'Euler-Lagrange de la fonctionnelle  $J_{\text{aug}}$ , nous pouvons obtenir les conditions nécessaires pour le problème optimal sans contrainte :

$$\lambda(t_f) = \frac{\partial \phi}{\partial x(t_f)}, \quad \dot{\lambda} = -\frac{\partial H}{\partial x}, \quad \frac{\partial H}{\partial u} = 0$$
 (9)

Pendant ce temps, l'équation d'état du système peut être écrite sous une forme plus compacte :

$$\dot{x} = \frac{\partial H}{\partial \lambda} \tag{10}$$

- 4) Solutions: Par conséquent, la procédure pour résoudre les extrema fonctionnels contraints est divisée en cinq étapes :
  - À partir de J, dériver L et  $\phi$ .
  - Donner la fonction de Hamilton

$$H = L + \lambda^T f \tag{11}$$

- Obtenir l'expression du contrôle optimal  $u^*=u^*(x,\lambda)$  à partir de l'équation de contrôle
- Substituer  $u^*$  dans les équations canoniques, utiliser les conditions aux limites pour obtenir la trajectoire d'état optimale  $x^*$  et la trajectoire d'état adjointe  $\lambda^*$
- Substituer  $x^*$  et  $\lambda^*$  dans  $u^*$  pour obtenir le contrôle optimal.

# III. LE MODÈLE DE PUISSANCE CRITIQUE

# A. Le modèle de récupération d'énergie

Supposons que la voiture consomme de l'énergie en roulant, mais qu'elle en récupère également une partie. Cependant, lorsque la vitesse de la voiture est suffisamment élevée, l'énergie consommée est bien supérieure à l'énergie qui peut être récupérée, et l'énergie globale montre une tendance de consommation. Au contraire, lorsque la vitesse de la voiture est faible, l'énergie récupérée est supérieure à l'énergie consommée, et l'énergie globale montre une tendance à la hausse.

Entre les deux, il existe une vitesse critique (VC) et une puissance critique (PC) associée telles que la puissance consommée est égale à la puissance récupérée lorsque le

moteur ne fonctionne pas.

$$\frac{dW}{dt} = P_{rec} - P_{con} \tag{12}$$

où W est l'énergie totale et  $P_{con}>0$  et  $P_{rev}>0$  sont les énergies consumées et récupérées respectivement. Ici, nous ne prenons en compte que la puissance consommée par la résistance, et non la puissance consommée par le moteur luimême.

# B. Détermination des paramètres importants

Afin de déterminer les valeurs de PC et de VC, nous devons connaître les courbes de relation entre  $P_{con}$ ,  $P_{rec}$  et la vitesse de la voiture v.

Supposons que dans le processus de conduite d'un véhicule électrique, il existe deux résistances, la friction et la résistance à l'air [2] :

$$\begin{cases} F_r = \frac{1}{2}\rho C_d A v^2 \\ F_f = \mu m g \end{cases} \tag{13}$$

avec  $\rho$  la densité de l'air,  $C_d$  le coefficient de résistance à l'air, A la surface de stress et  $\mu$  le coefficient de la friction.

Donc la puissance consomée doit neutraliser les puissances de la résistance, c'est-à-dire,

$$P_{con} = \frac{1}{3600\eta} (\mu mg + \frac{1}{2}\rho C_d A v^2) \cdot v \tag{14}$$

avec  $\eta$  l'efficacité de la moteur.

De plus, Nous utilisons la relation entre le moment de torsion et la vitesse angulaire :

$$\begin{cases} P = T \times \omega + b \\ v = \omega \times r \end{cases}$$
 (15)

avec T le moment de torsion , r le rayon du pneu et b un constant qui représente la puissance alimentée comme par exemple des panneaux solaires.

-	m(kg)	18000	$g(m \cdot s^{-2})$	9.8	$\mu$	0.015
	$A(m^2)$	8.16	$C_d$	0.6	η	0.86

TABLE II – Paramètres

D'après le tableau ci-dessus, nous pouvons obtenir les deux courbes suivantes :

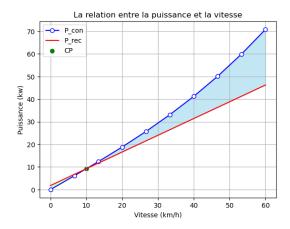


FIGURE 2 – Les puissances consommée et récupérée

Ensuite nous calculons les coordonnées de leur intersection.

$$\begin{cases}
PC = 9.27 \text{ kW} \\
VC = 10.08 \text{ km/h}
\end{cases}$$
(16)

Il faut noter que ces paramètres ne sont qu'un résultat approximatif, les paramètres plus précis doivent être obtenus par des méthodes plus sérieuses avec de nombreux expériments.

#### IV. FORMULE DE CONTRÔLE OPTIMALE

Dans cette partie, nous construisons principalement le modèle d'optimisation de la course de véhicules électriques et proposons le problème d'optimisation que nous voulons résoudre [3], [4].

Lors de la conduite d'un véhicule électrique, l'ensemble du système peut être considéré comme ayant trois états :

- La distance parcourue s
- La vitesse du véhicule v
- L'énergie totale d'un véhicule électrique W

De plus le système a une seule entrée u qui est la puissance du véhicule. Notons  $\mathbf x$  le vecteur d'état, alors nous avons la propriété suivante :

$$\dot{x} = f(x(t), u(t)) = [f_1 \ f_2 \ f_3]^T$$
 (17)

où

$$x = [s(t) \ v(t) \ W(t)]^T$$
 (18)

avec f la fonction qui relie le changement d'état avec l'état lui-même et l'entrée. Analysons ces trois grandeurs une par une et pour le permier état :

$$\frac{ds}{dt} = v \stackrel{Not}{=} f_1 \tag{19}$$

Et pour le deuxième état nous utilisons la deuxième loi de Newton sur le véhicule. Au total, nous prenons en compte trois forces : la force motrice, la friction et la résistance à l'air

$$m\frac{dv(t)}{dt} = \frac{u(t)}{v(t)} - mg(\sin(\theta) + \mu\cos(\theta)) - \frac{1}{2}\rho C_d A v(t)^2$$
 (20)

où  $\theta$  est l'inclinaison de la route, qui est positive pour un chemin montant et négative pour un chemin descendant.

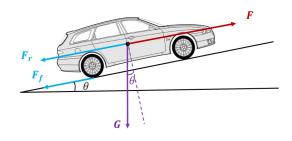


FIGURE 3 – Analyse des forces

Donc nous pouvons obtenir que :

$$\frac{dv(t)}{dt} = \frac{u(t)}{mv(t)} - g(\sin(\theta) + \mu\cos(\theta)) - \frac{1}{2m}\rho C_d A v(t)^2$$

$$\stackrel{Not}{=} f_2$$
(21)

D'après l'équation (12) nous pouvons obtenir :

$$\frac{dW}{dt} = P_{rec} - P_{con} \stackrel{Not}{=} f_3 \tag{22}$$

avec u(t) la puissance consommée par le moteur. Ensuite nous pouvons établir notre modèle d'optimisation comme :

$$\min_{u(t)} \mathbf{J} = \int_{\mathbf{t_0}}^{\mathbf{t_f}} \mathbf{dt} \tag{23}$$

avec les contraintes suivantes :

- modèle d'état :  $\dot{x} = f(x(t), u(t))$
- limite de la vitesse :  $0 \le v(t) \le v_{max}$
- limite de l'énergie totale : $0 \le W(t) \le W_{max}$
- limite de la puissance :  $0 \le u(t) \le P_{max}(w, v)$

# V. SOLUTIONS

#### A. Les conditions nécessaires

Dans cette partie nous utilisons Pontryagin's Minimum Principle (PMP) [5] pour trouver la solution optimale de ce problème. Nous voulons trouver une entrée u qui minimise la fonction hamiltonienne sans constraintes :

$$H(x(t), u(t), \lambda(t)) = L(x(t), u(t)) + \lambda^{T}(t)f$$
 (24)

où  $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3]^T$  et L est la fonction nous voulons minimiser (Dans ce cas c'est le temps). Et puis nous ajoutons des contraintes sur cette fonction.

La contrainte sur la puissance peut s'écrire comme :

$$C = u(t) - u_{max} \le 0 \tag{25}$$

Donc la fonction Hamitolnienne est sous la forme :

$$H = L + \lambda^{T}(t)f + \mu C \tag{26}$$

avec

$$\mu \begin{cases} \ge 0 & C = 0 \\ = 0 & C < 0 \end{cases}$$
 (27)

De plus, il y a des constraintes qui ne relient pas directement avec l'entrée u. On note S comme :

$$S = \begin{bmatrix} v(t) - v_{max} \\ -v(t) \\ W(t) - W_{max} \\ -W(t) \end{bmatrix} \le \vec{0}$$
 (28)

Lorsque les contraintes ne sont pas des fonctions de l'entrée de contrôle u, nous prennons des dérivées temporelles successives de S et remplaçons  $\dot{v}$  et  $\dot{w}$  par  $f_2$  et  $f_3$ , respectivement, jusqu'à ce que nous obtenions une expression qui dépend explicitement de u. Donc nous obtenons :

$$H = L + \lambda^{T}(t)f + \mu C + \eta^{T} S^{(1)}$$
 (29)

avec  $\eta = [\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4]^T$  et

$$\eta_i \begin{cases} \geq 0 & S_i^{(1)} = 0 \\ = 0 & S_i^{(1)} < 0 \end{cases} \quad for \quad i = 1, 2, 3, 4 \tag{30}$$

En outre, la relation entre les paramètres  $\lambda$  et H :

$$\dot{\lambda}^{T} = -\frac{\partial H}{\partial x} = -\frac{\partial L}{\partial x} - \lambda^{T} \frac{\partial f}{\partial x} - \mu \frac{\partial C}{\partial x} - \eta^{T} \frac{\partial S}{\partial x}$$
 (31)

Par conséquent

$$\begin{cases}
\dot{\lambda}_1 = \lambda_2 g \theta'(s) (\cos(\theta(s)) - \mu \sin(\theta(s)) \\
\dot{\lambda}_2 = -\lambda_1 + \frac{\lambda_2}{m} (\frac{u}{v^2} + C_d \rho A v) \\
\dot{\lambda}_3 = 0
\end{cases}$$
(32)

Une condition nécessaire à l'optimalité est que l'entrée de commande u, minimise le hamiltonien. Donc nous calculons la dérivée de H par rapport à u.

$$\frac{\partial H}{\partial u} = \frac{\lambda_2}{mv} - \lambda_3 + \frac{1}{mv}(\eta_1 - \eta_2) + (\eta_4 - \eta_3) + \mu \qquad (33)$$

Cas 1:  $\mu > 0$ , c'est-à-dire  $u = u_{max}$ 

Cas 2:  $\eta_1$  et  $\eta_2$  non tous nuls. C'est-à-dire  $\dot{v}=0$ , donc on note la puissance  $u_{\dot{v}=0}$ .

Cas 3:  $\eta_3$  et  $\eta_4$  non tous nuls. C'est-à-dire  $\dot{W}=0$  donc  $P_{rec}=P_{con}$  et u est maintenant égale à CP.

**Cas 4 :**  $\mu = \eta_1 = \eta_2 = \eta_3 = \eta_4 = 0$ . C'est-à-dire

$$\frac{\partial H}{\partial u} = \frac{\lambda_2}{mv} - \lambda_3 \tag{34}$$

- $\frac{\lambda_2}{mv}$   $\lambda_3$  < 0, lorsque  $u=u_{max}$ , H atteint son minimum.
- $\frac{\lambda_2}{mv} \lambda_3 > 0$ , lorsque u = 0, H atteint son minimum. —  $\frac{\lambda_2}{mv} - \lambda_3 = 0$ , pour n'importe quelle valeur de u, H
- $\frac{\lambda_2}{mv} \lambda_3 = 0$ , pour n'importe quelle valeur de u, H reste le même, donc pour simplifier la relation nous choisissons  $u_{\dot{v}=0}$ . Et d'après (10) nous pouvons obtenir :

$$u_{v=0} = mgv(t)(\sin(\theta) + \mu\cos(\theta)) - \frac{1}{2}\rho C_d A v(t)^3$$
 (35)

Compte tenu de tous les cas discutés ci-dessus, la puissance optimale ne peut prendre que des valeurs du vecteur ci-dessous :

$$\begin{bmatrix} u_{max} \\ u_{\dot{v}=0} \\ CP \\ 0 \end{bmatrix}$$
 (36)

# B. La solution numérique

Si nous divisons la distance totale en segments, chacun d'entre eux étant  $\Delta s$ , alors le temps cumulé devrait être :

$$t_{i+1} = t_i + \frac{\Delta s}{v_i} \tag{37}$$

avec le changement de vitesse :

$$v_{i+1} = v_i + \frac{\Delta s}{v_i} \dot{v} \tag{38}$$

et le changement de l'énergie totale :

$$W_{i+1} = W_i + \frac{\Delta s}{v_i} \dot{W} \tag{39}$$

Et la chose la plus importante est la fonction de temps :

$$J_N = \sum_{i=0}^{N} \frac{\Delta s_i}{v_i} \tag{40}$$

En d'autres termes, tant que nous connaissons la valeur de u à chaque instant, nous pouvons calculer la quantité de changement de vitesse et d'énergie. Avec les valeurs initiales de l'énergie et de la vitesse connues, nous pouvons déduire les valeurs de l'énergie et de la vitesse pour l'ensemble du processus. Il ne nous reste plus qu'à parcourir les différentes valeurs de u et à prendre la valeur de vous correspondant au temps total le plus court.

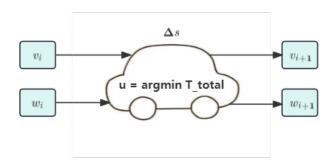


FIGURE 4 - Processus

# C. Expérimentation

Nous utilisons l'algorithme suivant pour trouver la stratégie optimale.

# Algorithm 1 Optimisation PMP.

Entrée : Les conditions de la route et du véhicule

**Sortie**:  $u_i, \Delta v_i, \Delta W_i \quad i \in \mathbb{N}^*$ 

Commencer

 $[u_1, u_2, u_3, u_4] \leftarrow \operatorname{argmin} H$ 

**Posons**  $\Delta s$ 

for i in range( $s/\Delta s$ ) do

Sélectionnons au hasard  $u_i \in [u_1, u_2, u_3, u_4]$ 

Calculer  $T_i$ 

end for

 $T_{tot} \leftarrow \mathbf{sum}(T_i)$ 

 $u \leftarrow \operatorname{argmin} T_{tot}$ 

Calculer  $^{u}\Delta v_{i}, \Delta W_{i}$ 

return  $u_i, \Delta v_i, \Delta W_i \quad i \in \mathbb{N}^*$ 

Fin

Ici, nous pouvons également utiliser la programmation dynamique pour trouver la valeur u qui minimise le temps total. Selon le principe d'optimalité de Bellman, lorsqu'un système est sur sa trajectoire optimale à partir d'un état initial à un état final, indépendamment de toute décision ou de tout état passé, devrait suivre une stratégie optimale pour le reste de la route.Sur la base de cette propriété, nous pouvons utiliser la programmation dynamique pour résoudre le problème. Mais lorsque nous avons expérimenté plusieurs fois, nous avons constaté que si nous augmentions le nombre d'expériences, le temps total convergerait toujours vers une valeur stable. C'est-à-dire que tant que nous sélectionnons u au hasard et le répétons plusieurs fois, nous pouvons également trouver u correspondant avec le temps le plus court.

Par exemple, nous choisissons une piste plate pour le démontrer.

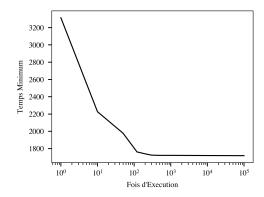


FIGURE 5 – Temps avec le nombre d'exécution

Donc nous choisissons de sélectionner la valeur de u et effectuer plusieurs fois.

Ensuite nous choississons des différentes pistes pour faire des expérimentations. Afin de refléter la justesse de notre algorithme, les pistes plats, en montée et en descente sont inclus dans notre tests.

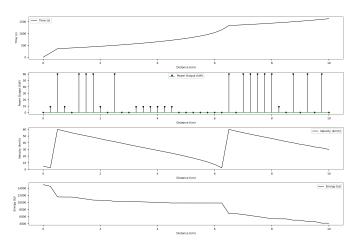


FIGURE 6 – La piste flate (40 sections)

1) la piste flate: Comme vous pouvez le voir sur le schéma, la voiture accélère jusqu'à sa vitesse maximale au début, puis ralentit pour récupérer une partie de son énergie, puis continue d'accélérer pour réduire la durée totale. Le temps totale vaut approximativement 1626 secondes.

S'il s'agit de la même piste, mais que nous augmentons la longueur de chaque section  $\Delta s$ , nous pouvons obtenir le résultat suivant :

OPTIMISATION AVRIL 2024

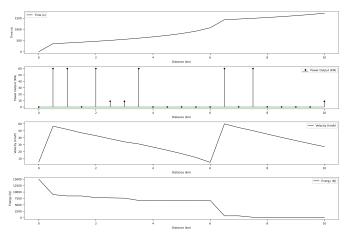


FIGURE 7 – La piste flate (20 sections)

Et nous pouvons calculer la durée totale et elle vaut 1720 secondes, qui est plus grande que le temps précédent. Ainsi, plus nous avons de sections, plus le contrôle sera précis.

2) La piste complexe: Nous avons choisi une piste plus complexe: montée, descente et montée, et le résultat est montré ci-dessous, avec le temps total final vaut 2800 secondes.

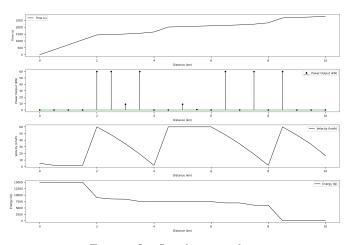


FIGURE 8 - La piste complexe

La voiture doit constamment ajuster sa vitesse pour assurer un minimum de temps.

# D. Conclusions && Travaux au futur

Sur la base du scénario que nous avons défini pour une course de rallye électrique, nous proposons une méthode d'optimisation basée sur le PMP (Pontryagin's Maximum Principle). Cette approche est conçue pour obtenir des performances optimales sur une variété de pistes différentes en calculant la stratégie d'allocation de puissance tout au long du processus. Nous avons pris en compte l'impact du système de récupération d'énergie cinétique des véhicules électriques, afin que notre travail soit plus proche de l'environnement d'exploitation d'un véritable véhicule électrique. Cela signifie que nous ne nous intéressons pas seulement à la vitesse et à la consommation d'énergie de la voiture, mais aussi à la

manière de tirer le meilleur parti du système de récupération pour optimiser les performances globales.

Les travaux futurs pourront se concentrer sur l'affinement et l'expansion de notre approche d'optimisation afin de mieux répondre aux différents types de caractéristiques des pistes et des véhicules. Voici quelques directions possibles :

- 1) Simulation de l'environnement dynamique: En tenant compte des changements environnementaux dynamiques sur la piste, tels que des facteurs tels que les conditions routières, la température de l'air et la vitesse du vent, nous pouvons développer des modèles plus complexes pour ajuster dynamiquement la stratégie d'allocation de puissance.
- 2) **Optimisation multi-objectifs**: En tenant compte des compromis entre l'autonomie des véhicules électriques, le temps de charge et les performances, plusieurs objectifs peuvent être intégrés dans le cadre d'optimisation pour obtenir une amélioration plus complète des performances.
- 3) Co-optimisation multi-véhicules : Étant donné que les courses de rallye sont souvent une course d'équipe, les travaux futurs peuvent prendre en compte la co-optimisation entre plusieurs véhicules électriques afin d'obtenir des performances optimales sur l'ensemble de la flotte.

#### RÉFÉRENCES

- Wonseok Yeo, Sungchul Jung, Seungtaik Kim, Keonho Park, Jongsun Ko A Regenerative Energy Recovery System for Electric Vehicles Charging A Battery at A Low Speed.vol.5, pp. 64-73, 2020
- [2] Jeffrey Jenkins, A closer look at energy consumption in EVs. Features, Fleets and Infrastructure Features, Tech Features. February 16, 2018.
- [3] F.Ashtiani, A.Vahidi, V.S.M.Sreedhara, R.Hutchison Optimal Pacing of a Cyclist in a Time Trial Based on Experimentally Calibrated Models of Fatigue and Recovery. Clemson Univ. July 2020.
- [4] S. A. Fayazi, N. Wan, S. Lucich, A. Vahidi, and G. Mocko, Optimal pacing in a cycling time-trial considering cyclist's fatigue dynamics American Control Conference (ACC), 2013. IEEE, 2013, pp. 6442 6447.
- [5] Namwook Kim, Sukwon Cha, and Huei Peng, Optimal Control of Hybrid Electric Vehicles Based on Pontryagin's Minimum Principle IEEE transactions on control systems technology, vol.19, NO.5, September 2011.