

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière Électronique
Spécialité Électronique des Systèmes Embarqués

Présenté par :

Diourté Ousseynou

&

Kalafat Amire

RECONNAISSANCE DES DIFFERENTS TYPES DE CYCLE DE CONDUITE DANS LES VEHICULES HYBRIDES

Encadré par : Mme. BOUGHERIRA HAMIDA

Mr. TOUFIK AZIB

Année Universitaire 2019-2020

Remerciements

Tout d'abord merci au bon Dieu le tout puissant, de nous avoir donné la force, la patience et la volonté pour réaliser ce travail dans des meilleures circonstances et en bon état.

Nous tenons à remercier tout particulièrement Monsieur AZIB toufik et Madame BOUGHERIRA hamida pour leurs aides et leurs conseils avisés, tout au long de ce travail.

Nos remerciements vont aussi au président du jury et aux membres du jury examinateurs qui nous fait l'honneur de participer au jury de ce travail.

Et enfin nous remercions l'ensemble, enseignants et collègues de notre promotion, qui nous ont aidé à réaliser ce modeste travail.

Je tiens à dédier ce mémoire :

*A mon cher **Père** et à ma très chère **Mère**, en témoignage et en gratitude de leurs dévouements, de leurs soutiens permanents durant toutes mes années d'études, leurs sacrifices illimités, leurs réconforts moraux, eux qui ont consenti tant d'effort pour mon éducation, mon instruction et pour me voir atteindre ce but, pour tout cela et pour ce qui ne peut être dit, mes affections sans limites.*

- *A mes chers frères : Adama, Alhassane, Mohamed, Yaya*
- *Ames chères amis : Issa, Maïga*
- *A mon chère Ami et binôme **Kalafat** pour tous les moments de joie et de peine qu'on a passés ensemble et à sa famille.*
- *A nos encadreurs qui nous ont soutenus pendant tout le long de notre travail*
- *A tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à ce travail*

Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien infailible,

Merci d'être toujours là pour moi.

Diourté Ousseynou

Je tiens à dédier ce mémoire :

*Aux Chers parents, mon **Père** et ma **Mère** de leurs soutien permanent durant toutes mes années d'études avec leurs encouragements, leur motivation et leurs sacrifices afin d'exceller dans mes études.*

- *A mes chères frères et sœurs : **Anisse, Nawel, Salim.***
- *A mes chères amis : **Oussama, Abderahmen, Abdewaheb.***
- *A mon chère ami et mon binôme : **Ousseynou** Pour tous les souvenirs que nous avons eu.*
- *A nos encadreurs qui nous ont soutenus pendant tout le long de notre travail*
- *A tous nos enseignants*

En fin de compte, je vous souhaite à tous un bon et durable bonheur.

Kalafat Amire

ملخص:

تؤثر دورات القيادة بشكل كبير على الاقتصاد في استهلاك الوقود ، خاصة في السيارات الكهربائية الهجينة. الهدف من هذه الدراسة هو تطوير طريقة لتحديد نوع دورة القيادة بدقة أفضل ووقت أقل لأخذ العينات من خوارزميات التعرف على دورة القيادة الأخرى. يتم إنشاء خوارزمية التعرف على دورة القيادة بناءً على تعليم الشبكة العصبية ، ويتم تدريبها من خلال أربع دورات القيادة ، يتم الحصول عليها من خلال طريقتين للتقسيم ، ثم يتم اختبارها بواسطة دورة القيادة التي تم إنشاؤها بواسطة Matlab Simulink أن دقة التعرف على دورة القيادة جيدة جدا.

كلمات المفاتيح: التعرف على دورات القيادة، السيارة الكهربائية الهجينة، شبكة عصبية

Résumé :

Les cycles de conduite influencent grandement l'économie de carburant, en particulier dans les véhicules électriques hybrides. Le but de cette étude est de développer une méthode pour identifier le type de cycle de conduite avec une meilleure précision et moins temps d'échantillonnage que d'autres algorithmes de reconnaissance de cycle de conduite. Un algorithme de reconnaissance du cycle de conduite basé sur l'apprentissage du réseau neuronal de quantification vectorielle est créé, entraîné par quatre cycles de conduite représentatifs, obtenus par deux méthodes de partitionnement, puis tester par un cycle de conduite généré par Matlab Simulink. Le résultat de la simulation montre que la précision de la reconnaissance du cycle de conduite est très bonne.

Mots clés : VEH ; reconnaissance des cycles de conduite ; réseau neuronal LVQ.

Abstract :

Driving cycles greatly influence fuel economy, especially in hybrid electric vehicles. The aim of this study is to develop a method to identify the type of drive cycle with better accuracy and less sampling time than other drive cycle recognition algorithms. A driving cycle recognition algorithm based on the learning of the vector quantization neural network is created, trained by four representative driving cycles, obtained by two partitioning methods, then tested by a driving cycle generated by Matlab Simulink. The result of the simulation shows that the accuracy of the driving cycle recognition is very good.

Keywords : HEV ; recognition of driving cycles ; LVQ neural network.

Listes des acronymes et abréviations

AC Courant Alternatif

ADP Adaptive Dynamic Programming (Programmation dynamique adaptative)

ANOVA Analyse de la variance

ANCOVA Analyse de la covariance

CVT Continuously Variable Transmission

CSP Consommation Spécifique de Carburant

CAH Classification ascendante hiérarchique

CCA Analyse canonique des correspondances

DC Direct Current

DP Programmation Dynamique

DCR Reconnaissance du Cycle de Conduite

EMS Energy Management Strategy

ECMS Equivalent cost minimization strategy (Stratégie de minimisation des consommations équivalente)

ECE Commission Economique pour l'Europe

EUDC Conduite Extra-Urbaine Européenne

ETC Cycle Transitoire Européen

FT Forte Tension

FTP72 Procédure d'essai fédérale 72, États-Unis

GPL Gaz de Pétrole Liquéfié

HP Haute densité de Puissance

HE Haute densité d'Energie

HWFET Cycle d'essai de consommation de carburant sur route de l'EPA

IBGT Transistor Bipolaire à Grille Isolé

IE intelligent control Machine Learning

JE05 Cycle japonais 05

LTE-IFSTTAR Laboratoire de Transport et Environnement de l'institut français des sciences et technologies des transport de l'aménagement et des réseaux

LVQ Réseau neuronal de quantification vectorielle d'apprentissage

MLI Modulation de Largeurs d'Impulsion

MPC Model Predictive Control (Contrôle prédictif du modèle)

MFA Analyse factorielle multiple

NYCC Cycle de la ville de New York

l'OOL Optimum Operating Line

PPAC Puissance de la Pile A Combustible

PAC Piles A Combustible

PMP Pontryagin's Minimum Principle (Principe minimum de Pontryagin)

RC Robust Control (Contrôle robuste)

RDA Analyse de redondance

SC03 procédure de test fédérale supplémentaire

UHP Ultra Haute Puissance

UCVH Unité de Contrôle de Véhicule Hybride

US06 Cycles américains 06

UDSS Horaire de conduite du dynamomètre urbain

VEH Véhicule Electrique Hybride

WLTP Procédure d'essai mondiale harmonisée pour les voitures particulières et véhicules utilitaires légers

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE	1
<u>CHAPITRE 1</u>	
TECHNOLOGIE AUTOMOBILE	
I INTRODUCTION.....	4
II HISTORIQUE.....	4
III CHAINE DE TRACTION D’UN VEHICULE ELECTRIQUE.....	5
IV CHAINE DE TRACTION HYBRIDE.....	6
IV-1 Véhicule hybride thermique électrique.....	6
IV-1-1 Architecture série.....	6
IV-1-2 Architecture parallèle.....	7
IV-1-3 Architecture combinée.....	8
IV-1-4 Comparaison des différentes architectures.....	8
IV-1-5 Classification des véhicules hybrides.....	9
IV-2 Véhicule hybride tout électrique.....	10
IV-2-1 Hybridation des piles à combustible (PAC).....	10
IV-2-2 Hybridation des batteries.....	12
V ELEMENTS COMPOSANTS LES CHAINES DE TRACTION.....	13
V-1 Source d’énergie.....	13
V-1-1 Batterie	13
V-1-2 Supercondensateur.....	14
V-1-3 Pile à combustible.....	15
V-2 Moteur de propulsion.....	16
V-2-1 Moteur thermique.....	16
V-2-2 Moteur électrique	17
V-3 Convertisseur statiques.....	18
V-3-1 Onduleur	18
V-3-2 Hacheur.....	18
V-3-2 Redresseur.....	18
V-4 Transmission mécanique.....	19

VI GESTION D'ENERGIE DANS LES VEHICULES HYBRIDES.....	20
VI-1 Classification des stratégies de gestions.....	21
VI-2 Minimisation de la consommation équivalent (ECMS).....	22
VI-2-1 Principe.....	22
VII CYCLES DE CONDUITE.....	25
VIII RESUME.....	26
IX CONCLUSION.....	27

CHAPITRE 2

DEVELOPPEMENT D'UN ALGORITHME NEUROMORPHIQUE DE RECONNAISSANCE DES CYCLES DE CONDUITE D'UN VEH

I INTRODUCTION.....	29
II FLOT DE CONCEPTION DE L'ALGORITHME DE RECONNAISSANCE DES CYCLES.....	29
III SELECTION DES CYCLES DE CONDUITE ET DES VARIABLES CARACTERISTIQUES..	30
III-1 Cycles de conduite considéré.....	31
III-2 Principe de la reconnaissance des cycles de conduites.....	32
III-3 Choix des variables.....	32
IV CLASSIFICATION ASCENDANTE HIERARCHIQUE (CAH).....	34
IV-1 Principe de la CAH.....	34
IV-2 Qualité de partitionnement.....	34
IV-3 Techniques de mesure de dissimilarité interclasses.....	36
IV-4 Résultats pour la classification Ascendante Hiérarchique dans XLSTAT.....	38
V K-MEANS.....	39
V-1 Principe.....	39
V-2 Choix du nombre de clusters.....	40
V-3 Résultats pour la classification par K-means dans XLSTAT.....	40
VI ALGORITHME DE RECONNAISSANCE DES CYCLES PAR RESEAU NEURONAL LVQ..	41
VI-1 Principe.....	41
VI-2 Algorithme d'apprentissage du réseau.....	42
VI-3 Réseau de neurones LVQ pour la reconnaissance des cycles.....	43
VII CONCLUSION.....	45

CHAPITRE 3

IMPLEMENTATION ET RESULTATS

I INTRODUCTION.....	47
II ENVIRONNEMENT DE TRAVAIL.....	47
II-1 XLSTAT.....	47
II-2 Matlab.....	48
III IMPLEMENTATION.....	50
III-1 Classification des cycles de conduite.....	50
III-1-1 Base de données.....	52
III-1-2 Classification ascendante hiérarchique.....	54
a Qualité du partitionnement.....	55
b Résultats de la CAH.....	56
III-1-3 Classification K-means.....	62
a Qualité du partitionnement.....	63
b Résultats des K-means.....	64
III-1-4-Evaluation et choix des cycles les plus représentatifs.....	68
III-2 Reconnaissance des cycles de conduite.....	69
III-2-1 Base d'apprentissage du réseau LVQ.....	69
III-2-2 Formation et test du réseau de neurones LVQ.....	70
III-2-3 Résultats de la reconnaissance des cycles de conduite.....	75
IV DISCUSSION.....	78
V CONCLUSION.....	79
CONCLUSION GENERALE.....	80

Liste des figures

CHAPITRE I

Figure I-1 Voiture électrique « La Jamais contente »

Figure I-2 Voiture hybride « La Semper Vivus »

Figure I-3 Structure d'une voiture électrique

Figure I-4 Schéma de principe de l'architecture série

Figure I-5 Schéma de principe de l'architecture parallèle

Figure I-6 Schéma de principe de l'architecture combinée

Figure I-7 Principe d'hybridation des sources de stockage hybrides

Figure I-8 Principe d'hybridation PAC/ Source de puissance

Figure I-9 Hybridation a) PAC/Batterie ; b) PAC/ Supercondensateur ; c) PAC/Batterie/Supercondensateur

Figure I-10 Principe d'hybridation Batterie / Source de puissance

Figure I-11 Hybridation Batterie / Supercondensateur

Figure I-12 Fonctionnement d'une batterie

Figure I-13 Fonctionnement d'un supercondensateur

Figure I-14 Fonctionnement de la pile combustible

Figure I-15 Fonctionnement d'un moteur thermique à quatre temps

Figure I-16 Fonctionnement du moteur synchrone à aimants permanents

Figure I-17 Cartographie du moteur thermique - l'alignement des points noirs matérialise

l'OOL

Figure I-18 Organigramme de la gestion énergétique

Figure I-19 Classification des stratégies de gestions d'énergie

Figure I-20 Décharge de la batterie

Figure I-21 Recharge de la batterie

CHAPITRE II

Figure II-1 Etapes de conception de l'algorithme de reconnaissance des cycles

Figure II-2 Principe de l'algorithme de reconnaissance

Figure II-3 Principe de la CAH

Figure II-4 Variance intra et inter-classes

Figure II-5 Saut minimum

Figure II-6 Saut maximum

Figure II-7 Illustration de l'algorithme k-means

Figure II-8 Méthode du coude montrant le K optimal

Figure II-9-a Topologie du réseau neuronal LVQ

Figure II-9-b Topologie du réseau LVQ pour la reconnaissance des cycles de conduite

Figure II-10 Principe d'apprentissage

Figure II-11 Modèle de la reconnaissance du cycle de conduite

CHAPITRE III

Figure III-1 l'interface graphique du cloud XLSTAT

Figure III-2 L'interface graphique de Matlab

Figure III-3 Matlab Neural Network Toolbox

Figure III-4 Matlab Simulink

Figure III-5 Organigramme de la CAH

Figure III-6 Organigramme des K-means

Figure III-7 (a,b,c) Etapes de configuration de la CAH dans XLSTAT

Figure III-8 Diagramme de niveaux

Figure III-9 Dendrogramme

Figure III-10 (a,b,c) Etapes de configuration des K-means dans XLSTAT

Figure III-11 Variabilité intra-classe en fonction du nombre de classe

Figure III-12 a) NYCC ; b) MODEM Hyzem road_total ; c) HWFET ; d) Artémis motorway 130

Figure III-13 Division des cycles de conduites

Figure III-14 a) Résultat de l'entraînement du réseau LVQ ; b) Processus d'apprentissage ; c) Tableau de matrice des vecteur poids finaux ($\alpha=0.01$, epochs=150)

Figure III-15 a) Résultat de l'entraînement du réseau LVQ ; b) Processus d'apprentissage ; c) Tableau de matrice des vecteur poids finaux ($\alpha=0.001$, epochs=300)

Figure III-16 a) Résultat de l'entraînement du réseau LVQ ; b) Processus d'apprentissage ; c) Tableau de matrice des vecteur poids finaux ($\alpha=0.001$, epochs=500)

Figure III-17 Cycle de conduite WLT_class_3

Figure III-18 Résultat de la reconnaissance des différents types de conduite

Liste des tableaux

CHAPITRE I

Tableau I-1 Comparaison des différentes architectures

Tableau I-2 Cycle européen NEDC

Tableau I-3 Cycles européen ARTEMIS

Tableau I-4 Cycle américain FTP-75 (Federal Test Procedure)

Tableau I-5 Cycle américain HWFET

Tableau I-6 Avantages et inconvénient des familles de stratégie

CHAPITRE II

Tableau II-1 Liste de certains cycles de conduite

Tableau II-2 Liste de 50 paramètres utilisés pour caractériser les cycles

Tableau II-3 Paramètres caractéristiques retenus

CHAPITRE III

Tableau III-1 (a,b,c) Base de données des 24 cycles de conduite

Tableau III-2 Décomposition de la variance

Tableau III-3 Statistiques descriptives

Tableau III-4 Statistiques des nœuds

Tableau III-5 Barycentres des classes

Tableau III-6 Distance entre les barycentres

Tableau III-7 Objets centraux

Tableau III-8 Distances entre les objets centraux

Tableau III-9 Informations caractéristiques des différentes classes

Tableau III-10 Evolution des variances

Tableau III-11 Bilan de l'optimisation

Tableau III-12 Variance inter et intra classes

Tableau III-13 Coordonnées des barycentres

Tableau III-14 Distance entre les barycentres

Tableau III-15 Objets centraux

Tableau III-16 Distance entre les objets centraux

Tableau III-17 Informations caractéristiques des différentes classes

Tableau III-18 Base de données d'entraînement du réseau LVQ

Tableau III-19 Détection de précision du réseau neuronal LVQ

Tableau III-20 Types de conduite reconnus

Introduction générale

Le véhicule automobile est un des moyens de locomotion le plus répandu. De manière générale, celui-ci est composé d'une structure sur laquelle est installé un groupe moto propulseur. Ce dernier se compose d'un moteur qui produit l'énergie mécanique nécessaire. Le moteur le plus connu est celui à combustion interne ou plus communément appelé moteur thermique. Il utilise comme source d'énergie de l'essence, de l'alcool ou voire un gaz. Malgré un rendement médiocre, l'intérêt de cette solution réside dans l'autonomie liée à l'énergie massique élevée du carburant et sa facilité pour le stockage. Ces moteurs sont mis en défaut pour leurs émissions de gaz à effet de serre et de particules néfastes pour la santé, ainsi que l'utilisation d'énergies fossiles vouées à se raréfier dans les décennies à venir. La pollution engendrée par les moteurs thermiques réduit la qualité de l'air, surtout dans les grandes villes où la concentration de véhicules peut être très importante. Une alternative pour diminuer la pollution produite localement par les moteurs thermiques est l'utilisation de véhicules électrique et hybride (VEH).

Avec l'évolution du monde, le véhicule hybride est devenu une solution incontournable dans le monde du transport qui assure une réduction considérable des polluants, par rapport aux véhicules conventionnels. Un véhicule hybride étant un véhicule faisant appel à deux types d'énergies embarqués pour se mouvoir, dont l'architecture la plus répandue associe un moteur électrique à un moteur à combustion, nécessite obligatoirement une stratégie de gestion du flux énergétique, assurant une réduction de la consommation de carburant [34]. Ces sources énergétiques doivent alimenter la charge suivant ses besoins en respectant les différentes contraintes liées au fonctionnement des sources (production, puissance maximale, rendement, pertes énergétiques) et des éléments de stockage (état de charge, dynamique, vieillissement). Cette gestion d'énergie s'exécute par l'intermédiaire de l'électronique de puissance qui assure la répartition des flux entre les sources, les éléments de stockage et la charge. Plusieurs études ont montré que ces stratégies de gestion énergétique combinées à un algorithme de reconnaissance de cycle de conduite, donnaient de meilleurs résultats en matière de réduction de la consommation de carburant [21], [22], [23].

Les différents capteurs dont dispose le VEH au niveau de la chaîne de traction, sont utilisés pour recueillir des informations sur les conditions de roulages du véhicule : vitesse, accélération, niveau de charge, ou décharge des batteries, moteur en activité, source d'énergie, etc... L'analyse de ces informations permet de déterminer le cycle de conduite en cours, afin qu'un basculement d'une source vers une autre soit effectué, en vue d'optimiser la consommation d'énergie. Le but de notre travail est précisément l'élaboration d'un algorithme de reconnaissance des cycles de conduite, à partir des paramètres caractéristiques des cycles.

Nous commençons par l'état de l'art sur l'électrification des chaînes de traction automobile et plus particulièrement les stratégies de gestion d'énergie en temps réel afin de comprendre la problématique liée à la connaissance des conditions de roulage. Ensuite nous abordons la classification des modes ou cycles de conduite en utilisant, sous XLSTAT, deux méthodes de classification : la classification ascendante hiérarchique (CAH) et la méthode des K-means.

Environ 256 les cycles de conduites internationaux standards existent, et présentent de nombreuses similarités. Leurs classifications en quatre classes permettra de faire le choix des cycles de conduites les plus représentatifs des différentes conditions de roulage à savoir : urbain, suburbain, route principale et autoroute, qui serviront de base d'entraînement pour notre algorithme de reconnaissance, réduisant ainsi le temps de calcul.

Disposant de plusieurs paramètres concernant le fonctionnement du véhicule, une étude doit être réalisée dans le but de réduire le nombre de paramètre à prendre en compte, afin d'assurer une convergence rapide de l'algorithme de reconnaissance. Nous nous attelons par la suite au développement d'un algorithme, neuromorphique à quantification vectorielle, de reconnaissance des cycles de conduite sous Matlab.

Afin d'exposer notre travail, nous organisons notre mémoire comme suit :

Le premier chapitre est consacré sur l'histoire et l'évolution des véhicules hybrides, des différentes hybridations rencontrées dans les chaînes de tractions des véhicules hybrides, des différents composant les constituants, et de leurs stratégies de gestion. Cet aperçu nous renseignera sur l'importance des stratégies de gestion énergétique dans les véhicules hybrides et l'indispensabilité de la reconnaissance des cycles de conduites pour assurer de bons résultats.

Le deuxième chapitre est essentiellement basé sur les étapes de conception d'un algorithme de reconnaissance, à savoir le principe des méthodes de classification qui assureront la sélection des cycles de conduites les plus représentatifs parmi plusieurs cycles de conduites répertoriés, le choix des paramètres caractéristiques pour la reconnaissance, le principe de la méthode et de l'algorithme de reconnaissance des cycles de conduite.

Dans le troisième chapitre est réalisé l'implémentation de l'algorithme de reconnaissance grâce à XLSTAT et Matlab. Les résultats y sont discutés pour déterminer la performance de l'algorithme de reconnaissance

CHAPITRE 1

TECHNOLOGIE AUTOMOBILE

I- Introduction :

Dans ce chapitre, une introduction générale est réalisée concernant l'historique, et les différentes architectures rencontrées dans véhicules électriques hybrides. Par la suite une description des différents composants les constituants est décrite. Une étude est réalisée sur la classification des différentes stratégies de gestion énergétique, et dans le but de démontrer l'indispensabilité de la reconnaissance des cycles de conduite, une des stratégies est développée plus en profondeur. Ce chapitre permettra de comprendre la problématique liée à la reconnaissance des cycles de conduite afin d'assurer une bonne stratégie de gestion assurant des réductions de carburant considérable.

II- Historique :

La naissance puis le développement de la motorisation électrique et hybride remontent aux débuts de l'automobile où les essais sur ce type de propulsion se sont avérés très prometteurs. Déjà en 1899, le record de vitesse a été atteint par une voiture électrique (105,8 km/h), baptisée « La Jamais contente » [1] (figure I-1). Cette voiture était alors équipée de deux moteurs de 25 kW, et alimentée par des batteries au plomb pour une autonomie totale de 85 km. Puis, fut mise au point la première voiture hybride associant une motorisation électrique et thermique dénommée « La SemperVivus » [1] (figure I-2) qui utilisait un moteur électrique sur chacune des roues et dont la batterie est rechargée par une dynamo, elle-même alimentée par un moteur thermique. Malgré ces innovations majeures et leur potentiel technologique évident, ces premières voitures utilisant ce type de propulsion furent très vite délaissées et ne purent rivaliser avec les voitures à moteur thermique en raison de leur faible autonomie, de leur masse et de leur coût, alors qu'émergeait une nouvelle source d'énergie abordable, disponible et répandue, qui favorisa durablement la motorisation thermique.



Les efforts de recherche/développement se concentrèrent alors sur ce type de motorisation, d'autant plus que l'impact sur l'environnement des émanations polluantes générées par la combustion des hydrocarbures n'était pas, à l'époque, une préoccupation prioritaire comme elle allait le devenir à l'échelle mondiale des années plus tard, c'est dans ce cadre que l'effort de recherche sur des motorisations moins nocives est devenu nécessaire pour reproduire, ce que l'esprit inventif de l'homme avait créé dès l'aube de l'automobile : la propulsion par l'énergie électrique et la propulsion hybride à plusieurs sources d'alimentation de puissance. C'est ainsi qu'apparaît, à la fin des années 1980, une nouvelle génération de batteries plus performantes, de composants électroniques, de matériaux composites allégeant les véhicules et de techniques de gestion de la consommation de l'énergie, ce qui allait donner une impulsion dynamique à cette tendance au point où l'on prévoit de passer à une échelle industrielle, à l'instar de Toyota qui fait figure de précurseur dans ce domaine.

III- Chaîne de traction d'un véhicule électrique :

La chaîne de traction d'un véhicule électrique est l'ensemble des éléments, depuis la source d'énergie jusqu'à la transmission mécanique, qui assurent la fourniture d'une puissance mécanique capable de mouvoir le véhicule.

La configuration classique d'une chaîne de traction électrique repose sur la commande d'une machine à courant continu ou à courant alternatif. En ce qui concerne la traction, une consigne de couple est appliquée. La chaîne doit comporter une source d'énergie, un ou des convertisseurs d'énergie, et une ou des machines électriques, associées à une électronique de calcul et d'instrumentation. La machine à courant continu est la plus utilisée dans les chaînes de traction électrifiées de par sa facilité de commande [1]. Hélas, ses rapports poids/puissance et poids/volume ne sont pas très intéressants, sa plage de vitesse n'est pas très étendue et l'usure introduite par les balais ont conduit les différents constructeurs automobiles à se diriger vers des motorisations basées sur des machines alternatives. Dans ces conditions, le moteur électrique travaille avec un rendement optimal et une pollution minimale, en outre le réglage électrique de vitesse est beaucoup plus souple, il permet, entre autres, une grande plage de réglage de vitesse sans embrayage ni boîte de vitesses ainsi qu'un anti-patinage efficace.

Un véhicule électrique possède un châssis spécifique dans lequel est logée une batterie de traction massive et de forte tension (FT) reliée à un chargeur, qui emmagasine l'énergie récupérée en vue de sa réutilisation. Ce chargeur comporte également des composants spécifiques pour la transformation de l'énergie en force de propulsion, dont un convertisseur onduleur (convertisseur de puissance). Celui-ci reçoit les paramètres de multiples capteurs, des pédales d'accélérateur et de frein pour commander le moteur, et une batterie de 24 V (voire 48 V) nécessaire au bon fonctionnement des circuits de bord du véhicule, elle-même reliée par l'intermédiaire d'un convertisseur DC/DC (figure I-3). Ce convertisseur recharge la batterie au moyen de la batterie (FT) et alimente les dispositifs électriques. Le moteur du véhicule sert de convertisseur de l'énergie électrique en énergie mécanique lors des phases de traction et inversement, d'énergie mécanique en énergie électrique, lors des phases de freinage permettant ainsi la recharge de la batterie.

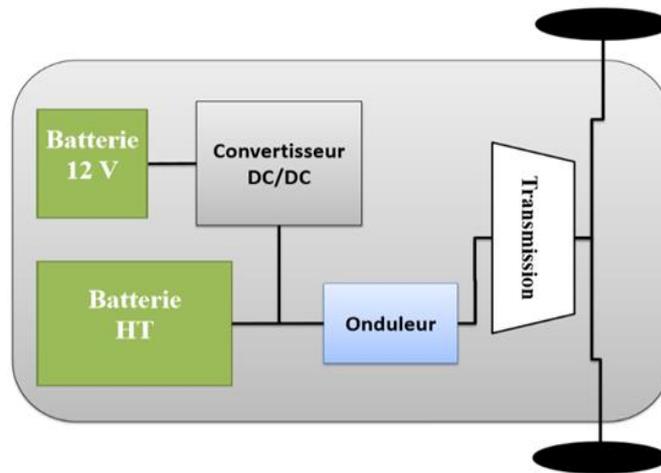


Figure I-3 : Structure d'une voiture électrique

IV- Chaîne de traction hybride :

La chaîne de traction hybride est un système complexe comprenant les fonctions nécessaires à l'avancement et aux servitudes du véhicule, assurées par au moins deux sources d'énergie différentes. Généralement, la chaîne de traction hybride se compose de deux sources énergétiques : une principale irréversible et une secondaire réversible

IV-1 Véhicule hybride thermique électrique :

Un véhicule hybride thermique électrique combine un moteur à combustion interne et une machine électrique dans son système de propulsion. Cela permet de combiner les avantages des deux motorisations afin d'atteindre de bas niveaux d'émissions de CO₂ et d'optimiser leur rendement individuel, source d'économie en carburant. Dans la littérature, il existe principalement trois classes : VEH série, parallèle et série/parallèle ou combinée [2].

IV-1-1 Architecture série :

Dans la configuration série, la propulsion est intégralement assurée par une machine électrique connectée directement aux roues. Cette dernière est alimentée par un groupe électrogène en parallèle avec un élément de stockage, généralement un pack de batteries. Le groupe électrogène est l'association d'un moteur thermique mis en série avec une génératrice électrique. L'intérêt majeur de cette structure est de faire fonctionner le moteur thermique à son point de rendement maximal quelle que soit la puissance de traction demandée aux roues parce que le moteur ne possède pas de liaison mécanique avec les roues. En revanche, le principal inconvénient est le mauvais rendement global dû aux multiples conversions d'énergie. La puissance mécanique délivrée par le moteur thermique est tout d'abord convertie en puissance électrique par la génératrice et ensuite reconvertie en puissance mécanique par la machine électrique. Entre les deux, l'énergie électrique peut être temporairement stockée dans les batteries (figure I-4).

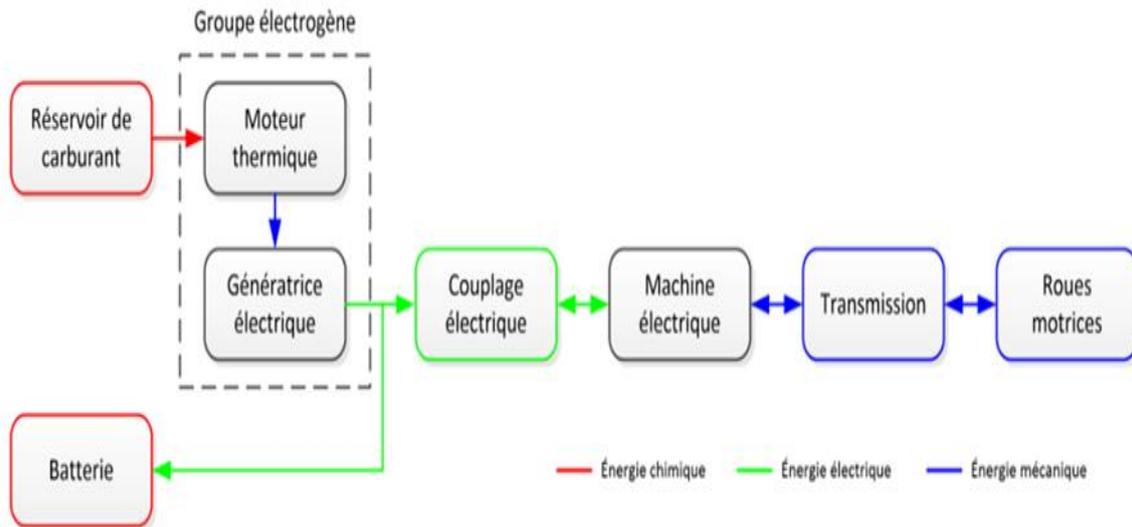


Figure I-4 : Schéma de principe de l'architecture série

IV-1-2 Architecture parallèle :

Dans la structure parallèle, le moteur thermique et la machine électrique sont tous les deux couplés aux roues. Ils peuvent ainsi participer indépendamment ou simultanément à la traction du véhicule. Leurs puissances mécaniques s'additionnent en amont des roues. La machine électrique et la batterie sont ainsi dimensionnées pour des puissances inférieures à celles de l'architecture série. Cette architecture est proche de celle d'une motorisation conventionnelle, la machine électrique étant raccordée en parallèle de la liaison mécanique du moteur thermique aux roues (figure I-5). C'est l'une des raisons pour laquelle cette technologie a été développée par de nombreux constructeurs automobiles [3].

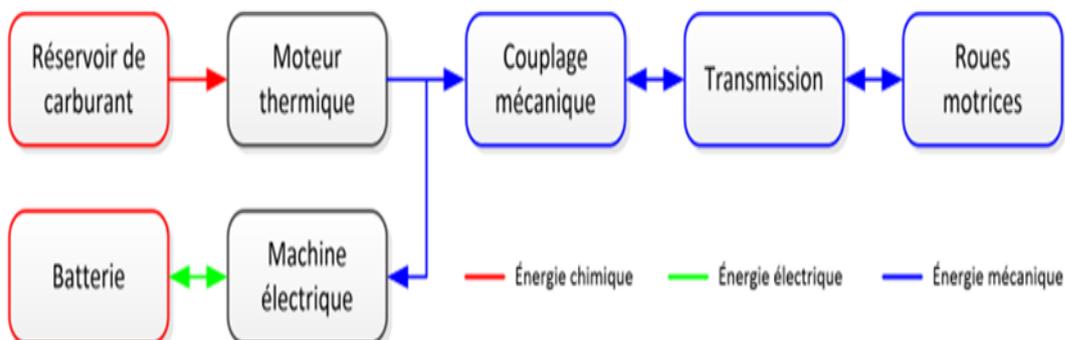


Figure 1-5 : Schéma de principe de l'architecture parallèle

IV-1-3 Architecture combinée :

La catégorie des architectures combinées correspond aux hybrides série/parallèle. Cette architecture intègre un moteur électrique, une génératrice et un moteur thermique. Grâce à une gestion efficace des puissances demandées d'un côté, fournies de l'autre, il est possible de contrôler en régime le moteur thermique et de partager son couple entre les demandes du véhicule et la recharge de la batterie (figure I-6).

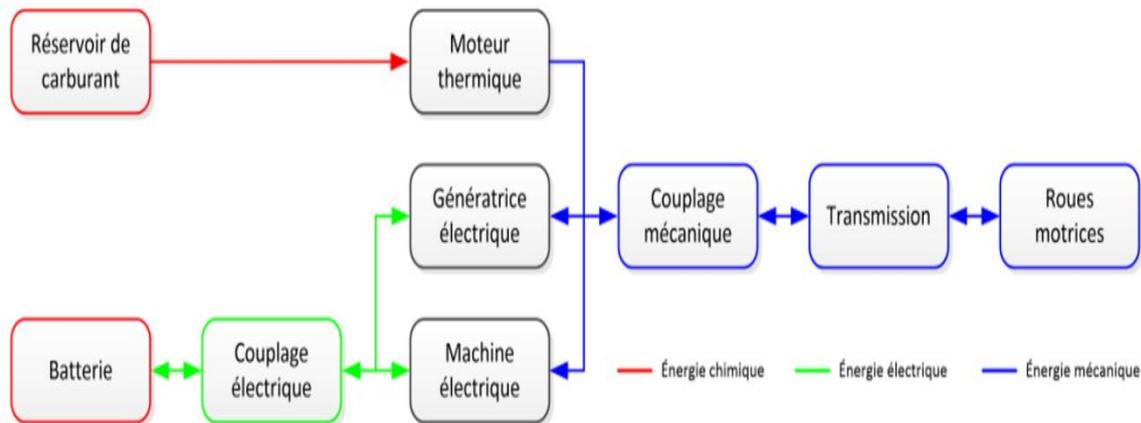


Figure I-6 : Schéma de principe de l'architecture combinée

IV-1-4 Comparaison des différentes architectures :

Le tableau I-1 suivant permet de faire une comparaison générale entre les différentes architectures de la chaîne de traction des véhicules hybrides.

Architecture	Avantages	Inconvénient
Série	<ul style="list-style-type: none"> - Une seule transmission mécanique, - Moteur thermique à son rendement optimal, - Efficace sur cycle urbain, - Agrément de conduite à faible vitesse 	<ul style="list-style-type: none"> - Cascade de rendement - Economies moindre à grande vitesse
Parallèle	<ul style="list-style-type: none"> - Moteur thermique sur son point de fonctionnement optimal à haute vitesse - Absence de générateur 	<ul style="list-style-type: none"> - Perte par friction en phase de récupération d'énergie - Vitesse de rotation des moteurs imposées par le véhicule - Deux transmission mécanique nécessaire
Combiné	<ul style="list-style-type: none"> - Dispose des avantages de série et de parallèle - Point optimal pour chaque situation 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessite une transmission spécifique - Coût

Tableau I-1 : Comparaison des différentes architectures

IV-1-5 Classification des véhicules hybrides :

Cette classification est surtout utilisée par les constructeurs. Elle ne prend pas en considération l'architecture du véhicule mais plutôt les fonctionnalités qu'elle peut offrir en fonction de son niveau d'hybridation qui dépend de l'importance de la partie électrique et de la façon dont elle est combinée avec le moteur thermique. Pour un véhicule hybride, le taux d'hybridation est égal au rapport de la puissance électrique sur la puissance totale. Actuellement sur le marché automobile, il existe quatre niveaux d'hybridation différents : micro-hybride, mild-hybride, full-hybride, plug-in hybride [4].

- **Micro-hybride**

Cette définition est utilisée pour caractériser les voitures équipées de la fonction Stop & Start et munies d'un alerno-démarrreur qui coupe le moteur thermique lors des arrêts et le réactive dès le redémarrage.

- **Mild-hybride**

Dans ce type de technologie, le terme hybride est plus approprié car l'énergie électrique sert à la propulsion du véhicule. En effet, il s'agit d'un petit moteur électrique de 15 à 30 kW qui vient augmenter la puissance du moteur thermique. L'économie en carburant est donc ici bien réelle puisque le moteur thermique n'a pas besoin de fournir plus de puissance pour arriver au même résultat qu'avec un propulseur thermique sans moteur électrique additionnel. En outre, la batterie n'est pas très volumineuse et ne diminue donc pas les capacités du coffre, ce qui représente un avantage indéniable. La recharge de la batterie s'effectue principalement lors des freinages. Dans ce genre de véhicule, le moteur électrique n'est pas le seul à propulser le véhicule, c'est une puissance d'appoint pour le moteur thermique.

- **Full-hybride**

Une voiture « full-hybride » est équipée d'un moteur électrique suffisamment puissant pour entraîner à lui seul le véhicule pendant une durée limitée. Lorsque les batteries sont déchargées, le moteur thermique prend alors le relais et recharge en même temps les batteries. Pour des profils urbains, le véhicule roule en tout électrique récupérant ainsi l'énergie du freinage pour recharger la batterie. Dès que la vitesse du véhicule augmente et dépasse les 50 km/h, le moteur thermique est activé et la puissance fournie par le moteur électrique s'additionne avec celle fournie par le moteur thermique pour satisfaire la demande globale de traction. Le moteur thermique sert aussi à recharger la batterie si celle-ci atteint un seuil minimum défini par le constructeur afin de maintenir son état de fonctionnement. Ceci montre un contrôle des sources à base de règles qui n'optimise pas réellement la consommation du véhicule.

- **Plug-in hybride**

On parle aussi d'hybride rechargeable et cela correspond à un véhicule hybride ayant la possibilité de recharger sa batterie en se branchant sur une source extérieure, par exemple sur le réseau public. La stratégie habituelle de gestion est de privilégier l'utilisation de l'énergie électrique jusqu'à l'état de charge minimale de la batterie puis de passer en mode thermique. En comparaison avec un véhicule hybride non-rechargeable, la batterie d'un hybride rechargeable a une capacité de stockage d'énergie beaucoup plus élevée qui lui fournit une grande autonomie en mode électrique pur. Lorsque la batterie est presque vide, le véhicule fonctionne comme un hybride non-rechargeable.

IV-2 Véhicule hybride tout électrique :

Par analogie avec les véhicules thermiques hybrides, l'hybridation n'intervient pas au niveau de la motorisation mais en amont au niveau des sources de stockage d'énergie. Le principe consiste à combiner deux technologies de stockage complémentaires (énergie spécifique élevée pour la première, puissance spécifique importante et disponible sur des durées adaptées, pour la seconde). Elle permet en particulier, de dissocier les dimensionnements en puissance moyenne et en puissance transitoire. Un véhicule à pile à combustible ou à batteries électrochimiques utilise ainsi en complément une source secondaire d'énergie électrique réversible en puissance, telle que des supercondensateurs ou une batterie haute puissance afin d'améliorer les performances du stockeur d'énergie et l'adapter aux besoins spécifiques du transport. Cette solution d'hybridation des sources permet d'exploiter les performances de deux systèmes de stockage et donne des degrés de liberté lors de la conception de ce stockeur. On peut ainsi avoir pour objectif de maîtriser différents critères comme le volume, la masse, le coût d'investissement ou d'utilisation, ou encore sa durée de vie. Le principe d'hybridation des sources de stockage est illustré à la (figure 1-7). Il est formé de deux sources et d'un système de gestion réalisé à base de convertisseurs d'électronique de puissance permettant de gérer les flux de puissance entre les deux sources [5].

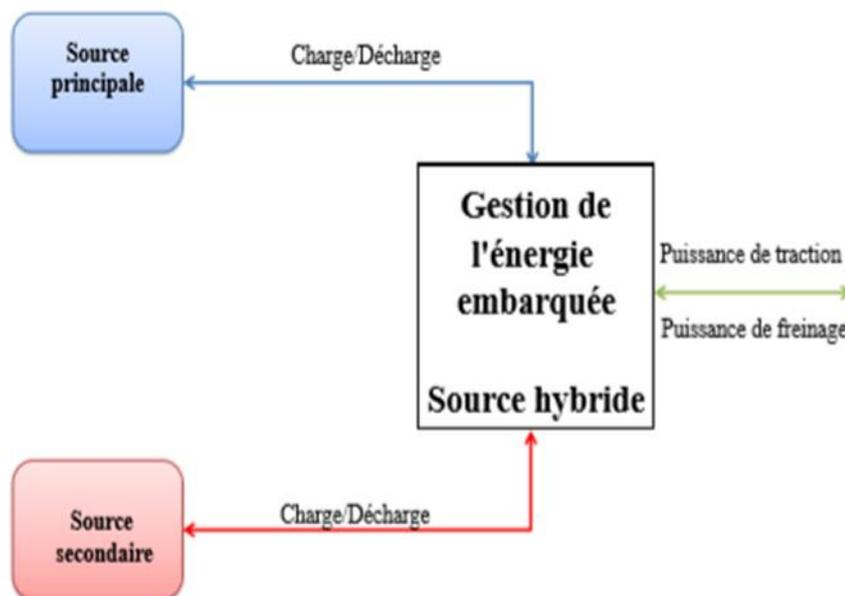


Figure I-7 : Principe d'hybridation des sources de stockage hybrides

IV-2-1 Hybridation des piles à combustibles PAC

Les piles à combustible ou PAC présentent les énergies spécifiques les plus élevées parmi les dispositifs électrochimiques existants. Néanmoins, leur puissance spécifique reste très limitée, et leur non-réversibilité en courant interdit la récupération d'énergie. Elles doivent donc dans la plupart des cas être hybridées avec un dispositif de stockage de plus forte puissance, tel que les supercondensateurs, les batteries [5]. Cette hybridation offre de bonnes performances en termes d'autonomie, de puissance disponible et de continuité de service. Il existe une

multitude de possibilités de couplage entre les piles à combustible et les sources de stockage de puissance. Le principe de couplage « PAC / source de puissance » est illustré sur la figure 1-8.

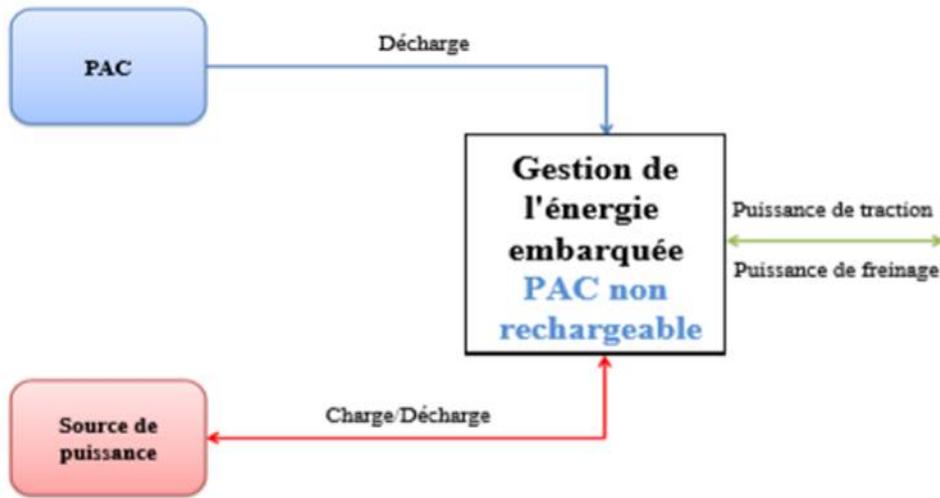
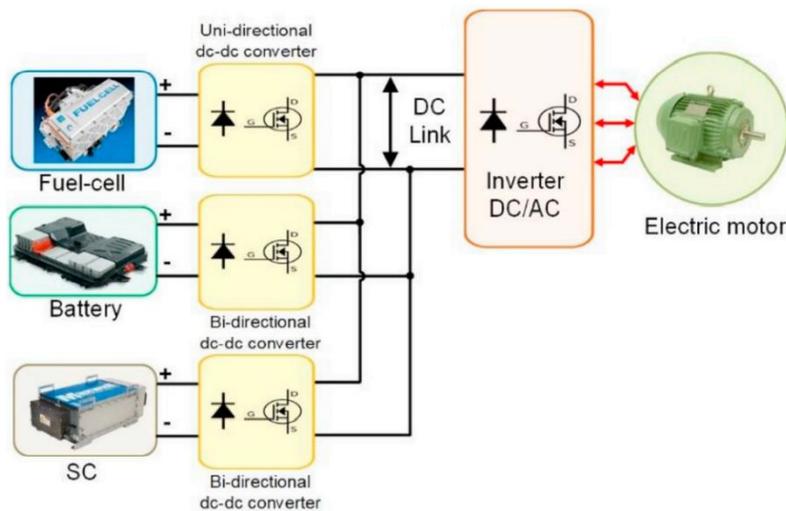
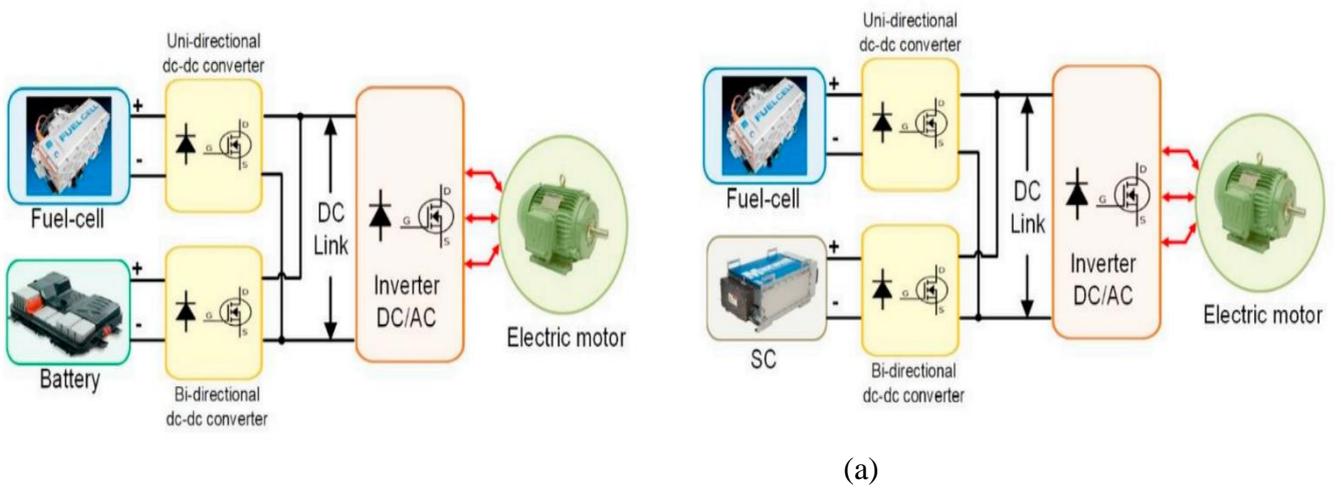


Figure I-8 : Principe d'hybridation PAC / Source de puissance



(c)

Figure I-9 Hybridation : a) PAC/Batterie ; b) PAC/ Supercondensateur ;
c) PAC/Batterie/Supercondensateur

Dans un véhicule électrique ou hybride, le système de stockage à base de supercondensateurs ou de batteries associées aux PAC est essentiellement destiné à fournir le complément de puissance pendant les fortes accélérations, lorsque la pile atteint sa puissance maximale, et récupérer l'énergie de freinage.

IV-2-2 Hybridation des batteries :

Comme vu auparavant, l'hybridation au sens énergétique se définit comme l'association de deux sources présentant des propriétés complémentaires. Dans ce contexte, les performances en puissance des batteries à Haute densité de Puissance (HP) ou des supercondensateurs, donne à ces composants la possibilité d'être associés avantageusement avec les batteries à Haute densité d'Énergie (HE) pour réaliser une source de stockage hybride. La particularité des batteries HE est qu'elles peuvent offrir une énergie spécifique beaucoup plus importante que celle des batteries HP et des supercondensateurs. Elles ont cependant l'inconvénient d'être « peu » réversible en courant et d'avoir de mauvais rendement à fort courant de décharge. Le principe d'hybridation Batteries / Sources de puissance est illustré sur la figure 1-9.

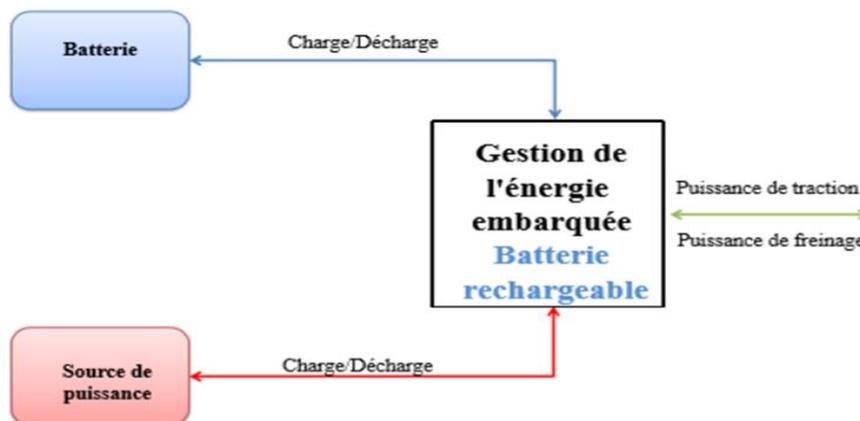


Figure I-10

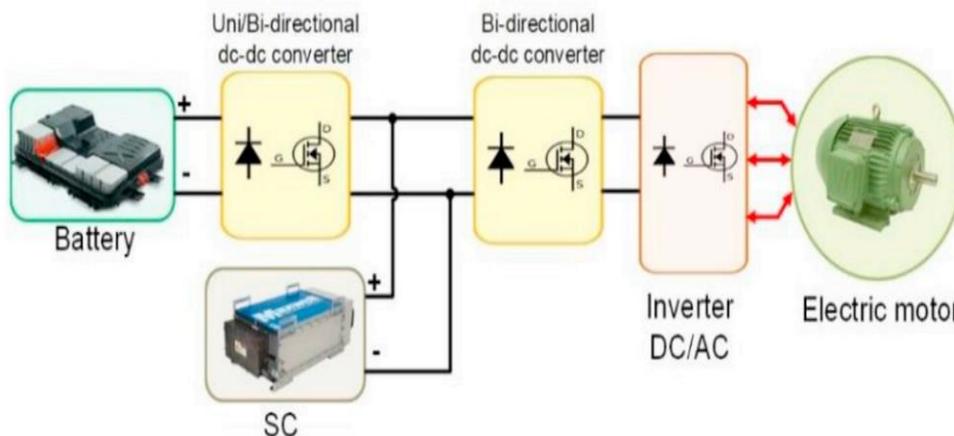


Figure I-11 : Hybridation Batterie / Supercondensateur

V- Eléments composants les chaînes de traction :

V-1 Source d'énergie :

Un système multi-sources ou hybride est composé d'au moins deux sources énergétiques reliées entre elles par des convertisseurs, permettant de contrôler la tension et le courant fourni par chacune des différentes sources, ainsi le choix de la source d'énergie à embarquer est une décision importante, car elle impacte d'une façon significative l'autonomie du système. Pour des raisons de poids, les sources énergétiques renouvelables telles que le solaire et l'éolien ne peuvent être utilisées sauf si elles sont ultralégères, ce qui n'est généralement pas le cas, ainsi les sources d'énergie les plus utilisées sont : les batteries, les supercondensateurs, et la pile à combustible.

V-1-1 Batterie :

La batterie, appelée aussi accumulateur électrochimique, est une source d'énergie réversible destinée à stocker l'énergie électrique pour une réutilisation future. Elle est essentielle pour tout système électrique autonome, utile au démarrage des moteurs et des groupes auxiliaires de puissance, et sert à garantir la puissance demandée par le moteur électrique (ou la charge) sans interruption du fonctionnement du système. Son principe de fonctionnement est basé sur la conversion et la transformation de l'énergie chimique en énergie électrique par une réaction électrochimique. Elle est constituée d'une ou de plusieurs cellules montées en série, contenant chacune une électrode positive, une électrode négative, un séparateur et un électrolyte figure 1-10.

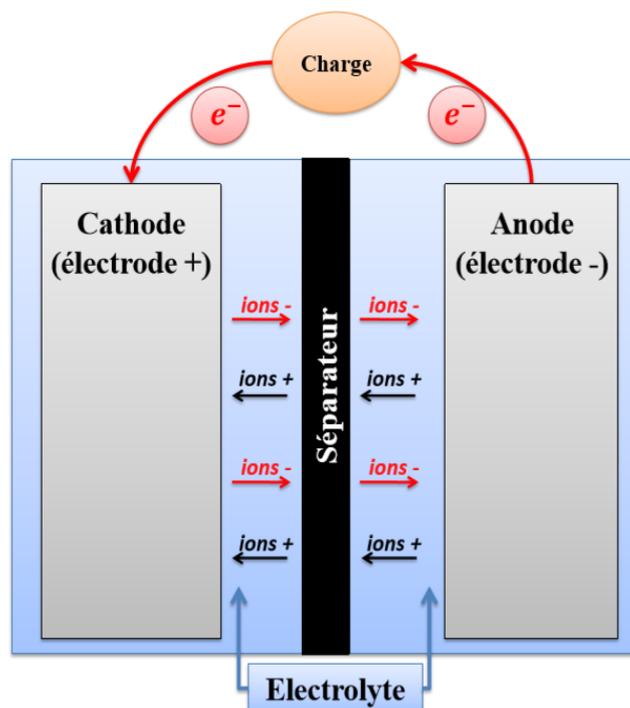


Figure I-12 : Fonctionnement d'une batterie

Une batterie de traction doit satisfaire les conditions suivantes :

- Une bonne puissance massique (rapport puissance/poids en W/kg) permettant de bonnes accélérations.
- Une bonne énergie massique (en Wh/kg) étant synonyme d'une bonne autonomie.
- Une tension stable engendrant des performances régulières.
- Une durée de vie élevée, calculée en nombre de cycles chargement/déchargement, conduisant à une diminution du coût pour l'utilisateur.
- Disposer d'un faible entretien et constituer d'éléments facilement recyclables.

On distingue plusieurs types de batteries, mais pour les véhicules électriques actuels on utilise fréquemment les batteries Plomb-Acide et Nickel Cadmium à cause de leurs caractéristiques.

V-1-2 Supercondensateur :

Les supercondensateurs sont des moyens de stockage direct, électrostatique (et électrochimique), considérés comme des sources de puissance de par leur grande densité de puissance. On distingue trois grandes familles de supercondensateurs. C'est principalement la nature de leurs électrodes qui les différencie. Le fonctionnement d'un supercondensateur est similaire à celui d'un condensateur. Néanmoins, sa structure est basée sur le concept d'une double couche électrochimique sur laquelle repose le stockage d'énergie, développé par Helmholtz au cours du XIX^{ème} siècle [1]. Elle est constituée de deux électrodes, généralement en charbon actif qui est un matériau composé de multiples pores afin que les ions puissent s'y accrocher. Les deux électrodes sont séparées par une membrane isolante pour assurer la conduction ionique. Un champ électrique permet aux ions de s'accrocher ou de se libérer des électrodes sans aucune réaction chimique, et la double couche électrochimique se développe sur chaque interface électrode-électrolyte, formant une structure semblable à deux condensateurs en série.

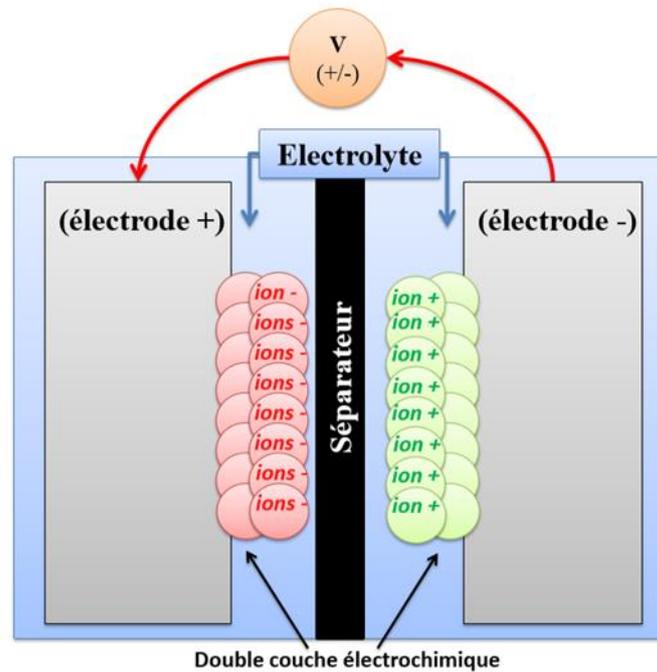


Figure I-13 : Fonctionnement d'un supercondensateur

V-1-3 Pile à combustible :

Actuellement les véhicules thermiques possèdent une autonomie très élevée contrairement aux voitures électriques. Une solution envisageable pour augmenter l'autonomie des véhicules électriques serait d'utiliser de nouvelles sources possédant des densités énergétiques élevées. Ceci justifie le développement de nouvelles générations de voitures à pile à combustible.

Une pile à combustible est un générateur qui convertit directement l'énergie interne d'un combustible (hydrogène, méthanol, etc.) en énergie électrique, en utilisant un procédé électrochimique contrôlé. Le principe de fonctionnement d'une pile à combustible se résume dans une combustion électrochimique, contrôlée d'hydrogène et d'oxygène, avec production simultanée d'électricité, d'eau et de chaleur à évacuer selon une réaction chimique globale universellement connue [1].

Une cellule élémentaire est constituée de 3 éléments qui sont :

- Deux électrodes
- Un électrolyte

Les deux électrodes sont séparées par l'électrolyte. A l'anode, on amène le combustible (le plus souvent de l'hydrogène, parfois du méthanol). La cathode est alimentée en oxygène (ou plus simplement en air, enrichi ou non en oxygène) figure 1-12.

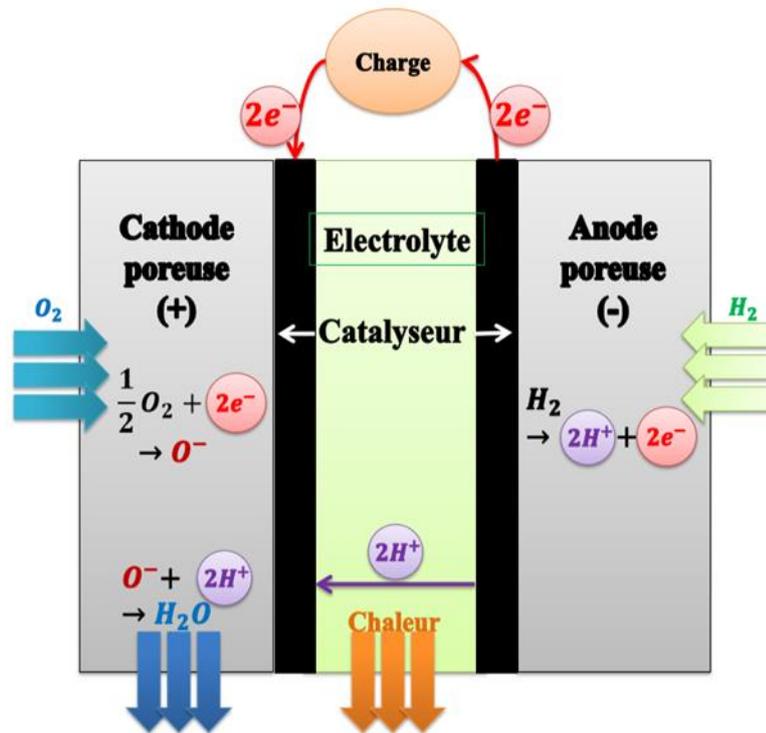


Figure I-14 : Fonctionnement de la pile à combustible

V-2 Moteurs de propulsion :

V-2-1 Moteur thermique :

Le moteur thermique transforme l'énergie chimique d'un carburant qui mélangé à de l'air fournit une combustion, cette dernière engendre une grande quantité d'énergie chimique qui est transformée en énergie mécanique, par l'intermédiaire d'un système bielle-manivelle. Le carburant liquide est amené du réservoir au moteur par une pompe électrique au travers d'une canalisation et d'un filtre à carburant. Lorsque le carburant est gazeux, celui-ci arrive au moteur à travers un détendeur.

Le système bielle-manivelle fonctionne sur le principe suivant : un piston sur lequel s'exerce la pression des gaz issus de l'inflammation du carburant entraîne une bielle qui, reliée à un vilebrequin, engendre un mouvement de rotation de ce dernier ce qui génère un couple. Le moteur thermique est généralement constitué de plusieurs ensembles bielle-piston reliés à un même vilebrequin. Deux grands types de moteurs à combustion interne sont distingués : les moteurs à allumage commandé et les moteurs diesel [6]. Ces deux catégories de moteurs se distinguent principalement par le type d'hydrocarbures utilisés pour le carburant, la méthode d'inflammation des gaz (carburant) et leurs performances. Le rendement théorique du moteur thermique automobile varie entre 30 et 45 %. Ces valeurs, relativement faibles, s'expliquent

par le fait qu'une partie de l'énergie chimique est perdue : par pompage, en frottements mécaniques et, en chaleur.

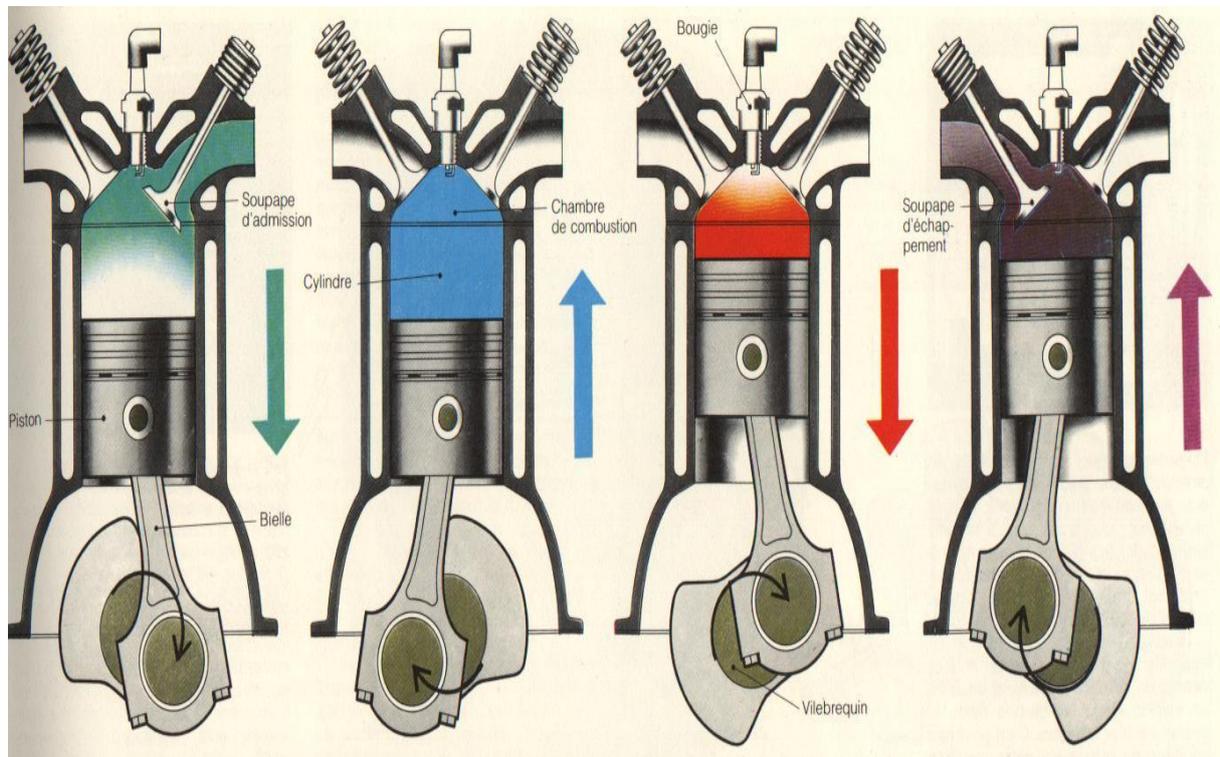


Figure I-15 : Fonctionnement d'un moteur thermique à quatre temps

V-2-2 Moteur électrique :

Le bon choix de la partie électrique du véhicule hybride est l'élément majeur pour la réussite du mariage entre le thermique et l'électrique. Pour cela Le moteur synchrone à aimants permanents (MSAP) semble à plus d'un titre, la solution la plus adaptée pour une traction automobile grâce à ses performances techniques et en particulier, sa compacité et son rendement. Il a été retenu par Toyota dans la Prius pour les raisons suivantes :

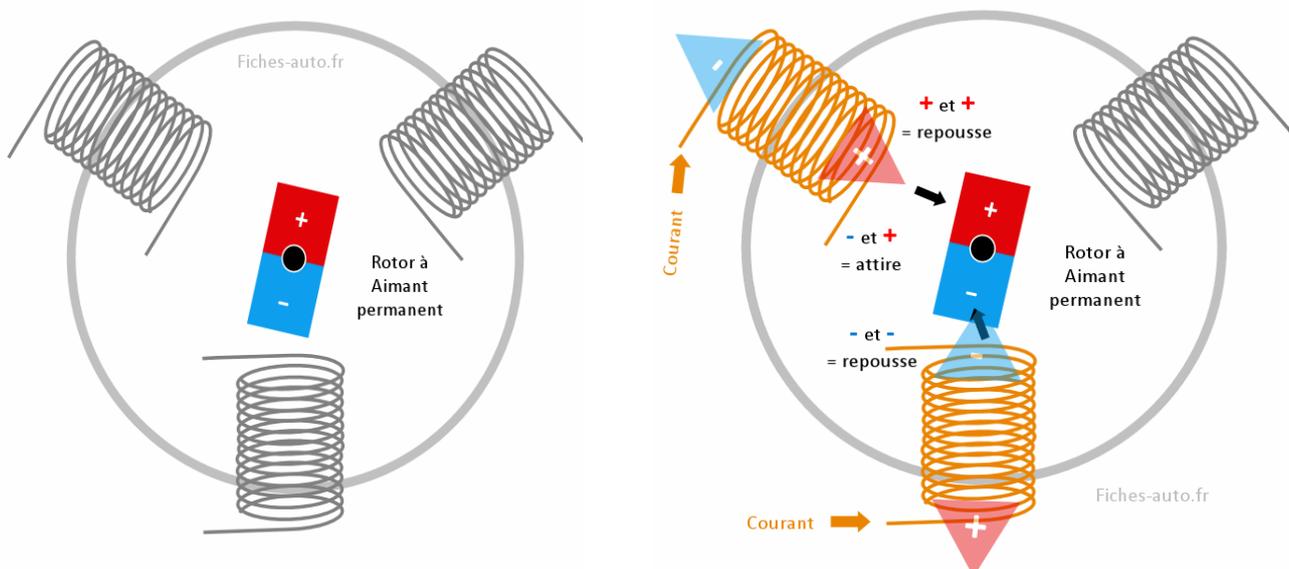
- Bon rendement
- Bonnes performances dynamiques grâce à la faiblesse des inductances statoriques due à la largeur importante de l'entrefer apparent.
- Champ magnétique important dans l'entrefer ;
- Pas de source de tension continue pour l'excitation

Ce moteur aura une vitesse de rotation physique (rotor qui tourne) synchronisée avec la vitesse circulaire d'alimentation des phases (bobines en périphérie sur le stator). Ces phases

permettent de donner des impulsions pour faire tourner le rotor, et ces vitesses d'impulsions permettent de décider de la vitesse de rotation du moteur (qui tournera alors à la vitesse voulue). Son rotor est ici constitué d'un aimant permanent qui a constamment un champ magnétique polarisé : nord / sud ou + / -.

Le stator est ici composé de plusieurs phases / bobines qui seront au minimum de 3 si on veut pouvoir lui faire faire des tours complets, on dit alors qu'il s'agit d'un moteur tri-phasé. Il faut en effet au minimum 3 impulsions pour couvrir les 360 degrés du tour complet. Le rotor est un simple aimant permanent à deux pôles qui pourra être mis en mouvement si on lui applique une force magnétique : + et + se repoussent, - et - se repoussent et enfin + et - s'attirent.

Le moteur électrique synchrone à aimant permanent fonctionne donc avec des impulsions. Ces impulsions sont obtenues par les bobines placées de part et d'autre du stator. Quand on fait passer du courant dedans, ces dernières se transforment en aimant dont le sens des pôles dépend du sens du courant. Chaque phase pourra donc avoir le + ou le moins vers le bas, selon qu'on veuille pousser ou attirer le rotor



(selon sa position on activera le + ou le moins).

Figure I-16 : Fonctionnement du moteur synchrone à aimants

L'entraînement se fait par une succession de commutations des bobines en courant alternatif (fluctuation des polarités +/-) afin de donner des pulsations au rotor qui est sensible à la force magnétique (puisque c'est un aimant permanent)

V-3 Convertisseur statiques :

V-3-1 Onduleur :

Dans les véhicules électriques équipés d'un moteur à courant alternatif, il est nécessaire d'interposer entre la source d'énergie et le (ou les) moteur(s) de traction un dispositif de conversion appelé onduleur, qui transforme l'énergie électrique à courant continu en énergie électrique à courant alternatif et qui permet de réaliser la commande du couple des moteurs et le réglage de la vitesse du véhicule [7]. La technologie la plus utilisée est l'onduleur à six interrupteurs bidirectionnels constitués par l'association d'un IGBT et d'une diode montée en

antiparallèle et commandés selon une loi du type MLI (Modulation de Largeurs d'Impulsion, en anglais (PMW)). La méthode de commande par MLI présente deux avantages importants :

- Elle repousse vers les fréquences élevées les harmoniques de la tension de sortie ce qui facilite le filtrage de cette tension ;
- Elle permet de faire varier le fondamental de la tension de sortie

V-3-2 Hacheur :

Un hacheur est un convertisseur de courant qui permet d'obtenir à partir d'une source de tension à courant continu de valeur sensiblement constante, des tensions et des courants contrôlés, réglables, différents des valeurs d'entrée et adaptés aux besoins nécessaires à l'alimentation de divers récepteurs (moteurs, batteries, etc.). Dans un véhicule électrique, les hacheurs ont deux usages essentiels :

- Ils sont indispensables dans l'alimentation des moteurs de propulsion quand ceux-ci sont des moteurs à courant continu ;
- Ils sont nécessaires pour adapter la tension de la batterie principale à celle des auxiliaires électroniques utilisés (capteurs, régulateurs, etc.)

L'utilisation d'un hacheur permet en effet de maintenir le courant moteur à la valeur souhaitée tout en assurant le réglage progressif et sans perte notable de la tension du moteur. Il permet également de régler le couple et la vitesse du moteur et donc du véhicule en traction mais aussi en freinage électrique.

V-3-3 Redresseur :

Dans un véhicule électrique, les redresseurs sont utilisés pour transformer l'énergie électrique à courant alternatif fournie, soit par le réseau de distribution général, soit par un alternateur placé à bord du véhicule et accouplé à un moteur thermique ; en énergie électrique à courant continu qui peut être stockée dans une batterie d'accumulateurs électrochimiques et/ou dans une batterie de grande capacité.

V-4 Transmission mécanique :

La transmission de puissance du moteur thermique ou de la machine électrique aux roues est assurée par des organes mécaniques. Ils permettent d'adapter le couple et la vitesse entre les organes moteurs et les besoins à la roue. Situés entre les organes sources de puissance et les roues, leur rendement énergétique est déterminant pour garantir une très bonne performance énergétique globale de la chaîne de traction. Un moteur thermique présente une plage de fonctionnement de 0 à ~6000 tr/min pour une vitesse de rotation maximale des roues de l'ordre de 1500 tr/mn (~170 km/h pour un pneu 185/65/15). Cet état de fait conduit les concepteurs à intégrer des systèmes de réduction de vitesse entre le moteur thermique et les roues. Par ailleurs, le rendement maximal du moteur thermique étant atteint sur une plage de fonctionnement très restreinte, des systèmes de changement de rapport de transmission tels que CVT (Continuously Variable Transmission) ainsi que des boîtes de vitesse (manuelles ou

automatiques) ont été développés. Ils permettent d'offrir au véhicule un bon comportement dynamique longitudinal (accélérations) et de faire tendre les points de fonctionnement du moteur thermique au plus près de l'OOL (Optimum Operating Line). Enfin et contrairement aux machines électriques, les moteurs thermiques sont incapables de fournir un couple à vitesse nulle, et requièrent pour des raisons vibratoires une vitesse minimale de rotation (ralenti aux alentours de 100 rad/s).

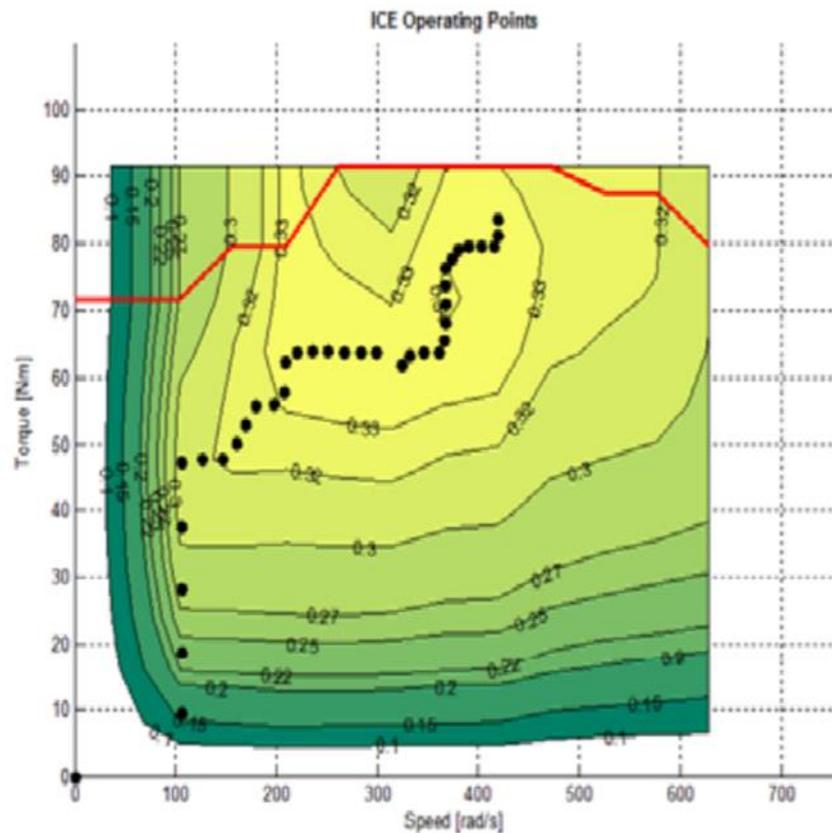


Figure I-17 : Cartographie du moteur thermique - l'alignement des points noirs matérialise l'OOL [8].

VI- Gestion d'énergie dans les véhicules hybrides :

Dans un véhicule conventionnel, l'enfoncement de la pédale d'accélération traduit directement la puissance demandée par le conducteur à fournir par la source unique. Mais dans un véhicule hybride, l'opération est beaucoup plus complexe. La présence d'une source d'énergie réversible introduit des degrés de libertés supplémentaires dans la réalisation de la puissance demandée. Une mauvaise gestion d'énergie peut amener à une consommation de carburant analogue, voire supérieure de celle d'un véhicule conventionnel équivalent. Le problème de la gestion d'énergie consiste alors à trouver la meilleure répartition de la puissance entre les différentes sources d'énergie. Plusieurs critères de performances interviennent pour le choix de cette répartition, telles que la consommation de carburant, les émissions de polluants, la durée de vie des composants, le confort de conduite, etc. En raison de la difficulté de prise en compte quantitative de certains paramètres de nature subjective (confort de conduite) et de la complexité de certains modèles (vieillessement), les critères considérés sont souvent la consommation énergétique du véhicule et/ou les émissions de polluants. Les algorithmes permettant de résoudre ce problème d'optimisation sont appelés lois de gestion d'énergie ou encore stratégies de commande ou aussi stratégies de gestion de l'énergie (Energy Management Strategy ou EMS). La commande d'un véhicule hybride connue sous le terme de superviseur ou UCVH (Unité de Contrôle de Véhicule Hybride) est en relation avec tous les organes de la chaîne de traction (sources, moteur thermique, moteurs électriques,...). Cette commande suppose, pour être opérationnelle, la connaissance préalable de tous les paramètres du véhicule notamment l'état de charge des batteries, la vitesse, l'état de fonctionnement des composants, etc. Les lois de gestion d'énergie représentent la partie supervision de la commande. A chaque instant, elles calculent les points de fonctionnement optimaux ainsi que les alternances de phases de recharge/décharge de l'élément de stockage d'énergie.

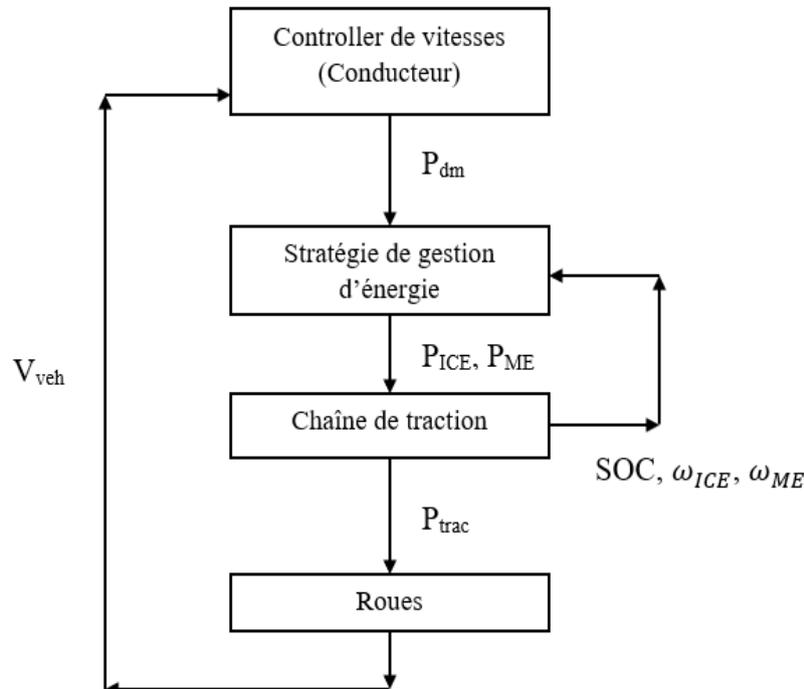


Figure I-18 : Organigramme de la gestion énergétique

VI-1 Classification des stratégies de gestion :

Les études sur la conception et le contrôle du véhicule hybride ont commencé dans les années 70. De nombreux prototypes ont été réalisés. Pourtant, le développement des stratégies de gestion énergétique ne suit pas l'essor du marché du véhicule hybride. Malgré le fait que presque tous les grands constructeurs automobiles commercialisent leur propre modèle de véhicule hybride, les stratégies embarquées restent encore empiriques. Ce type de stratégie permet d'économiser le carburant en améliorant le point de fonctionnement du moteur thermique. Il ne garantit cependant pas la minimisation de la consommation. Ce retard est en train d'être comblé. La gestion énergétique du véhicule hybride a été le sujet d'un nombre important d'études dans le domaine de la recherche ces dernières années. Différentes stratégies de gestion énergétique ont été proposées, analysées puis comparées entre elles, le plus souvent par simulation. Certaines ont été également testées sur banc d'essai ou même implantées sur des prototypes de véhicule. Les stratégies de gestion énergétique peuvent être classées en deux catégories principales : les méthodes basées sur des règles et les méthodes basées sur l'optimisation. Dans les méthodes basées sur des règles, la loi de commande est définie par des règles déterministes d'activation ou par logique floue. Les méthodes basées sur l'optimisation mettent en œuvre des approches de contrôle optimales pour trouver une solution optimale globale. Cette optimalité peut être obtenue en utilisant le calcul en amont dans les méthodes d'optimisation globale ; cependant, en temps réel, les décisions de contrôle instantanées sont prises en fonction de la minimisation future des coûts estimée.

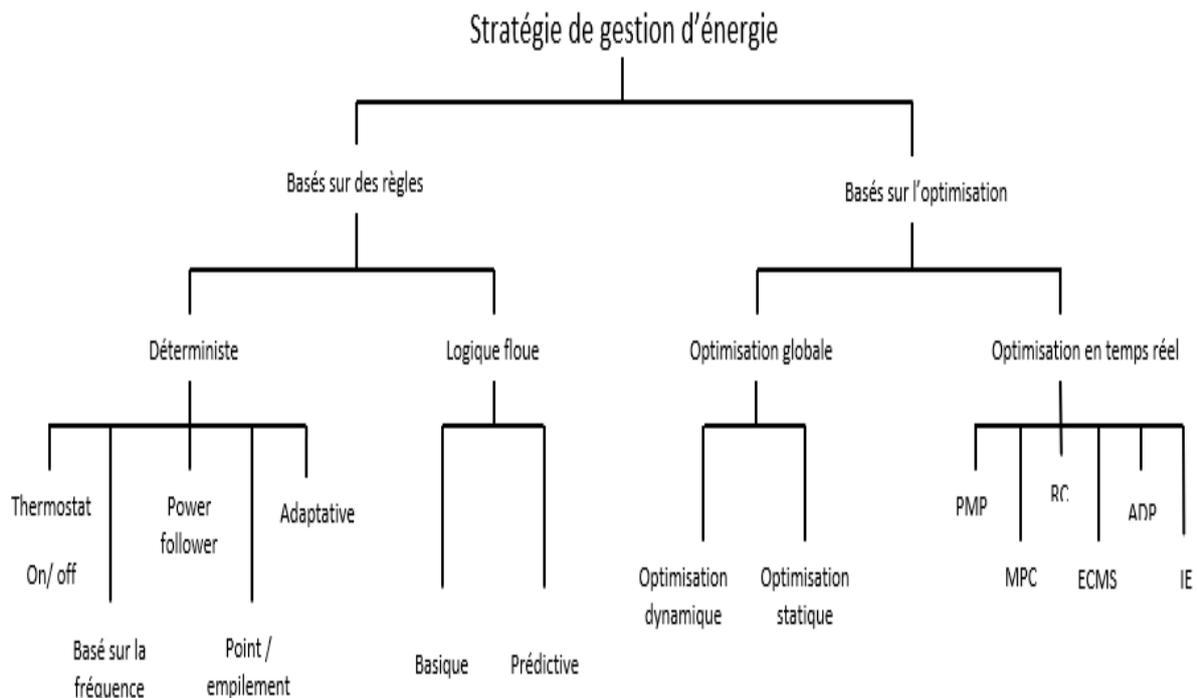


Figure I-19 : Classification des stratégies de gestions d'énergie

VI-2 Minimisation de la consommation équivalente (ECMS) :

L'ECMS est une stratégie de commande basée sur le principe de la commande optimale. Elle considère la batterie comme étant un réservoir de combustible auxiliaire, ce qui lui permet de choisir à chaque instant, la commande qui minimise l'énergie totale prélevée aux deux réservoirs (la source principale et la batterie) par l'introduction des facteurs d'équivalence, permettant de ramener les différentes consommations dans le même espace énergétique. Ce facteur peut être calculé par les trajectoires énergétiques moyennes des sources du véhicule.

VI-2-1 Principe :

La distribution d'énergie par les sources énergétiques peut se résumer à deux cas :

- À un échantillon t , une certaine énergie est tirée de la batterie pour fournir une certaine puissance motrice au véhicule. Dans le même temps, le carburant fournit le reste de l'énergie utilisée pour propulser le véhicule. Du carburant a été utilisé et de l'énergie a été tirée de la batterie, la batterie a été déchargée au niveau de l'échantillon t . Pour maintenir l'état de charge, la batterie devra être rechargée (à l'avenir) par la même quantité d'énergie qu'elle a produite en utilisant l'énergie convertie par le moteur électrique en mode générateur. L'énergie sera fournie par le moteur à combustion interne. Cela impliquera une consommation de carburant supplémentaire. À chaque instant, pour chaque point de consigne possible du moteur électrique, la consommation de carburant équivalente est définie comme la consommation de carburant supplémentaire qui sera nécessaire pour la recharge de la batterie.

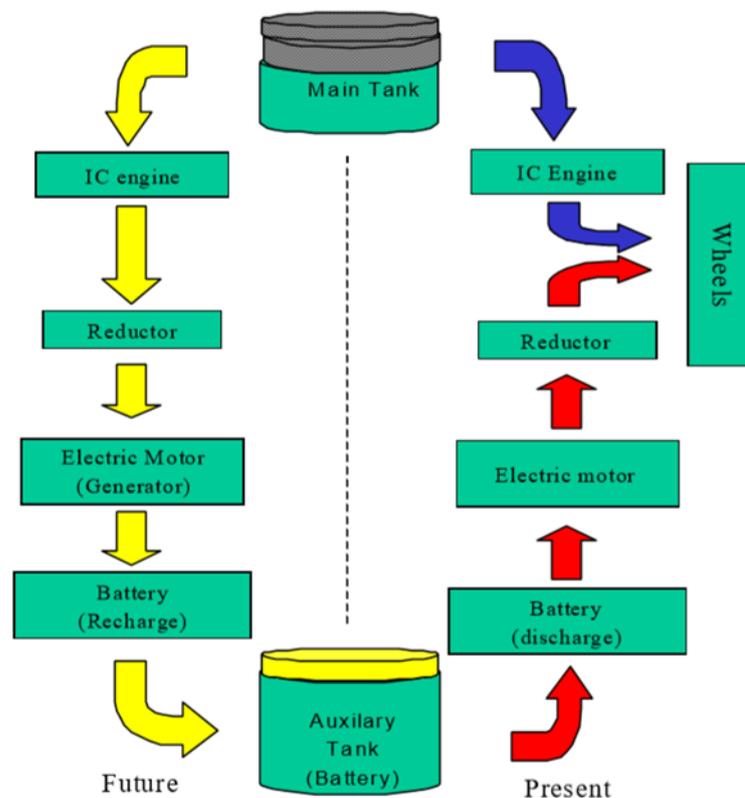
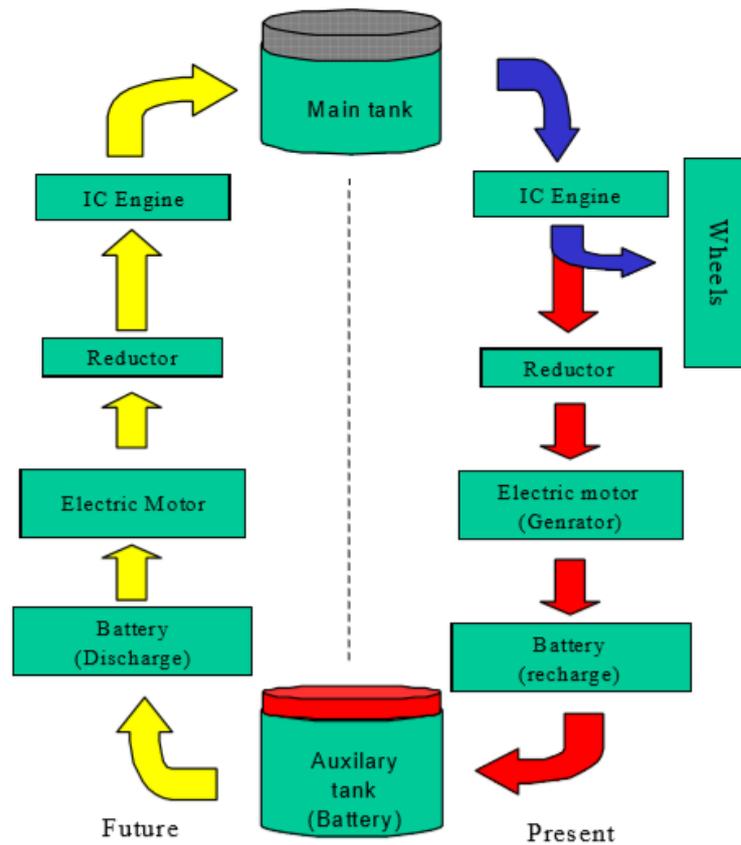


Figure I-20 : Décharge de la batterie

- La batterie est rechargée à un échantillon t' , Pour maintenir l'état de charge constant, une décharge future de la batterie est nécessaire. Cette décharge se fera à l'aide du moteur électrique qui produira une certaine puissance mécanique utilisée pour propulser le véhicule. On peut supposer que cette puissance mécanique équivaut à une réelle réduction de la consommation de carburant : pour produire la même puissance aux roues, le moteur à combustion devra produire moins de puissance mécanique, le reste étant produit par le moteur électrique. La réduction de la consommation de carburant due au moteur électrique est en quelque sorte, une consommation équivalente du moteur électrique. Pour être cohérent avec la notation utilisée dans la partie « décharge de batterie », cette



consommation de carburant équivalente est négative.

Figure I-21 : Recharge de la batterie

La consommation totale équivalente est la somme algébrique de la consommation réelle de carburant et la consommation équivalente :

$$C_{tot} = C_{ICE}(t) + C_{eq}(t) \quad (1)$$

où C_{ICE} et C_{eq} sont respectivement la consommation réelle de carburant du moteur et la consommation de carburant équivalente du moteur électrique.

L'équivalence de l'énergie électrique est calculée en considérant différents processus de charge / décharge de la batterie comme :

$$C_{eq} = \begin{cases} \frac{SFC_{rech} \cdot P_e(\omega_e T_e)}{\eta_e \cdot \eta_{batt} \cdot 3.6 \cdot 10^6} & \forall T_e < 0, \\ \frac{SFC_{dis} \cdot P_e(\omega_e, T_e) \cdot \eta_e \cdot \eta_{batt}}{3.6 \cdot 10^6} & \forall T_e \geq 0, \end{cases} \quad (2)$$

où SFC_{rech} et SFC_{dis} sont la consommation moyenne spécifique de carburant pour les cas de recharge et de décharge respectivement, η_e et η_{batt} sont l'efficacité moyenne de la batterie et du moteur électrique, et P_e est la puissance du moteur au couple T_e et à la vitesse ω_e . Donc le problème d'optimisation de l'ECMS à chaque instant t est le suivant [14]

$$\begin{aligned} P_{ICE}(t)^*, P_e(t)^* &= \min C_{tot} & P_{req}(t) &\geq 0 \\ P_{ICE}(t)^* &= 0, P_e(t)^* &= P_{req}(t) & P_{req}(t) < 0 \\ P_{ICE}(t) + P_e(t) &= P_{req}(t) & & \end{aligned} \quad (3)$$

$$SoE^{\min} \leq SoE(t) \leq SoE^{\max}$$

$$P_{ICE}^{\min} \leq P_{ICE}(t) \leq P_{ICE}^{\max}$$

$$P_e^{\min} \leq P_e(t) \leq P_e^{\max}$$

La minimisation de la consommation équivalente dépend fortement de la définition des facteurs d'équivalence qui varient en fonction du cycle de vitesse. Un couple donné peut convenir à un cycle routier mais pas à un cycle urbain, par exemple. En temps réel, le profil d'utilisation n'est pas connu à l'avance. Pour résoudre ce problème, certains auteurs proposent d'adapter le facteur d'équivalence aux conditions d'utilisation [14]. L'idée est de mettre à jour périodiquement le paramètre de contrôle en fonction de la charge de route (route load). En particulier, l'algorithme proposé qui est la minimisation de la consommation équivalente adaptatif, identifie la mission (pattern recognition) suivie par le véhicule et détermine les facteurs d'équivalence optimaux correspondant à cette mission. La mission est déterminée en combinant des données du passé à des données estimées par extrapolation. En d'autres termes, l'optimisation de la stratégie de gestion de la minimisation de la consommation équivalente dans un VEH, ne peut être appliquée que si le cycle de conduite est connu.

VII Cycles de conduite :

Un cycle de conduite représente en général un ensemble de points de vitesse véhicule en fonction du temps. Il est utilisé pour évaluer la consommation de carburant et les émissions de polluants d'un véhicule d'une manière normalisée, de sorte que les différents véhicules puissent être comparés entre eux. Il dépend des conditions de roulages, types de route, qui entraînent des manœuvres de conduite du véhicule (accélération, décélération, démarrage, arrêt, etc.). Chaque cycle fait appel à l'activation de certains éléments de la chaîne de traction.

Il existe de nombreux cycles normalisés par rapport à des pays, ou des continents, présentant des caractéristiques principales (il en existe des dizaines) comme illustré, pour quelques cycles par les tableaux I-2 à I-5.

- Le cycle européen NEDC

Distance	11023 m
Durée	1180 s
Vitesse moyenne	33.6 km/h

Tableau I-2 : Cycle européen NEDC

- Le cycle européen ARTEMIS

	Urbain	Rural	Autoroute 150	Autoroute 130
Distance	4870 m	17272 m	29545 m	28735 m
Durée	993 s	1082 s	1068 s	1068 s
Vitesse moyenne	17.6 km/h	57.5 km/h	99.6 km/h	96.9 km/h

Tableau I-3 : Cycles européen ARTEMIS

- Le cycle américain FTP-75 (Federal Test Procedure)

Distance	11.04 miles (17.77 km)
Durée	1874 s
Vitesse moyenne	21.2 mph (34.1 km/h)

Tableau I-4 : Cycle américain FTP-75 (Federal Test Procedure)

- Le cycle américain HWFET “Highway Fuel Economy Test”

Distance	12.26 miles (16.45 km)
Durée	765 s
Vitesse moyenne	48.3 mph (77.7 km/h)

Tableau I-5 : Cycle américain HWFET

Plus de 200 cycles sont ainsi définis au niveau international [15], et sont utilisés à des fins variables : pour la mesure des émissions de gaz, la gestion de la pollution, ou l'optimisation de la consommation d'énergie pour ne citer que ces applications.

Il existe souvent des similitudes entre ces cycles, d'où la nécessité de les grouper en classes, pour implémenter des algorithmes de reconnaissance de ces classes (plutôt que de cycles) pour un ensemble donné de valeurs des paramètres caractéristiques représentatifs d'une classe. Cela permettra de réduire le temps d'exécution, et d'embarquer l'algorithme sur le véhicule pour une exécution en temps réel, puisque la reconnaissance des cycles de conduite est un élément essentiel dans l'optimisation de la consommation d'énergie dans un VEH.

VIII Résumé :

La gestion d'énergie d'un système multi-source sur un véhicule hybride électrique sert à augmenter l'autonomie du véhicule en réduisant la consommation de combustible par la source principale, impliquant ainsi une diminution des nuisances par le rejet de CO₂. Cependant, pour étudier un tel système, une modélisation mathématique précise de la chaîne énergétique du véhicule ainsi que le fonctionnement des sources embarquées est nécessaire, car la stratégie de commande en dépend. Plusieurs méthodes et approches différentes ont été développées [34] dans le but de contrôler hors ligne ou en temps réel la distribution d'énergie par les différentes sources embarquées. Chacune de ces méthodes a ses propres avantages et faiblesses. Elles peuvent être regroupées en deux grandes catégories : les méthodes basées sur des règles et les méthodes d'optimisation. Les avantages et inconvénients de chacune de ces familles sont présentés dans le tableau I-6

Méthodes basée sur des règles	Méthodes d'optimisation
<ul style="list-style-type: none"> + Robustes + Ne nécessitent pas la connaissance du cycle + Faciles à implémenter dans un véhicule 	<ul style="list-style-type: none"> + Donnent la meilleure solution + Efficaces pour des problèmes multi objectifs
<ul style="list-style-type: none"> - Ne donnent pas une solution globalement optimale - Nécessitent d'être bien calées - Non formalisées 	<ul style="list-style-type: none"> - Difficiles à implémenter dans un véhicule - Nécessitent la connaissance du cycle - Coûteuses en temps de calcul

Tableau I-6 : Avantages et inconvénients des familles de stratégies

Les méthodes basées sur des règles sont trop éloignées de la solution optimale si l'on n'effectue pas au préalable une optimisation hors ligne. Cette optimisation permet d'obtenir des résultats quasi-optimaux uniquement si le cycle parcouru est connu. Plusieurs études ont démontré qu'il est possible de s'affranchir de cette dépendance au cycle en optimisant les paramètres pour chaque type de route et en incluant dans la gestion énergétique un algorithme de reconnaissance de type de routes. Toutefois, la solution obtenue reste éloignée de la solution optimale.

Parmi les méthodes d'optimisation, on trouve deux sous familles : les méthodes en temps réel et les méthodes globales, qui dépendent de la reconnaissance des cycles de conduites pour assurer une réduction considérable de la consommation de carburant. Ces stratégies de gestions donnent des solutions quasi optimales par rapport aux méthodes basées sur les règles.

IX Conclusion :

Un algorithme de reconnaissance des différentes conditions de roulage, est nécessaire à l'élaboration d'une stratégie de gestion de l'énergie optimale, c'est dans ce cadre que notre travail, d'implémentation d'un algorithme de reconnaissance des différents cycles de conduite en temps réel, s'inscrit. La classification des cycles, le choix des caractéristiques de cycles

principales, et le développement de cet algorithme s'effectueront dans le chapitre 2, l'implémentation et l'interprétation des résultats se feront dans le chapitre

CHAPITRE 2

DEVELOPPEMENT D'UN
ALGORITHME
NEUROMORPHIQUE DE
RECONNAISSANCE DES CYCLES
DE CONDUITE D'UN VEH

I-Introduction :

Dans ce chapitre, un choix de différents cycles de conduite a été réalisé de manière à ce qu'il puisse représenter toutes les conditions de roulage possible, définies selon les normes de différents pays et communautés. Et pour assurer une reconnaissance en temps réel, différentes méthodes de classifications (CAH : classification ascendante hiérarchique, K-means : K-moyennes), seront utilisées sur les cycles de conduites selon les paramètres caractéristiques qui leurs sont communs afin de choisir les cycles les plus représentatifs. Ensuite une méthode neuromorphique basée sur les réseaux de neurones à quantification vectorielle (LVQ), sera utilisée pour assurer la reconnaissance des cycles de conduite.

II-Flot de conception de l'algorithme de reconnaissance des cycles :

Les véhicules électriques hybrides (VEH) sont devenus une solution efficace pour respecter les réglementations plus strictes en matière d'émissions et répondre au besoin de véhicules plus économes en carburant. La performance d'un VHE est déterminée en grande partie par la stratégie de contrôle utilisée. De nombreux types de stratégies de contrôle des VHE ont été proposés et appliquées avec succès ces dernières années. Cependant, ces stratégies nécessitent la connaissance de l'ensemble du cycle de conduite pour obtenir des performances optimales. Avec un très grand nombre de cycle de conduite existante dans la littérature, une étude préalable doit être effectuée pour choisir un nombre réduit de cycles de conduite représentatif des différents types de condition de roulage pour assurer une bonne reconnaissance en temps réel.

Dans le cadre de ce mémoire 24 cycles de conduites ont été répertoriés et parmi ces cycles, un choix de quatre cycles de conduite les plus représentatifs des différentes conditions de roulage doit être effectué pour assurer l'entraînement du réseau. Ainsi, afin d'atteindre notre objectif, nous avons choisi d'implémenter un modèle neuronal LVQ. Le choix de ces cycles repose sur des modèles mathématiques, nous utilisons les méthodes de classifications, CAH et K-means. Les quatre cycles obtenus à l'issue de la classification, serviront à l'entraînement du réseau neuronal LVQ. Les variables d'entrées constituant le vecteur de quantification du réseau sont les paramètres caractéristiques des cycles. Le réseau LVQ obtenu permettra la reconnaissance de l'un des cycles pour chaque vecteur de paramètres caractéristiques donné en entrée, en temps réel. L'organigramme (figure II-1) donne les étapes préalables nécessaires à l'élaboration de l'algorithme de reconnaissance des cycles de conduites.

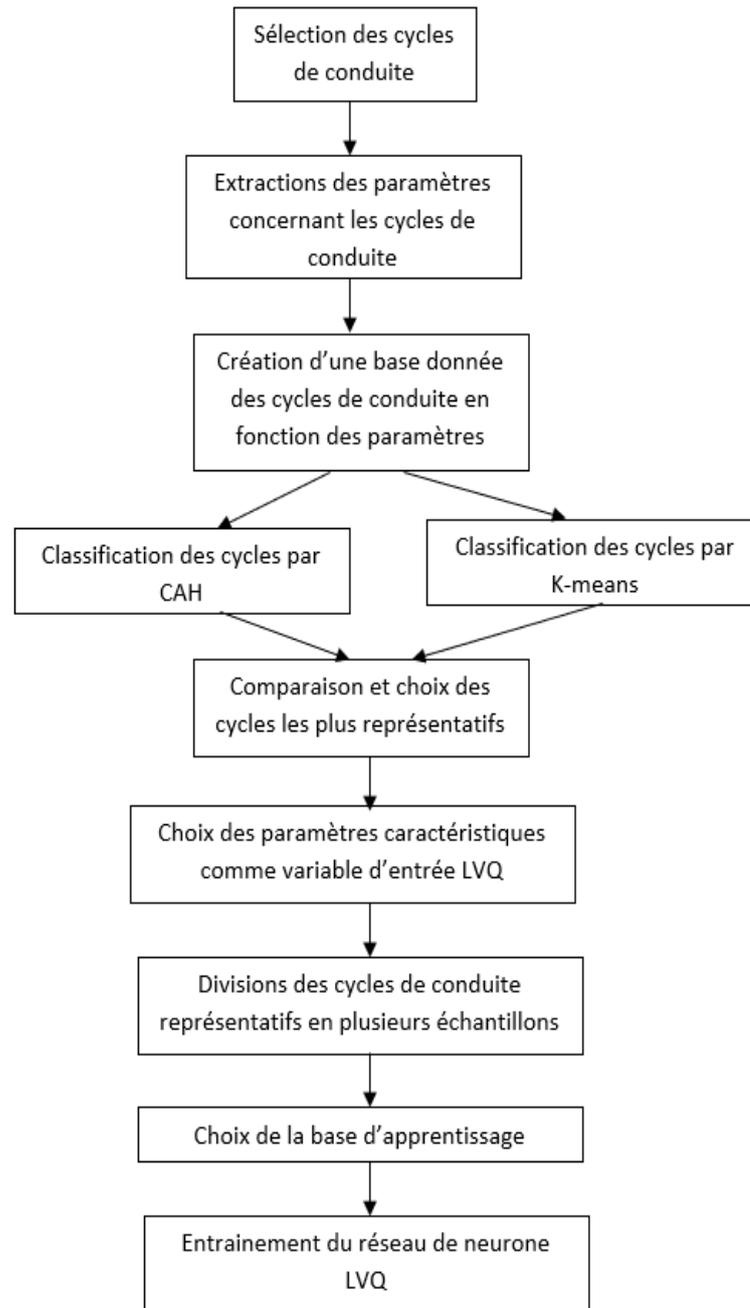


Figure II-1 : Etapes de conception de l'algorithme de reconnaissance des cycles

III- Sélection des cycles de conduite et des variables caractéristiques :

Selon [15], il existe plus de 256 cycles de conduite provenant de plusieurs pays et communautés, utilisés pour la reconnaissance des cycles de conduite. Ces cycles sont similaires, il est possible de les regrouper en fonction de leurs caractéristiques, afin de réduire le nombre de classes que le réseau de neurone LVQ aura à reconnaître. Dans cette section, nous choisissons les cycles (ou classes de cycles), les variables caractéristiques les plus représentatifs.

III-1-Cycles de conduite considéré :

Dans le cadre de ce mémoire cadre de ce mémoire un nombre réduit de cycles de conduite a été choisi représentant les différents types de conduite allant de l'urbain jusqu'à l'autoroute.

Programme	Nom du Cycle	Commentaire
Cycles législatifs de l'UE	ECE EUDC ETC -part 2	Urbain Extra-Urbain Rural
Cycles US	FTP72 US06 SC03 NYCC HWFET UDSS	Urbain Route principale Suburbain Urbain Route principale Urbain
Cycles législatif japonais	JE05	Urbain
Cycle de conduite Artemis	Artemis urbain Artemis rural Artemis motorway 150 Artemis motorway 130 Artemis HightMot_motorway	Urbain Rural Autoroute Autoroute Autoroute
Cycles de conduite INRETS	Inrets.Urbainlent 1 Inrets.Urbainfluide 2 Inrets.Route 3 Inrets.auroute 1	Urbain Urbain Suburbain Autoroute
MODEM HyZem	MODEM HyZem Urbain MODEM HyZem road_total MODEM HyZem motorway-total	Urbain Rural Autoroute
Cycles MTC	MTC Essing_congestionné MTC Essing_LibreCirculation	Urbain Suburbain

Tableau II-1 : Liste de certains cycles de conduite

III-2 Principe de la reconnaissance des cycles de conduites :

Lors du trajet du véhicule, la vitesse de celle-ci est collectée à chaque instant via des capteurs. Après un certain temps écoulé, les données collectées concernant la vitesse seront utilisées pour extraire les paramètres caractéristiques du véhicule qui permettront de le situer dans une condition de roulage bien précise (urbaine, suburbaine, route principale, autoroute). Ces paramètres extraits seront utilisés comme vecteur d'entrée pour notre algorithme de reconnaissance lequel, après calcul déterminera sur quel type de route évolue le véhicule, ce qui permettra de faire le choix de la bonne stratégie de gestion qui permettra la réduction de la consommation de carburant.

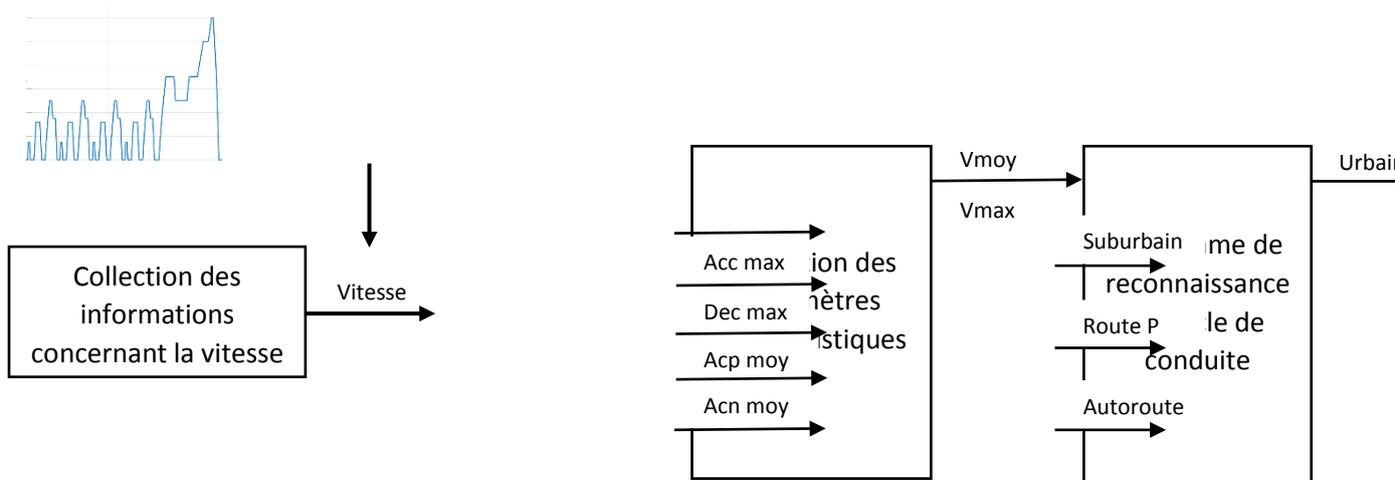


Figure II-2 : Principe de l'algorithme de reconnaissance

III-3- Choix des variables :

Pour assurer une reconnaissance des conditions de roulage en temps réel, une réduction du nombre de variables significatif doit être effectué pour décroître le temps de calcul et rendre possible l'application « online ». Ceci veut dire qu'il faut impérativement faire un choix sélectif et objectif des paramètres et critères qui peuvent caractériser un cycle de conduite, sur lesquels nous allons nous baser pour faire la reconnaissance des conditions de roulage en temps réel.

Dans le contexte de cette problématique, un travail a été réalisé en s'appuyant sur une base de données de LTE-IFSTTAR, ce qui a permis d'avoir un grand nombre (plus de 500) de variables liées au fonctionnement du véhicule, des données relatives aux batteries, et d'autres relatives au moteur [16]. La première étape de l'identification du type de conduite consiste à déterminer les variables à surveiller de manière à fournir une classification robuste. Le choix des signaux corrects est crucial car tout traitement ultérieur et tous les résultats en dépendent entièrement. C'est dans ce cadre qu'on va s'appuyer sur le travail effectué par [Robert Joumard] [17], qui a analysé les corrélations entre plus de 51 de ces paramètres. Ces paramètres sont répertoriés dans le tableau II-2.

Liste des variables			
1	Durée	26	Kurtosis d'accélération
2	Distance	27	Distance moyenne entre les arrêts
3	Vitesse moyenne	28	Durée de conduite
4	Temps d'arrêt	29	Durée <20 km / h
5	Nombre d'arrêt	30	Durée 40-60 km / h
6	Nombre d'accélération/décélération	31	Durée 60-80 km / h
7	Nombre de décélération/accélération	32	Durée 80-100 km / h
8	Nombre d'accélération	33	Durée 100-120 km / h
9	Nombre d'accélération élevé	34	Durée 120-140 km / h
10	Puissance cinétique négative	35	Durée >140 km / h
11	Puissance cinétique stable	36	Durée < -1.4 m/s ²
12	Puissance cinétique positive	37	Durée -1.4 -0.6 m / s ²
13	Temps de décélération	38	Durée -0.6 -0.2 m / s ²
14	Durée stable	39	Durée -0.2 +0.2 m / s ²
15	Temps d'accélération	40	Durée +0.2 +0.6 m / s ²
16	Décélération moyenne	41	Durée +0.2 +1.6 m / s ²
17	Accélération stable	42	Durée > +1.0 m / s ²
18	Accélération moyenne	43	Vitesse de course
19	Ecart type de la vitesse	44	Durée relative d'arrêt (%)
20	Asymétrie de vitesse	45	Arrêt par km
21	Kurtosis de vitesse	46	Accel / Decel par km
22	Accélération positive moyenne	47	Accélération par km
23	Décélération positive moyenne	48	Forte accélération par km
24	Ecart type de l'accélération	49	Vitesse max
25	Asymétrie de l'accélération	50	Nombre d'arrêt

Tableau II-2 : Liste de 50 paramètres utilisés pour caractériser les cycles

Dans le souci d'assurer une convergence rapide de l'algorithme un choix réduit de paramètres caractéristiques a été réalisé en se basant sur le travail de Hongwen He [18], qui utilise l'analyse en composante principale sur certains de ces paramètres, afin de récupérer les paramètres les plus caractéristiques qui sont indispensable à la reconnaissance en temps réel. Les paramètres retenus sont répertoriés dans le tableau II-3.

Liste des variables retenues	
1	Vitesse moyenne
2	Vitesse max
3	Accélération max
4	Décélération max
5	Accélération positive moyen
6	Accélération négative moyen

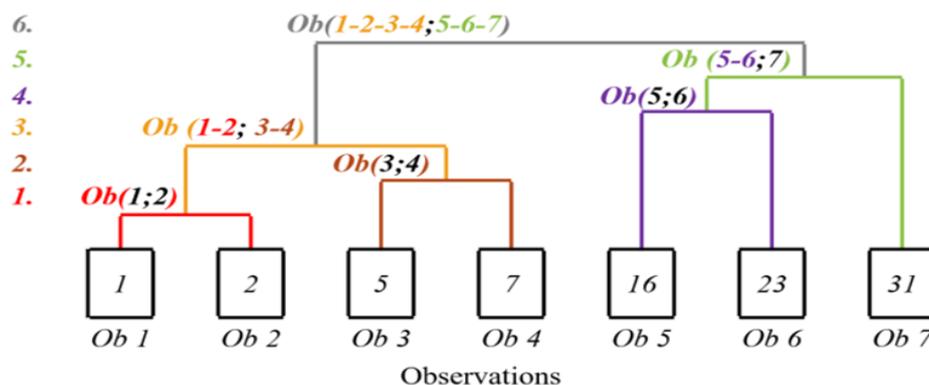
Tableau II-3 : Paramètres caractéristiques retenus

IV- Classification ascendante hiérarchique (CAH) :

Nous utilisons la CAH pour regrouper les cycles de conduite du tableau II-1, en quatre classes distinctes selon les similarités qu'ils représentent afin d'éviter des redondances. La CAH est une méthode de classification automatique utilisée en analyse des données, à partir d'un ensemble Ω de n individus, son but est de répartir ces individus dans un certain nombre de classes. La méthode suppose qu'on dispose d'une mesure de dissimilarité entre les individus, dans le cas de points situés dans un espace euclidien, on peut utiliser la distance comme mesure de dissimilarité. La dissimilarité entre des individus x et y sera notée $dissim(x,y)$. La CAH est dite ascendante car elle part d'une situation où tous les individus sont seuls dans une classe, puis sont rassemblés en classes de plus en plus grandes. Le qualificatif hiérarchique vient du fait qu'elle produit une hiérarchie H représentée par un dendrogramme (figure II-3).

IV-1- Principe de la CAH :

Initialement, chaque individu forme une classe, soit n classes. On cherche à réduire le nombre de classes à $nb_{classes} < n$, ceci se fait itérativement. À chaque étape, on fusionne deux classes, réduisant ainsi le nombre de classes. Les deux classes choisies pour être fusionnées sont celles qui sont les plus « proches », en d'autres termes, celles dont la dissimilarité entre elles est minimale, cette valeur de dissimilarité est appelée indice d'agrégation. On continue ainsi jusqu'à ce que toutes les classes soient regroupées. Après la fin du processus on peut alors choisir une partition en tronquant l'arbre à un niveau donné, le niveau dépendant soit des



contraintes de l'utilisateur, soit de critères plus objectifs.

Figure II-3 : Principe de la CAH

IV-2-Qualité de partitionnement :

Selon [19], dans la CAH, la qualité de partition est bonne si les individus d'une même classe sont proches et si les individus de deux classes différentes sont éloignés. Qui se traduit mathématiquement par une variabilité intra-classe petite et une variabilité inter-classe grande. La qualité de la partition est mesurée par le rapport de l'inertie inter sur l'inertie totale. Plus cette valeur est proche de 1 plus la partition est bonne, et plus cette valeur se rapproche de 0 plus la partition est mauvaise.

$$0 \leq \frac{\text{Inertie inter}}{\text{Inertie totale}} \leq 1 \quad (1)$$

$\frac{\text{Inertie inter}}{\text{Inertie totale}} = 0$, Par variable, les classes ont mêmes moyennes. Ne permet pas de classifier

$\frac{\text{Inertie inter}}{\text{Inertie totale}} = 1$, Les individus d'une même classe sont identiques. Idéal pour classifier

L'inertie totale T d'un nuage de n individus est la somme de l'inertie intra-classe et de l'inertie inter-classes :

$$T = I_{intra} + I_{inter} \quad (2)$$

où l'inertie inter-classes est l'inertie des centres de gravité des classes pondérées par P_j , et mesure donc la séparation des classes :

$$I_{inter} = \sum_{j=1}^K P_j d^2(G_j, G) \quad (3)$$

K : nombre de classe

P_j : Poids total du $j^{\text{ième}}$ classe

G_j : centre de gravité du $j^{\text{ième}}$ classe

G : centre de gravité des n individus

L'inertie intra-classe est la somme des inerties des classes et mesure donc l'hétérogénéité (différences) des classes :

$$I_{intra} = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^n w_i d^2(x_i, G_k) \quad (4)$$

K : nombre de classe

n : nombre d'individu dans la $k^{\text{ième}}$ classe

w_i : poids du $i^{\text{ième}}$ individu de la classe considérée

x_i : $i^{\text{ième}}$ individu de la classe considérée

G_k : centre de gravité du $k^{\text{ième}}$ classe

Remarque :

- Ce critère ne peut être jugé en absolu car il dépend du nombre d'individus et du nombre de classes.
- L'inertie totale, intra-classe et inter-classes est aussi appelée variance intra et inter-classes quand $w_i = \frac{1}{n}$, c'est-à-dire tous les individus du nuage sont de même poids [33]

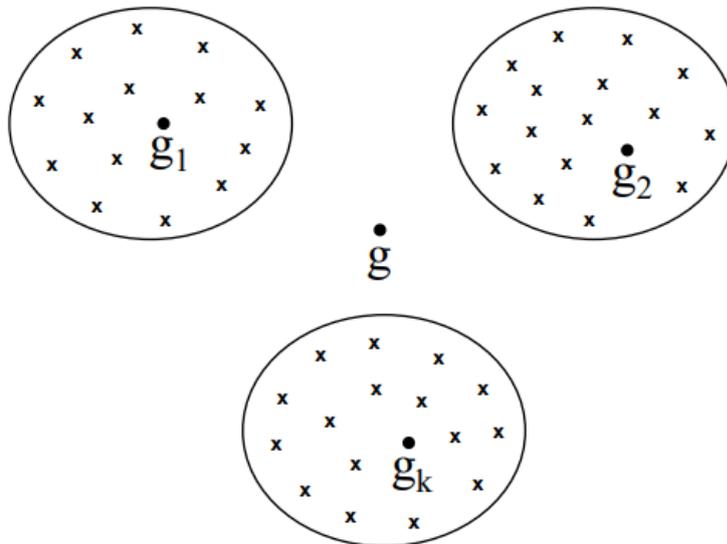


Figure II-4 : Variance intra et inter-classes

IV-3- Techniques de mesure de dissimilarité interclasses :

La dissimilarité de deux classes $C_1=\{x\}$, $C_2=\{y\}$ contenant chacune un individu se définit simplement par la dissimilarité entre ses individus. $dissim(C_1,C_2)=dissim(x,y)$.

Lorsque les classes ont plusieurs individus, il existe de multiples critères qui permettent de calculer la dissimilarité. Les plus simples sont les suivants :

- **Le saut minimum :**

Le saut minimum retient le minimum des distances entre les individus de C_1 et C_2 :

$$dissim(C_1,C_2) = \min_{x \in C_1, y \in C_2} (dissim(x, y)) \quad (5)$$

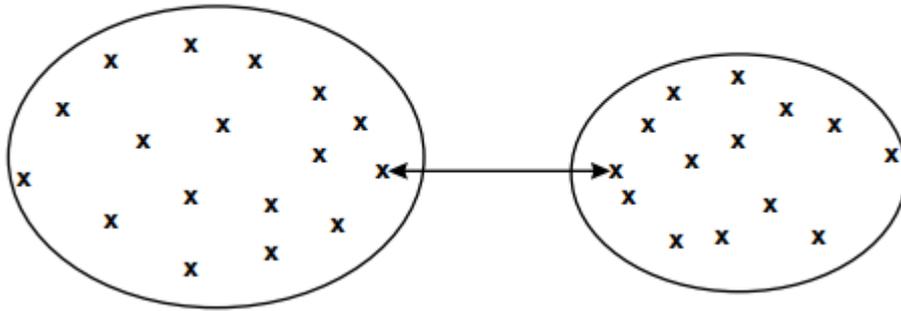


Figure II-5 : Saut minimum

- **Le saut maximum :**

Le saut maximum est la dissimilarité entre les individus de C_1 et C_2 les plus éloignés :

$$\text{dissim}(C_1, C_2) = \max_{x \in C_1, y \in C_2} (\text{dissim}(x, y)) \quad (6)$$

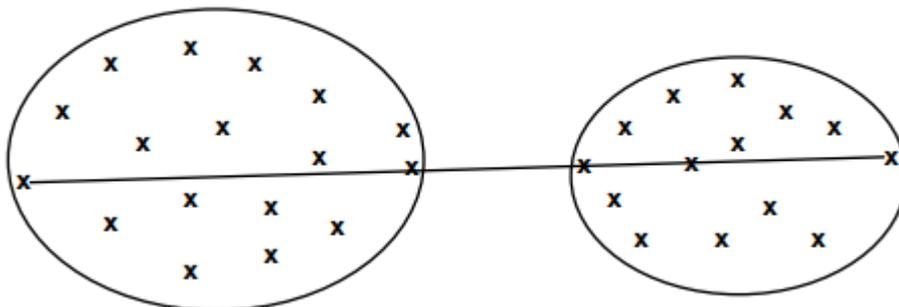


Figure II-6 : Saut maximum

- **La distance de Ward :**

La distance de Ward vise à maximiser l'inertie inter-classe :

$$\text{dissim}(C_1, C_2) = \frac{n_1 * n_2}{n_1 + n_2} \text{dissim}(G_1, G_2) \quad (7)$$

Avec n_1 et n_2 les effectifs des deux classes, G_1 et G_2 leurs centres de gravité respectifs.

Centres de gravité :

En mathématiques, le centre de gravité d'un ensemble fini de points du plan ou de l'espace est un point qui permet de réduire certaines combinaisons linéaires de vecteurs. Les coordonnées de ce centre de gravité dans un repère cartésien correspondent alors aux moyennes arithmétiques des coordonnées homologues de chacun des points considérés, éventuellement affectés des coefficients de pondération.

On appelle centre de gravité de n points pondérés $\{(A_i, a_i)_i\}$ l'unique point G tel que

$$\sum_{i=1}^n a_i \overrightarrow{GA_i} = \vec{0} \quad (8)$$

a_i : coefficient de pondération du $i^{\text{ème}}$ point

G : centre de gravité

A_i : $i^{\text{ème}}$ point considérée

IV-4- Résultats pour la classification Ascendante Hiérarchique dans XLSTAT :

L'implémentation de cet algorithme se fera sur XLSTAT qui est une extension cloud de Excel, qui fournira :

- **Statistiques des nœuds :**

Dans ce tableau sont affichées les informations concernant les nœuds successifs du dendrogramme. Le premier nœud a pour indice le nombre d'objets augmenté de 1. Ainsi, il est aisé de repérer à quel moment un objet ou un groupe d'objets est regroupé avec un autre objet ou groupe d'objets au niveau d'un nouveau nœud dans le dendrogramme.

- **Diagramme des niveaux :**

Dans ce tableau sont affichées les statistiques des nœuds du dendrogramme.

- **Dendrogrammes :**

Le dendrogramme complet permet de visualiser le regroupement progressif des objets. Si une troncature a été demandée, un trait en pointillé marque le niveau auquel est effectuée la troncature. Le dendrogramme tronqué permet de visualiser les classes après la troncature.

- **Barycentres des classes :**

Dans ce tableau sont affichées les coordonnées des barycentres des classes pour les différents descripteurs.

- **Distances entre les barycentres des classes :**

Dans ce tableau sont affichées les distances euclidiennes entre les barycentres des classes pour les différents descripteurs.

- **Objets centraux :**

Dans ce tableau sont affichées pour chaque classe les coordonnées de l'objet le plus proche du barycentre de la classe.

- **Distances entre les objets centraux :**

Dans ce tableau sont affichées les distances euclidiennes entre les objets centraux des classes pour les différents descripteurs.

- **Résultats par classe :**

Les statistiques descriptives des classes (nombre d'objets, somme des poids, variance intra-classe, distance minimale au barycentre, distance maximale au barycentre, distance moyenne au barycentre) sont affichées dans la première partie du tableau. Les objets sont affichés dans la seconde partie.

- **Résultats par objet :**

Dans ce tableau est indiquée pour chaque objet sa classe d'affectation dans l'ordre initial des objets.

V- K-means :

Le clustering K-means est l'un des algorithmes d'apprentissage automatique non supervisé le plus couramment utilisés pour partitionner un ensemble de données en un ensemble de k groupes (k clusters), où k représente le nombre de groupes pré-spécifié par l'analyste. Il classe les objets en plusieurs groupes (clusters), de manière à ce que les objets au sein du même groupe soient les plus semblables que possible (forte similitude intra-classe), tandis que les objets provenant de différents groupes soient les plus dissemblables possible (faible similitude inter-classe). Dans le clustering k-means, chaque cluster est représenté par son centre de gravité (centroïde) qui correspond à la moyenne des points attribués au cluster.

V-1-Principe :

Le mécanisme consiste à définir un centroïde pour chaque cluster et à calculer les distances euclidiennes entre ces centroïdes et chaque point de l'ensemble de données. De cette façon, chaque point peut être associé au centroïde le plus proche. À ce stade, chaque centroïde est défini sur la moyenne arithmétique du cluster qu'il définit et le processus de classification peut être répété jusqu'à ce que l'emplacement des centroïdes se stabilise. À la fin de cette boucle, les centroïdes finales sont utilisées pour définir la mise en cluster de l'ensemble de données en entrée. Donc la fonction coût à minimiser est la distance entre les points à l'intérieur de chaque classe qui est la suivante :

$$\arg \min \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{C_i} \|X_j - V_i\|^2 \quad (9)$$

k : nombre de cluster

C_i : nombre de points de données dans le $i^{\text{ème}}$ cluster

X_j : $j^{\text{ème}}$ point de donnée dans le $i^{\text{ème}}$ cluster

V_i : Centre de gravité du $i^{\text{ème}}$ cluster

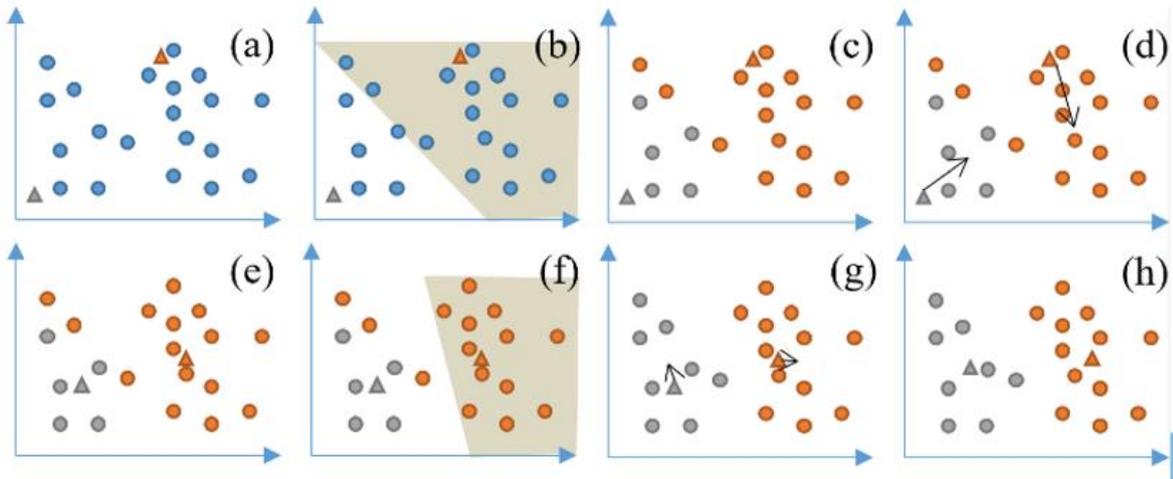


Figure II-7 : Illustration de l'algorithme k-means

V-2 Choix du nombre de clusters :

Choisir un nombre de cluster K n'est pas forcément intuitif. Spécialement quand le jeu de données est grand et qu'on n'ait pas un a priori ou des hypothèses sur les données. Un nombre K grand peut conduire à un partitionnement trop fragmenté des données. Par contre, un nombre de clusters trop petit, conduira à avoir, potentiellement, des clusters trop généralistes contenant beaucoup de données. La difficulté résidera donc à choisir un nombre de cluster K qui permettra de mettre en lumière des patterns intéressants entre les données. Il n'existe pas de procédé automatisé pour trouver le bon nombre de clusters. La méthode la plus usuelle pour choisir le nombre de clusters est de lancer K-Means avec différentes valeurs de K et de calculer la variance des différents clusters et choisir celle qui minimise la distance intra-classe.

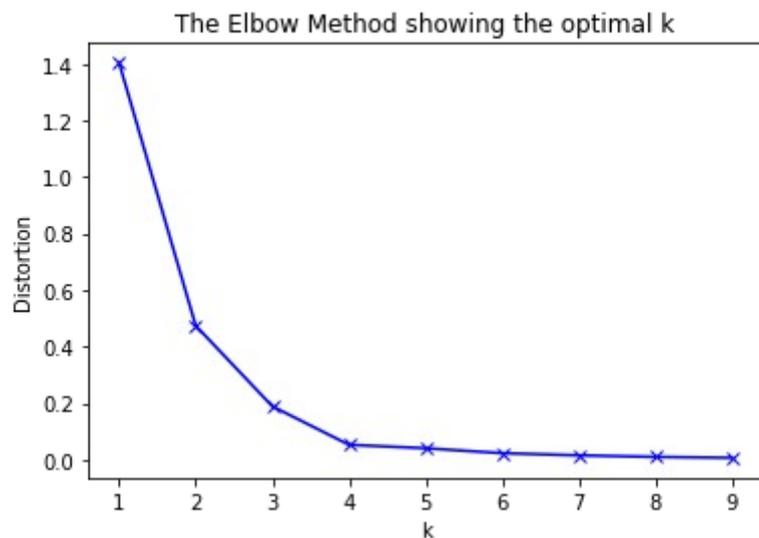


Figure II-8 : Méthode du coude montrant le K optimal

du coude montrant le K optimal

On remarque sur ce graphique, la forme d'un bras où le point le plus haut représente l'épaule et le point où K vaut 9 représente l'autre extrémité de la main. Le nombre optimal de clusters

est le point représentant le coude. Ici le coude peut être représenté par K valant 2 ou 3. C'est le nombre optimal de clusters.

V-3 Résultats pour la classification par K-means dans XLSTAT :

L'implémentation de cet algorithme se fera sur XLSTAT aussi, alors les résultats à obtenir sont:

- **Bilan de l'optimisation :**

Dans ce tableau est affichée l'évolution de la variance intra-classe. Si plusieurs répétitions ont été demandées, les résultats sont affichés pour chaque répétition.

- **Statistiques pour chaque itération :**

Permet de construire un graphique présentant l'évolution du critère choisi au fur et à mesure des itérations.

- **Décomposition de la variance pour la classification optimale :**

Dans ce tableau sont affichées la variance intra-classe, la variance inter-classe et la variance totale.

- **Barycentres des classes :**

Dans ce tableau sont affichées les coordonnées des barycentres des classes pour les différents descripteurs.

- **Distances entre les barycentres des classes :**

Dans ce tableau sont affichées les distances euclidiennes entre les barycentres des classes pour les différents descripteurs.

- **Objets centraux :**

Dans ce tableau sont affichées, pour chaque classe, les coordonnées de l'objet le plus proche du barycentre de la classe.

- **Distances entre les objets centraux :**

Dans ce tableau sont affichées les distances euclidiennes entre les objets centraux des classes pour les différents descripteurs.

- **Résultats par classe :**

Les statistiques descriptives des classes (nombre d'objets, somme des poids, variance intra-classe, distance minimale au barycentre, distance maximale au barycentre, distance moyenne au barycentre) sont affichées dans la première partie du tableau. Dans la seconde partie sont affichés les objets.

- **Résultats par objet :**

Dans ce tableau est indiquée, pour chaque objet, sa classe d'affectation dans l'ordre initial des objets.

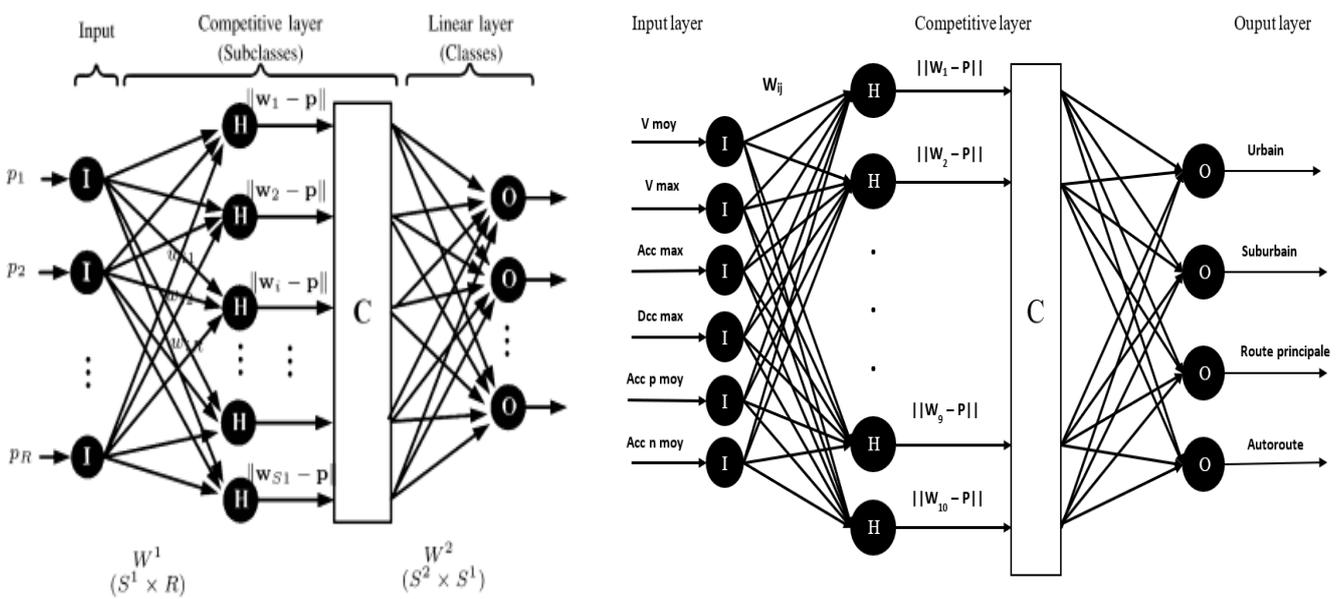
VI- Algorithme de reconnaissance des cycles par réseau neuronal LVQ :

La quantification vectorielle d'apprentissage (LVQ) est un algorithme neuronal. Cet algorithme adopte une approche compétitive et gagnante de l'apprentissage. L'algorithme LVQ permet de choisir le nombre d'instances de formation à suivre, puis d'apprendre à quoi ressemblent ces instances. LVQ a été inventé par Teuvo Kohonen et est lié à l'algorithme voisin k-le plus proche. Le réseau LVQ est sélectionné en raison de son efficacité dans la classification des classes cibles complexes et non linéairement séparables [20]. L'avantage est que l'on peut simplement obtenir l'optimum global par calcul direct de la distance entre le vecteur d'entrée et la couche compétitive sans normalisation et orthogonalisation des vecteurs d'entrée. Dans la plupart des travaux effectués pour la reconnaissance des cycles de conduite, le réseau neuronal LVQ est le plus utilisé pour ces performances et ces bons résultats, [21],[22],[23]. Donc en se basant sur ces références, notre choix s'est porté sur le réseau neuronal LVQ.

VI-1- Principe :

Un réseau LVQ classe son vecteur d'entrée dans l'une des nombreuses classes cibles via un processus en deux étapes. Dans la première étape, une couche compétitive est utilisée pour identifier les sous-classes de vecteurs d'entrée. Dans la deuxième étape, une couche linéaire est utilisée pour combiner ces sous-classes dans les classes cibles appropriées (figure II-8-a). Le processus de classification à l'intérieur du réseau LVQ peut être brièvement décrit comme suit.

Chaque neurone (désigné par "H") dans la couche compétitive du réseau calcule la distance euclidienne entre le vecteur d'entrée donné, $P = [p_1, p_2, \dots, p_r]^T$, et le vecteur de poids $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, w_{iR}]^T$ (spécifique à chaque neurone). Par la suite, la couche compétitive (désignée par "C") attribue un 1 à la sous-classe la plus proche du vecteur d'entrée donné et 0 à toutes les autres sous-classes représentées dans le réseau. La couche linéaire transforme les classes de la couche compétitive en



classifications cibles définies par l'utilisateur.

La figure II-9-b montre la topologie du réseau LVQ adapté pour la reconnaissance des cycles de conduite.

VI-2- Algorithme d'apprentissage du réseau :

(1) Initialisation du réseau

Définir les facteurs entre la couche d'entrée et la couche compétitive en petit nombre aléatoire

(2) Vecteur d'entrée

Définir le vecteur d'entrée $x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]^T$ dans la couche d'entrée.

(3) Distance entre le vecteur de référence et le vecteur d'entrée dans la couche cachée

Figure II-9-a : Topologie du réseau neuronal LVQ

le vecteur

Figure II-9-b : Topologie du réseau LVQ pour la reconnaissance des cycles de conduite

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})^2} \quad (10)$$

W_{ij} : poids entre la $i^{\text{ème}}$ entrée et le $j^{\text{ème}}$ neurone

(4) Choisir les neurones les plus proches du vecteur d'entrée

Calculer et sélectionner le neurone qui a la distance minimale entre le vecteur d'entrée et le vecteur de référence, ce sera le neurone gagnant j .

(5) Mettre à jour le vecteur de référence

Si le neurone gagnant est le même que la classification prédéfinie, il sera correctement classé, sinon ce sera la classification incorrecte. Le poids du vecteur de référence est mis à jour à l'aide de l'algorithme LVQ (figure II-9), comme indiqué dans l'équation (8).

$$\Delta\omega_{i,j} = \begin{cases} +\eta(x_i - \omega_{i,j}), & \text{pour classification correcte} \\ -\eta(x_i - \omega_{i,j}), & \text{pour classification incorrecte} \end{cases} \quad (11)$$

Où η est le taux d'apprentissage

(6) Déterminer la fin de l'algorithme

Si le nombre d'itérations est supérieur au nombre prédéterminé ou le taux d'apprentissage a atteint une valeur suffisamment petite, le calcul sera terminé. Sinon, revenez à la deuxième étape.

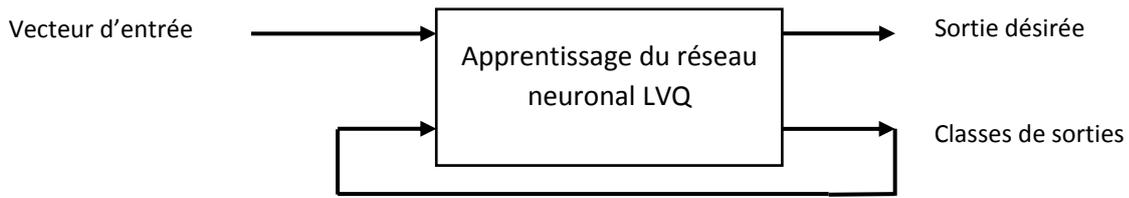
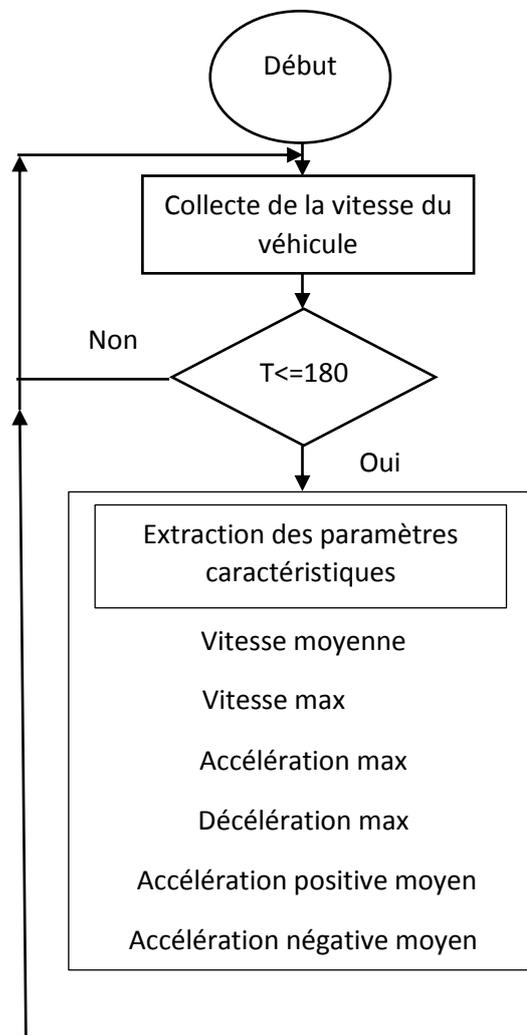


Figure II-10 : Principe d'apprentissage

VI-3 Réseau de neurones LVQ pour la reconnaissance des cycles :

La reconnaissance a pour but de situer le véhicule dans une condition de roulage bien précise toutes les 180s grâce aux différentes données acquises via les capteurs du véhicule. L'algorithme récupère à chaque instant l'information concernant sur la vitesse du véhicule, et lorsque $t=180s$, il calcule les autres paramètres caractéristiques qui lui sont nécessaires grâce à la vitesse déjà acquise. Ces données sont organisées sous forme de vecteur et sont présentées à l'entrée du réseau de neurone LVQ qui assure une classification, et détermine la classe gagnante parmi quatre classes. Chaque classe représente une condition de roulage bien précise qui sont : urbain, suburbain, route principale et autoroute. Le modèle de la reconnaissance est illustré par l'organigramme de la figure II-10. Chaque type de conduite reconnu servira à l'élaboration de la stratégie de gestion d'énergie, par le contrôleur de source d'énergie du VEH.



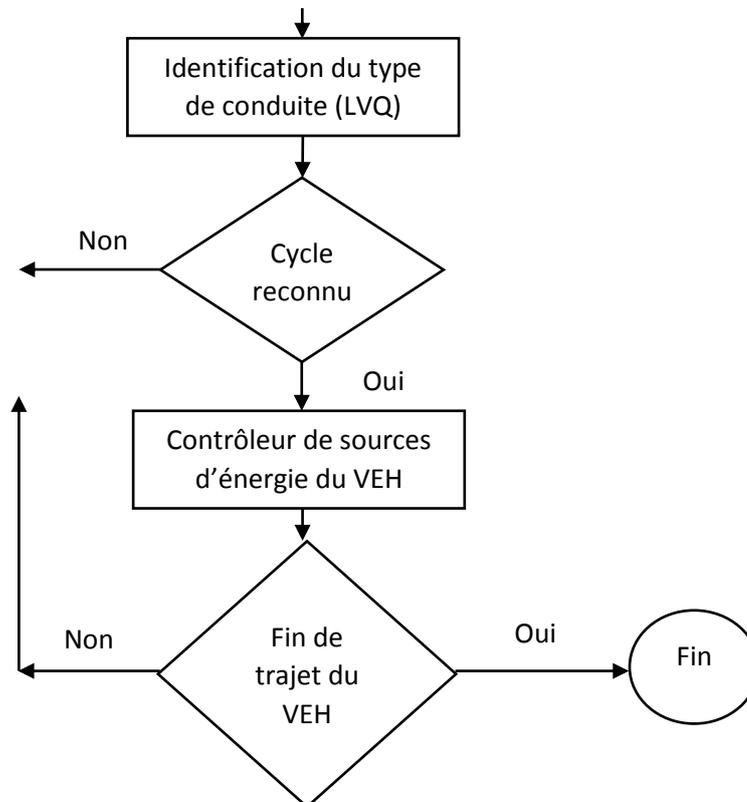


Figure II-11 : Modèle de la reconnaissance du cycle de conduite

Le réseau de neurone LVQ (figureII-8-b) obtenu après l'étape d'apprentissage, est celui dont les poids ont permis d'obtenir un nombre maximal de reconnaissance correcte des cycles de conduite. Il pourra être embarqué sur un véhicule pour la reconnaissance des cycles de conduite, en temps réel, en réponse aux données transmises par les capteurs provenant de la chaîne de traction.

VII-Conclusion :

La classification ascendante hiérarchique (CAH) est une méthode de classification qui permet de regrouper les objets deux à deux en fonction de leurs dissimilarités. On peut donc choisir un type de dissimilarité adapté au sujet étudié et à la nature des données. Et contrairement au k-means, la classification hiérarchique ne nécessite pas de déterminer un nombre de classes au préalable.

Les K-means est une technique de classification par apprentissage automatique qui permet de simplifier des ensembles de données volumineux en ensembles de données simples et plus petits, grâce à sa rapidité d'exécution et sa flexibilité vis-à-vis de la quantité de données qu'il peut prendre en compte, contrairement à la technique CAH elle effectue une mise à jour des calculs des centres de classes après chaque nouvelle affectation pour suivre l'évolution de son contenu.

Les résultats des deux méthodes de classification CAH et K-means, seront étudiés puis comparés pour choisir celle qui permet de faire le bon choix concernant les cycles de

CHAPITRE 3

IMPLEMENTATION ET RESULTATS

I-Introduction :

Dans l'optique de réaliser l'implémentation de notre algorithme, une première base de données des différents cycles de conduite répertoriés a été créée dans Excel à partir de [15], puis grâce à l'extension cloud XLSTAT dans Excel une classification sera effectuée par les deux méthodes de classification proposées pour déterminer les cycles de conduite les plus pertinents. Ces cycles de conduite retenus seront simulés dans Matlab Simulink, puis divisés en plusieurs échantillons, et les paramètres caractéristiques de chaque échantillon seront extraits pour pouvoir créer une deuxième base de données qui servira à l'entraînement du réseau neuronal LVQ qui sera implémenté dans MATLAB pour la reconnaissance des cycles. Après entraînement du réseau un cycle de conduite sera généré grâce à Matlab Simulink dont les paramètres caractéristiques seront extraits toutes les 180s pour pouvoir réaliser des tests sur le réseau neuronal LVQ. L'implémentation des différentes étapes sera décrite et les résultats obtenus seront discutés dans la suite du chapitre.

II-Environnement de travail :

II-1-XLSTAT :

XLSTAT (figure III-1) est un système d'analyse de données et un logiciel statistique pour Microsoft Excel [28]. Il est développé depuis 1993. Grâce à des compléments intégrés, XLSTAT étend Excel à un outil de statistiques efficace et facilement accessible qui couvre la plupart des fonctions nécessaires à l'analyse et à la modélisation des données, il utilise les fonctionnalités d'Excel en ce qui concerne la collecte de données et la présentation des résultats. Il comprend plus de 200 fonctionnalités dans des solutions générales ou spécifiques au domaine [29]. Il comprend la régression (linéaire, logistique, non linéaire), l'analyse de données multivariées (analyse en composantes principales, analyse des correspondances, regroupement hiérarchique agglomératif, K-moyennes, K-voisins les plus proches, arbres de décision), tests de corrélation, tests paramétriques, tests non paramétriques, ANOVA, ANCOVA, modèles mixtes et bien plus encore. Les solutions spécifiques au domaine permettent une analyse multivariée avancée (RDA, CCA, MFA), la cartographie des préférences et d'autres outils sensorimétriques, le contrôle statistique des processus, simulations, analyse de séries chronologiques, effets dose-réponse, modèles de survie, analyse conjointe, modélisation d'équations structurelles... Les modules optionnels incluent la visualisation 3D et les modèles de classe latente. XLSTAT est utilisé pour le marketing quantitatif, l'analyse d'enquêtes, l'analyse de portefeuille, et bien d'autres.

A partir de cette interface nous collectons les données des différents cycles de conduite, qui constituera notre première base de données. Puis nous utilisons la fonction analyses de données multivariées de XLSAT, précisément la classification ascendante hiérarchique et les K-moyennes, dont leurs résultats seront étudiés, puis comparés pour le choix de nos quatre cycles représentatifs.

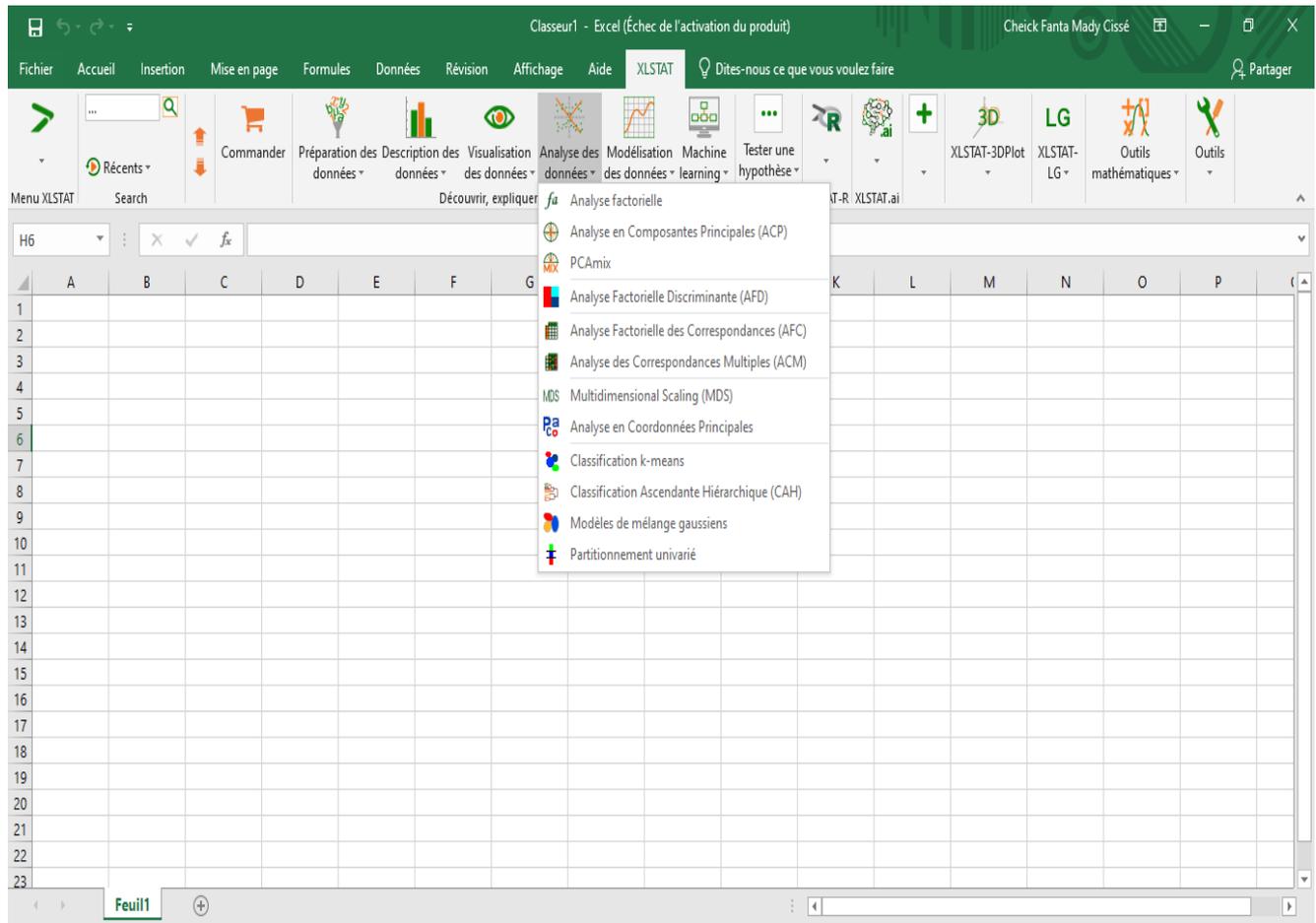


Figure III-1 : l'interface graphique du cloud XLSTAT

II-2 Matlab :

MATLAB (figure III-2, une abréviation de « matrice de laboratoire ») est un environnement de calcul numérique multiparadigme et un langage de programmation propriétaire développé par Math Works [30]. Il permet des manipulations matricielles, le traçage de fonctions et de données, la mise en œuvre d'algorithmes, la création d'interfaces utilisateur et l'interfaçage avec des programmes écrits dans d'autres langages. MATLAB est un langage de développement informatique particulièrement dédié aux applications scientifiques. Il est utilisé pour développer des solutions nécessitant une très grande puissance de calcul. MATLAB est largement utilisé comme outil de calcul en science et en ingénierie englobant les domaines de la physique, de la chimie, des mathématiques et de tous les courants d'ingénierie. Il est utilisé dans une gamme d'applications : traitement du signal et communications, traitement d'image et de vidéo, systèmes de contrôle, test et mesure, finance informatique, biologie computationnelle

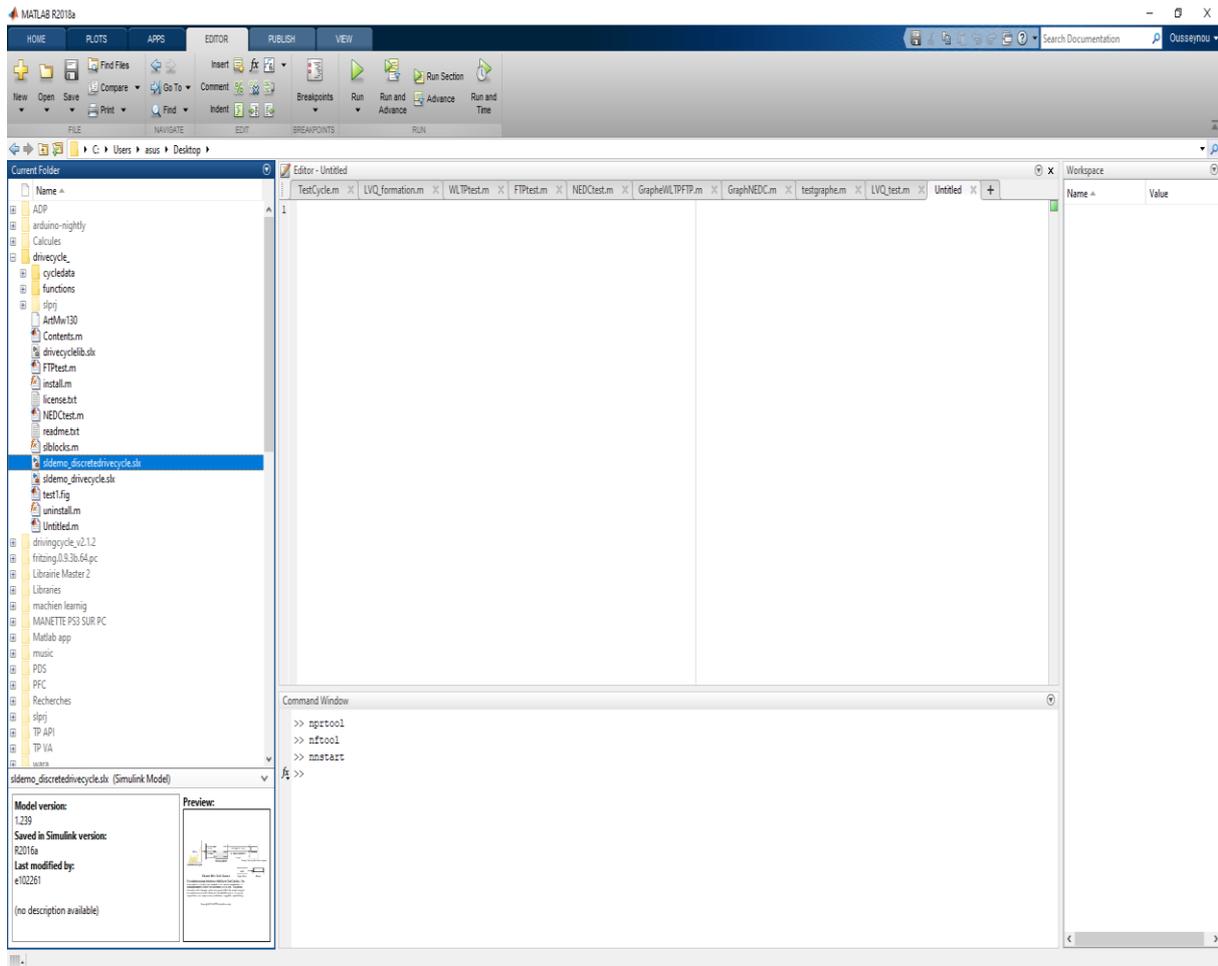


Figure III-2 : L'interface graphique de Matlab

Matlab Neural Network Toolbox fournit des outils pour la conception, la mise en œuvre, la visualisation et la simulation de réseaux de neurones. Il prend en charge les réseaux à action directe, les réseaux à base radiale, les réseaux dynamiques, les cartes auto-organisées et d'autres

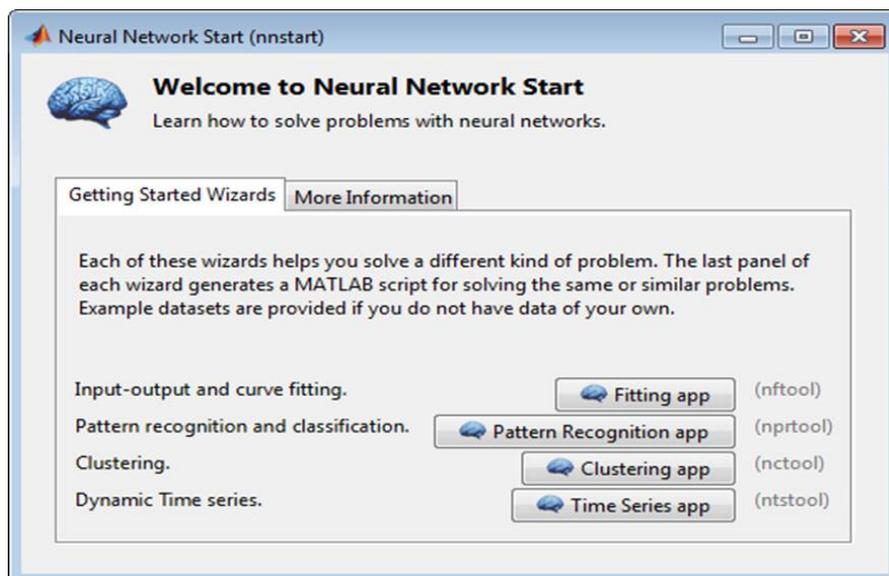


Figure III-4 : Matlab Simulink

Les outils fournis par Matlab Neural Network Toolbox seront utilisés pour la conception et l'entraînement du réseau de neurones LVQ, et Matlab Simulink sera utilisé pour la simulation des cycles de conduite retenus et du cycle de test du réseau LVQ.

III-Implémentation :

III-1- Classification des cycles de conduite :

L'approche utilisée pour caractériser et sélectionner les cycles de conduite dans ce mémoire est celle qui repose principalement sur la visualisation des cycles de conduite en fonction des paramètres significatifs. L'objectif principal de la classification à partir de la visualisation est de pouvoir classer les cycles de conduite de manière à ce qu'ils puissent représenter toutes les conditions de roulage possible, et de faire un choix des plus représentatifs. Quatre types ou classes possibles ont été retenus en fonction du niveau de vitesse :

- Autoroute [90 - 140 km / h]
- Route principale [70 - 100 km / h]
- Rural (suburbain ou extra urbain) [35 - 80 km / h]
- Urbain [0 - 40 km / h].

Le choix de quatre classes est provisoire. C'est à partir des méthodes de classification que nous allons déterminer si c'est un bon choix ou pas.

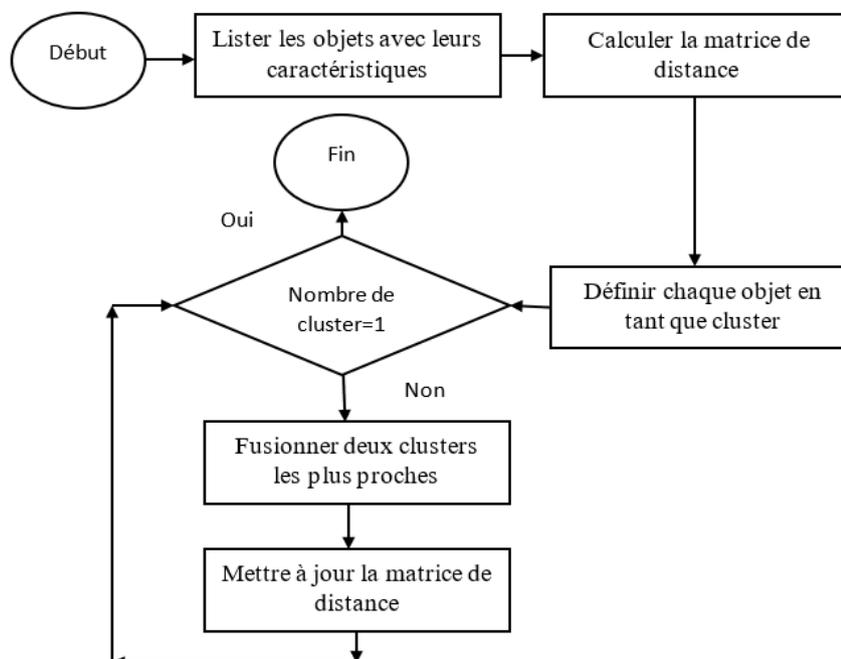


Figure III-5 : Organigramme de la CAH

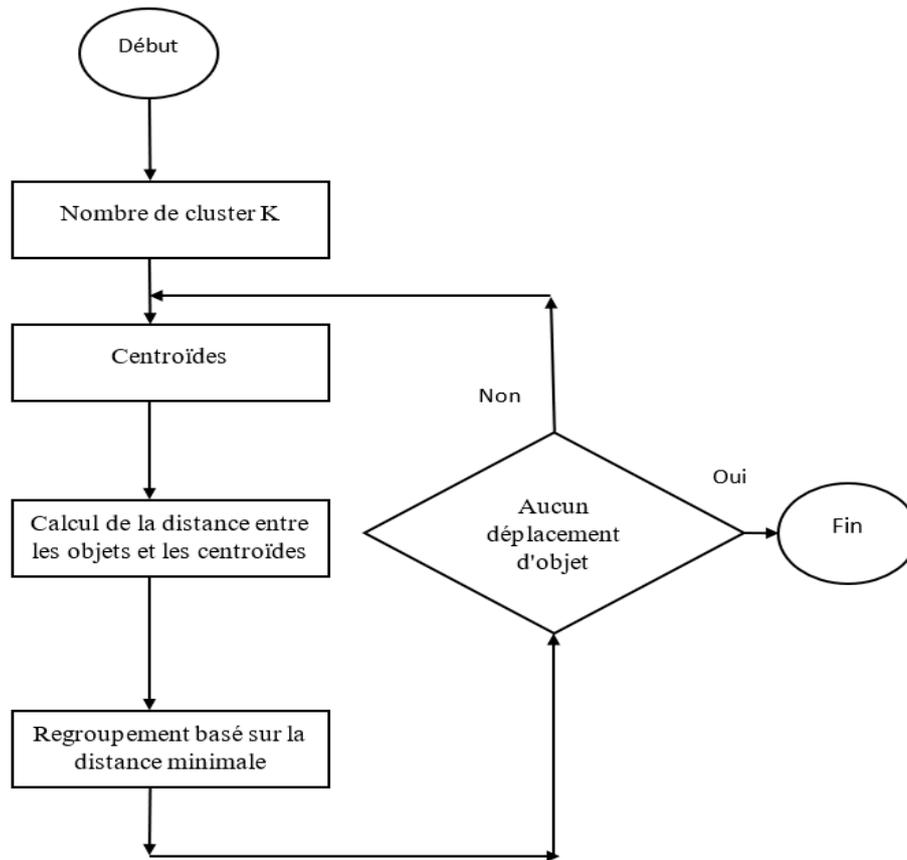


Figure III-6 : Organigramme des K-means

III-1-1 Base de données :

L'implémentation de la CAH et du K-means sur XLSTAT nécessitent des données pour pouvoir les regrouper en fonction de leurs similarités. Dans le souci de faire un choix de quelques cycles les plus représentatifs, une base de données des 24 cycles de conduite sélectionnés a été créé, se caractérisant chacun par 15 paramètres caractéristiques extraits de

Cycles	ECE 15	EUDC	ETC part 2	FTP72	US06	SC03	NYCC	HWFET	UDDS	JE05	Artemis Urbain	Artemis rural
Vitesse moyenne (trajet)	18,4	62,6	69,3	31,6	77,9	34,8	11,5	77,7	30,3	27,4	17,7	57,5
Vitesse de cond moyen	23,87	68,6	69,34	36,6	79,62	40,38	16,63	77,76	40,4	34,74	22,29	58,34
Ecart type de vitesse	15,58	25,88	7,98	21,46	37,53	21,75	12,23	16	30,81	24,06	16,07	23,65
Vitesse max	50,07	120,09	90,8	91,15	128,91	88,07	44,45	96,32	93,36	87,49	57,32	111,09
Acc pos moyen	0,348	0,266	0,156	0,429	0,541	0,424	0,466	0,157	0,218	0,293	0,531	0,359
Decc moyen	-0,393	-0,42	-0,118	-0,464	-0,57	-0,516	-0,48	-0,178	-0,313	-0,299	-0,571	-0,371
Ecart type acc	0,473	0,378	0,204	0,637	0,896	0,678	0,652	0,288	0,393	0,413	0,732	0,556
Ecart type acc post	0,285	0,177	0,171	0,421	0,716	0,439	0,448	0,207	0,234	0,252	0,454	0,351
Nbre acc	3	4	109	48	20	18	22	26	41	56	48	48
Acc/km	3,016	0,575	9,432	4,001	1,551	3,122	11,562	1,576	4,59	4,03	9,849	2,779
Nbre arrêt	4	2	0	14	5	6	7	1	12	12	14	5
Arrêt/km	4,02	0,29	0	1,17	0,39	1,04	3,68	0,06	1,34	0,86	2,87	0,29
Durée moy arrêt	11,25	17,5	0	13,5	2,6	13,67	26,57	1	22	32,42	14,71	3,2
Acc relative pos	0,147	0,0936	0,0766	0,1652	0,1715	0,199	0,25	0,0675	0,1031	0,1162	0,2715	0,1529
Vitesse relative pos	0,521	0,41	0,519	0,505	0,524	0,552	0,514	0,522	0,593	0,508	0,543	0,494

[15] (Tableau III-1).

Tableau III-1-a

Cycles	Artemis motorway 150	Artemis motorway 130	Artemis HighMot_motorway	Inrets.urbainlent 1	Inrets.urbainfl	Inrets.Route 3	Inrets.autoroute 1
Vitesse moyenne (trajet)	99,6	96,6	102,1	3,8	19,2	56,7	74,2
Vitesse de cond moyen	100,35	97,6	103,28	4,6	21,82	62,29	75,22
Ecart type de vitesse	36,68	34,14	37,9	3,73	11,52	24,59	31,07
Vitesse max	150,37	131,43	156,87	13,59	44,76	100,85	113,97
Acc pos moyen	0,271	0,273	0,246	0,301	0,455	0,312	0,311
Decc moyen	-0,344	-0,345	-0,33	-0,276	-0,525	-0,395	-0,396
Ecart type acc	0,484	0,484	0,438	0,386	0,673	0,519	0,553
Ecart type acc post	0,309	0,307	0,289	0,269	0,385	0,327	0,322
Nmbre acc	43	46	44	45	55	39	27
Acc/km	1,445	1,601	1,457	53,33	9,779	2,485	1,785
Nbre arrêt	3	3	3	23	12	3	3
Arrêt/km	0,1	0,1	0,1	27,26	2,13	0,19	0,2
Durée moy arrêt	2,67	2,67	4	6,26	10,5	29,67	3,33
Acc relative pos	0,113	0,1151	0,1134	0,1611	0,2176	0,1492	0,1326
Vitesse relative pos	0,549	0,55	0,583	0,45	0,548	0,564	0,546

Tableau III-1-b

Cycles	MODEM Hyzem urbain	MODEM road_total	MODEM Hyzem motorway	MTC Essing_congestionné	MTC Essing_LibreCirculation
Vitesse moyenne (trajet)	22,3	48	92,2	4,9	68,4
Vitesse de cond moyen	27,62	51,65	94,52	5,61	69,61
Ecart type de vitesse	17,35	27,08	32,92	3,36	11,89
Vitesse max	56,53	102,97	137,66	16,25	77,69
Acc pos moyen	0,462	0,381	0,268	0,198	0,172
Decc moyen	-0,472	-0,529	-0,321	-0,149	-0,164
Ecart type acc	0,628	0,649	0,518	0,247	0,369
Ecart type acc post	0,407	0,369	0,353	0,225	0,295
Nmbre acc	21	38	76	56	24
Acc/km	6,042	3,383	1,645	39,263	2,497
Nbre arrêt	6	6	5	16	2
Arrêt/km	1,73	0,53	0,11	11,22	0,21
Durée moy arrêt	17,83	10	8,8	8,31	4,5
Acc relative pos	0,225	0,1788	0,0982	0,0815	0,0654
Vitesse relative pos	0,473	0,594	0,53	0,432	0,481

Tableau III-1-c

Tableau III-1 (a,b,c) : Base de données des 24 cycles de conduite

III-1-2-Classification ascendante hiérarchique :

Après la mise en place de notre base de données dans Excel, nous appliquons les configurations nécessaires dans XLSTAT pour pouvoir assurer l'application de la classification ascendante hiérarchique à l'ensemble des données.

Une fois que XLSTAT est activé, nous sélectionnons Analyse de données, puis Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) dans le menu

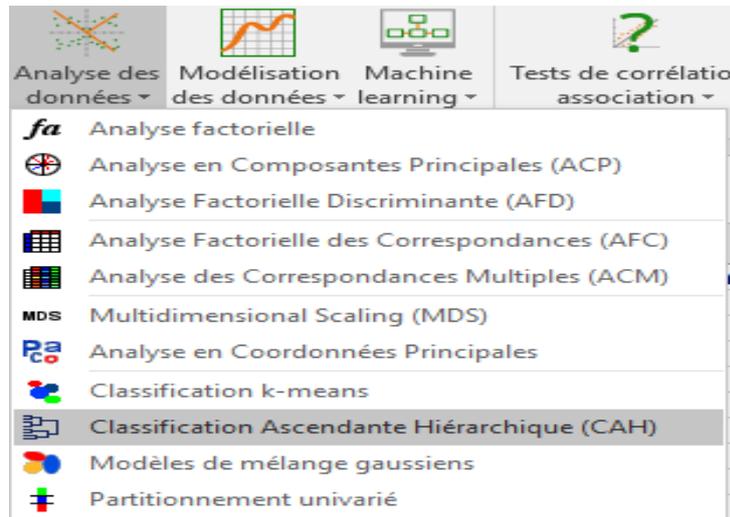
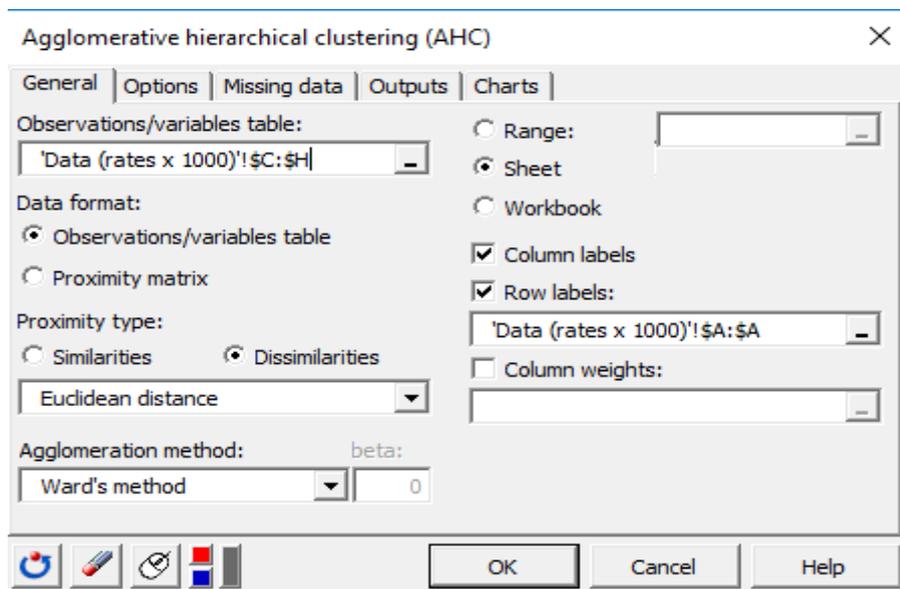


Figure III-7-a

Une fois la commande activée, la boîte de dialogue correspondant à la CAH apparaît (figure III-7-b). Dans la case tableau des observations/ variables, nous sélectionnons nos 15 variables spécifiques à chaque cycle de conduite. Dans la case en dessous de libellés des lignes, nous sélectionnons nos identifiants (nom des cycles de conduite). Pour le type de proximité nous cochons la case de la dissimilarité, qui utilise la distance euclidienne et pour la méthode d'agglomération, nous utilisons celle de Ward. L'option Libellés des variables est laissée activée, car la première ligne de données contient le nom des variables, et les libellés des lignes sont

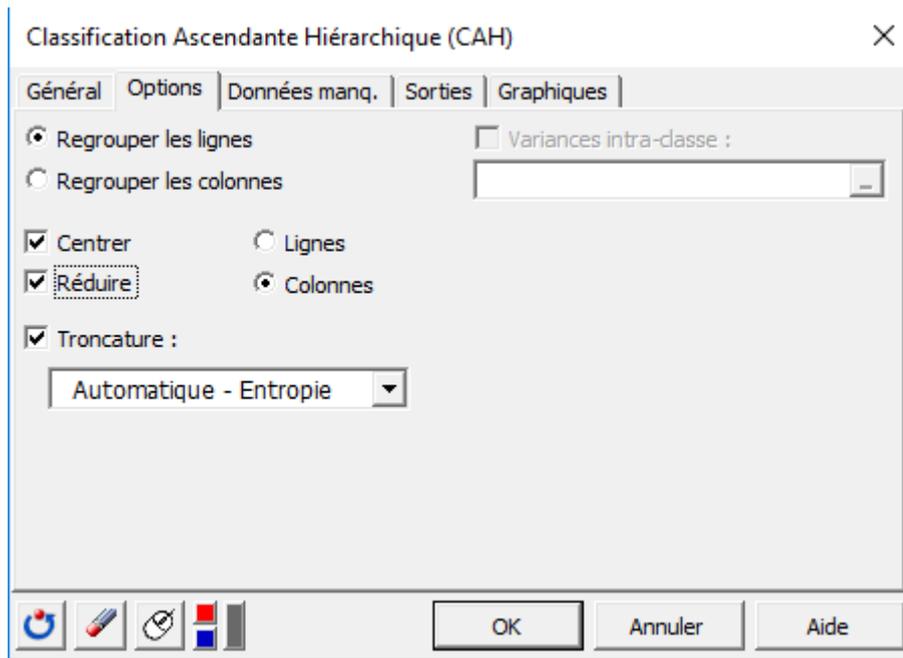


sélectionnés.

Dans l'onglet
l'échelle de

Figure III-7-b

riter que
plaçons



l'entropie par 4 classes.

Figure III-7-c

Figure III-7 (a,b,c) : Etapes de configuration de la CAH dans XLSTAT

Avant l'interprétation des résultats obtenus, une étude préalable doit être effectuée pour déterminer si le partitionnement des cycles de conduite en 4 classes est un bon choix ou pas.

a. Qualité du partitionnement :

Grâce à XLSAT nous obtenons le tableau de la décomposition de la variance, dont l'étude déterminera la qualité du partitionnement en quatre classes.

	Absolu	Pourcentage
Intra-classe	1949,488	44,26%
Inter-classes	2454,650	55,74%
Totale	4404,137	100,00%

Tableau III-2 : Décomposition de la variance

Sur le tableau III-2, nous remarquons que la variabilité inter-classes est supérieure à la variabilité intra-classe, et la qualité du partitionnement est de 0.55 qui est plus proche de 1 que 0. On peut en conclure que le partitionnement en 4 classes est un bon choix, et permettra d'obtenir une bonne classification.

b. Résultats de la CAH :

- **Statistiques descriptives :**

Elle permet d'obtenir un tableau (tableau III-3) qui renseigne sur le nombre d'observateurs, et sur les limites supérieures, inférieures, et sur les moyennes et les écarts types de chaque

Variable	Observations	Obs. avec données manquantes	sans données manqu	Minimum	Maximum	Moyenne	Ecart-type
Vitesse moyenne (trajet)	24	0	24	3,800	102,100	50,196	31,698
Vitesse de cond moyen	24	0	24	4,600	103,280	53,448	30,529
Ecart type de vitesse	24	0	24	3,360	37,900	21,885	10,446
Vitesse max	24	0	24	13,590	156,870	90,086	39,135
Acc pos moyen	24	0	24	0,156	0,541	0,327	0,114
Decc moyen	24	0	24	-0,571	-0,118	-0,372	0,132
Ecart type acc	24	0	24	0,204	0,896	0,510	0,165
Ecart type acc post	24	0	24	0,171	0,716	0,334	0,116
Nmbre acc	24	0	24	3,000	109,000	39,875	22,777
Acc/km	24	0	24	0,575	53,330	7,533	12,506
Nbre arrêt	24	0	24	0,000	23,000	6,958	5,706
Arrêt/km	24	0	24	0,000	27,260	2,495	5,789
Durée moy arrêt	24	0	24	0,000	32,420	11,123	9,240
Acc relative pos	24	0	24	0,065	0,272	0,144	0,057
Vitesse relative pos	24	0	24	0,410	0,594	0,521	0,047

variable utilisée.

Tableau III-3 : Statistiques descriptives

- **Statistiques des nœuds :**

Elle permet de repérer à quel moment un objet ou un groupe d'objets est regroupé avec un autre objet ou groupe d'objets au niveau d'un nouveau nœud dans le dendrogramme, et

Nœud	Niveau	Poids	Objets	Fils gauche	Fils droit
47	98,365	24	24	45	46
46	84,670	11	11	39	43
45	27,605	13	13	35	44
44	25,982	10	10	37	42
43	22,590	9	9	5	41
42	15,961	4	4	3	40
41	10,313	8	8	36	38
40	9,613	3	3	2	27
39	7,704	2	2	16	23
38	7,222	4	4	1	34
37	7,172	6	6	31	32
36	5,873	4	4	28	29
35	4,420	3	3	18	33
34	3,741	3	3	4	30
33	2,992	2	2	9	10
32	2,608	4	4	22	26
31	1,845	2	2	12	19
30	1,560	2	2	6	21
29	1,457	2	2	7	20
28	1,339	2	2	11	17
27	1,166	2	2	8	24
26	0,636	3	3	15	25
25	0,165	2	2	13	14

déte

Tableau III-4 : Statistiques des nœuds

Comme on peut le remarquer sur le tableau III-4, au premier nœud (25) nous avons deux objets qui se sont regroupés, dont le fils gauche est relié à l'élément 13 de notre base de données qui est le cycle de conduite Artemis motorway 150, et le fils droit est relié à l'élément 14 de la base de données qui est le cycle Artemis motorway 130. Au nœud 26, on remarque un regroupement entre l'objet 15 de notre base de données (Artemis HighMot_motorway) et le groupe d'objets obtenu au nœud 25 (Artemis motorway 150, Artemis motorway 130). Ce processus se répète jusqu'à ce que tous les objets soient regroupés en une seule classe.

A partir de ce tableau, on obtient le diagramme des niveaux, qui est obtenu à partir des deux premières colonnes du tableau III-4, qui détermine le niveau de classification à chaque nœud.

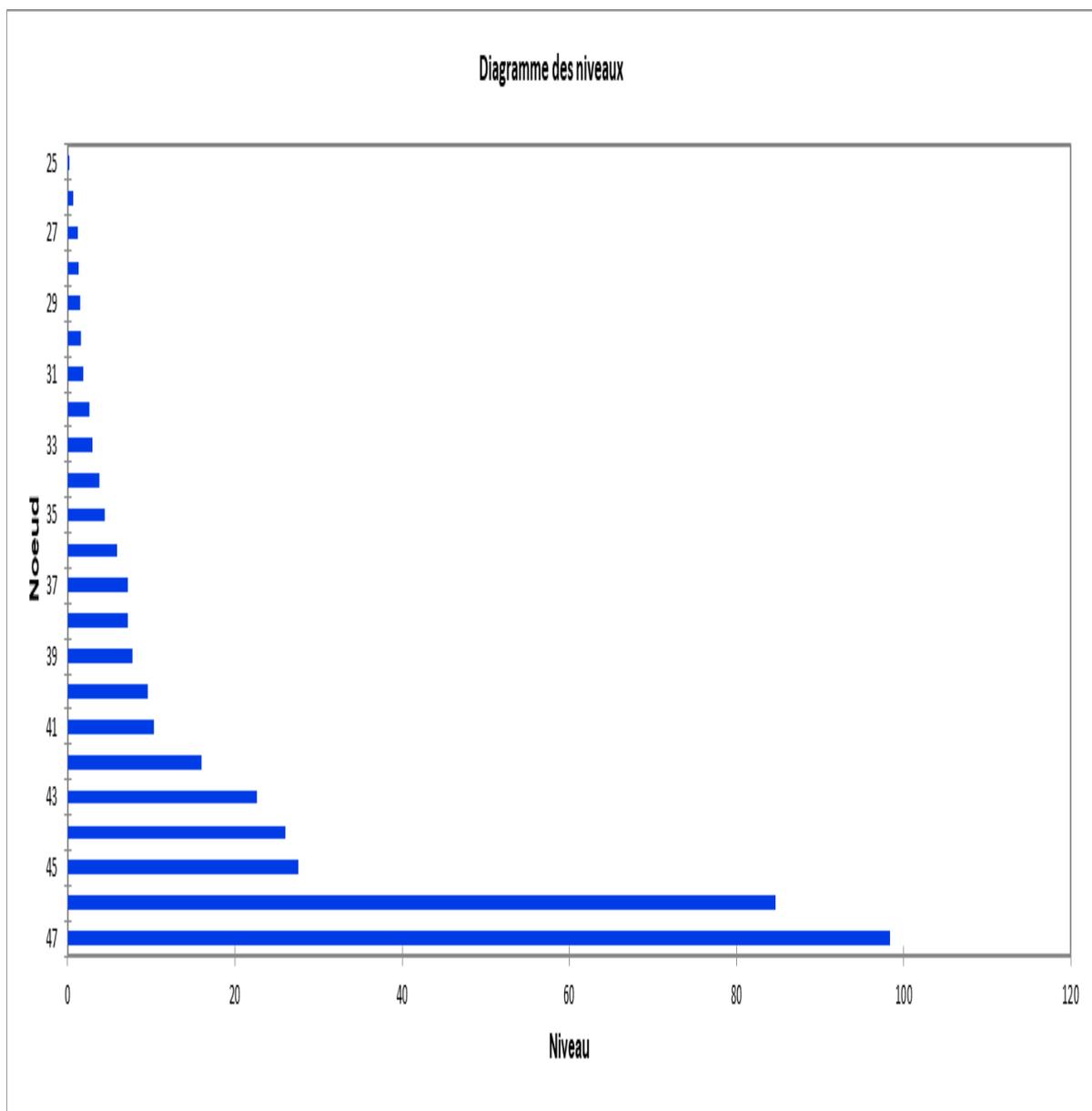


Figure III-8 : Diagramme de niveaux

- **Dendrogramme :**

Le dendrogramme permet de visualiser le regroupement progressif des objets, et le nombre de classe après troncature.

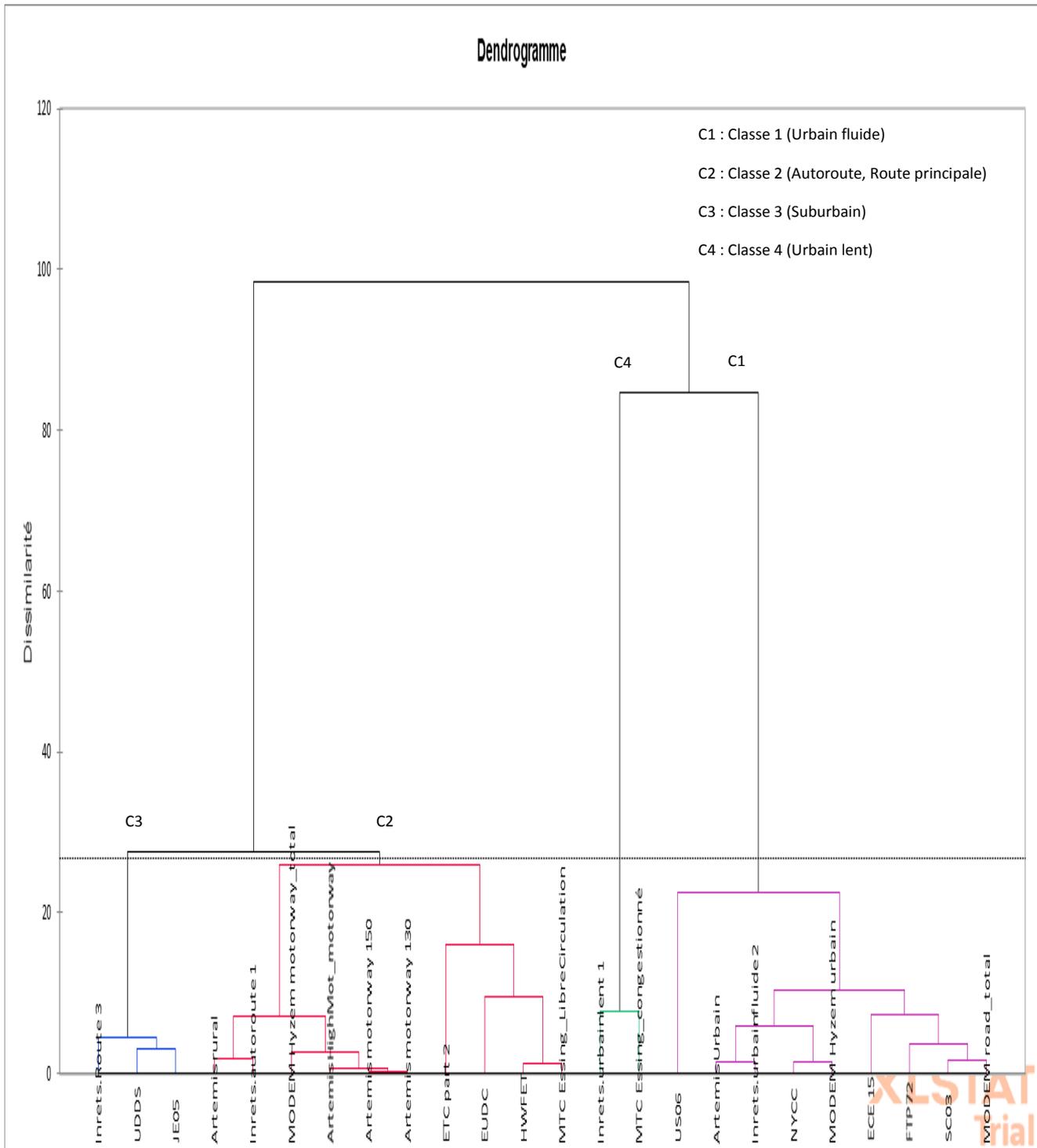


Figure III-9 : Dendrogramme

- **Barycentres des classes :**

Classe	1	2	3	4
Vitesse moyenne (trajet)	31,267	80,020	38,133	4,350
Vitesse de cond moyen	35,609	81,462	45,810	5,105
Ecart type de vitesse	20,063	25,811	26,487	3,545
Vitesse max	73,803	118,629	93,900	14,920
Acc pos moyen	0,449	0,248	0,274	0,250
Decc moyen	-0,502	-0,299	-0,336	-0,213
Ecart type acc	0,669	0,427	0,442	0,317
Ecart type acc post	0,436	0,278	0,271	0,247
Nmbre acc	30,333	44,700	45,333	50,500
Acc/km	5,812	2,479	3,702	46,297
Nbre arrêt	8,222	2,700	9,000	19,500
Arrêt/km	1,951	0,146	0,797	19,240
Durée moy arrêt	13,403	4,767	28,030	7,285
Acc relative pos	0,203	0,103	0,123	0,121
Vitesse relative pos	0,530	0,518	0,555	0,441

Tableau III-5 : Barycentres des classes

- **Distances entre les barycentres des classes :**

	1	2	3	4
1	0	82,751	32,277	88,908
2	82,751	0	64,967	159,419
3	32,277	64,967	0	110,834
4	88,908	159,419	110,834	0

Tableau III-6 : Distance entre les barycentres

- **Objets centraux :**

Dans le tableau III-7 sont affichées pour chaque classe les coordonnées de l'objet le plus proche du barycentre de la classe, donc les plus susceptibles de représenter les différents types de condition de roulage.

Classe	1 (SC03)	2 (Inrets. autoroute 1)	3 (UDDS)	4 (MTC Essing congestionné)
Vitesse moyenne (trajet)	34,800	74,200	30,300	4,900
Vitesse de cond moyen	40,380	75,220	40,400	5,610
Ecart type de vitesse	21,750	31,070	30,810	3,360
Vitesse max	88,070	113,970	93,360	16,250
Acc pos moyen	0,424	0,311	0,218	0,198
Decc moyen	-0,516	-0,396	-0,313	-0,149
Ecart type acc	0,678	0,553	0,393	0,247
Ecart type acc post	0,439	0,322	0,234	0,225
Nmbre acc	18,000	27,000	41,000	56,000
Acc/km	3,122	1,785	4,590	39,263
Nbre arrêt	6,000	3,000	12,000	16,000
Arrêt/km	1,040	0,200	1,340	11,220
Durée moy arrêt	13,670	3,330	22,000	8,310
Acc relative pos	0,199	0,133	0,103	0,082
Vitesse relative positive	0,552	0,546	0,593	0,432

Tableau III-7 : Objets centraux

• **Distances entre les objets centraux :**

	1 (SC03)	2 (Inrets. autoroute 1)	3 (UDDS)	4 (MTC Essing congestionné)
1 (SC03)	0	61,019	27,698	102,870
2 (Inrets. autoroute 1)	61,019	0	64,802	150,087
3 (UDDS)	27,698	64,802	0	101,407
4 (MTC Essing congestionné)	102,870	150,087	101,407	0

Tableau III-8 : Distances entre les objets centraux

• **Résultats par classe :**

Il donne le tableau III-9 qui contient toutes les informations nécessaires concernant les

Classe	1	2	3	4
Objets	9	10	3	2
Somme des poids	9	10	3	2
Variance intra-classe	2173,225	2214,879	675,306	319,431
Distance minimale au barycentre	20,170	20,932	13,223	12,638
Distance moyenne au barycentre	39,632	42,251	20,417	12,638
Distance maximale au barycentre	87,796	74,614	27,366	12,638
	ECE 15	EUDC	UDDS	Inrets.urbainlent 1
	FTP72	ETC part 2	JE05	MTC Essing_congestionné
	US06	HWFET	Inrets.Route 3	
	SC03	Artemis rural		
	NYCC	Artemis motorway 150		
	Artemis Urbain	Artemis motorway 130		
	Inrets.urbainfluide 2	Artemis HighMot_motorway		
	MODEM Hyzem urbain	Inrets.autoroute 1		
	MODEM road_total	MODEM Hyzem motorway_total		
		MTC Essing_LibreCirculation		

différentes classes.

Tableau III-9 : Informations caractéristiques des différentes classes

III-1-3-Classification K-means :

Comme pour la CAH nous appliquons les configurations nécessaires dans XLSTAT pour pouvoir assurer l'application de la classification des K-means à l'ensemble des données.

Une fois que XLSTAT est activé, nous sélectionnons Analyse de données, puis Classification k-means dans le menu

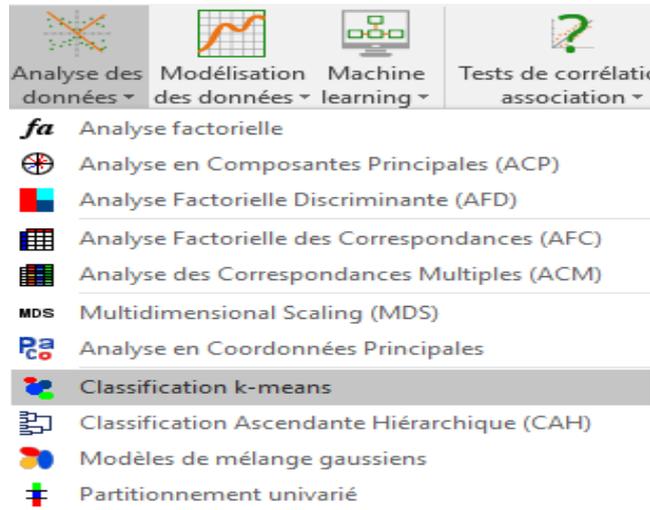


Figure III-10-a

Une fois la commande activée, la boîte de dialogue de la classification k-means apparaît (figure III-10-b). Comme dans la CAH, nous sélectionnons nos 15 variables spécifiques à chaque cycle de conduite dans la case tableau des observations/ variables. Dans la case en dessous libellés des lignes, nous sélectionnons nos identifiants (nom des cycles de conduite). Le nombre de classe à créer dans notre cas est fixé de 1 à 10. Le critère d'optimisation choisi est le Déterminant(W), qui permet de supprimer les effets d'échelle des variables.

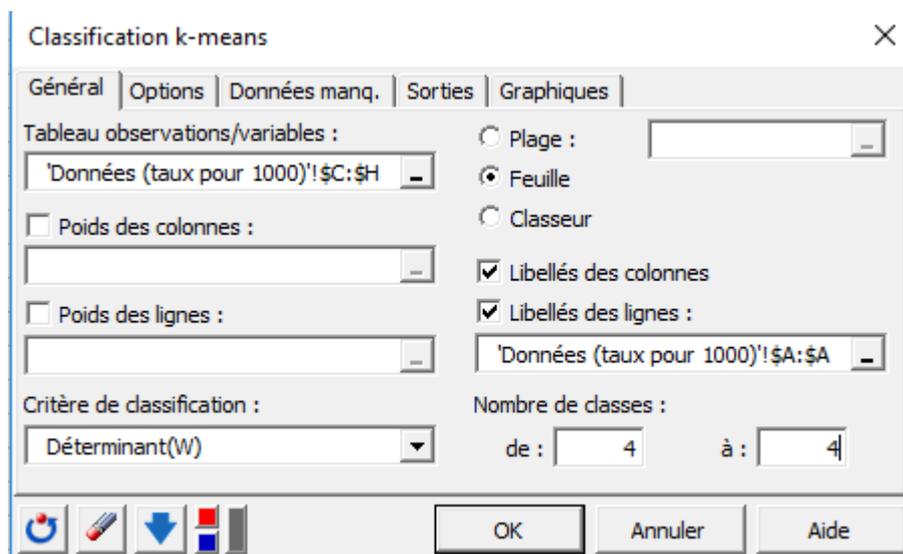


Figure III-10-b

Dans l'onglet Options nous fixons le nombre de répétitions à 10. L'algorithme sera alors lancé 10 fois, à chaque fois avec un nouveau point de départ aléatoire.

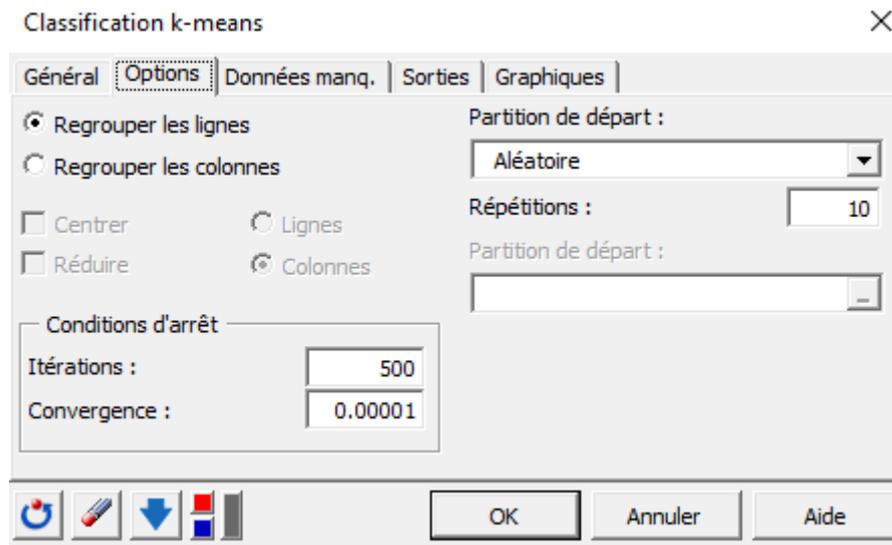


Figure III-10-c

Figure III-10 (a,b,c) : Etapes de configuration des K-means dans XLSTAT

Une étude préalable doit être effectuée pour déterminer la qualité de partitionnement de la base de données en 4 classes.

a. Qualité de partitionnement

Variance\Classes	Intra-classe	Inter-classes	Totale
1	4404,137	0,000	4404,137
2	1983,480	2420,657	4404,137
3	1482,083	2922,054	4404,137
4	1243,041	3161,096	4404,137
5	1191,222	3212,916	4404,137
6	888,790	3515,347	4404,137

Dans les K-qualité de

7	645,247	3758,890	4404,137	means la
8	828,498	3575,640	4404,137	
9	535,451	3868,686	4404,137	
10	838,742	3565,395	4404,137	

partitionnement dépend de la variabilité et du critère de coude. Grâce à XLSTAT nous obtenons le tableau III-10 qui détermine l'évolution des variances, et le graphe (figure III-12) de la variance intra-classes pour plusieurs classifications possibles.

Tableau III-10 :
des variances

Evolution

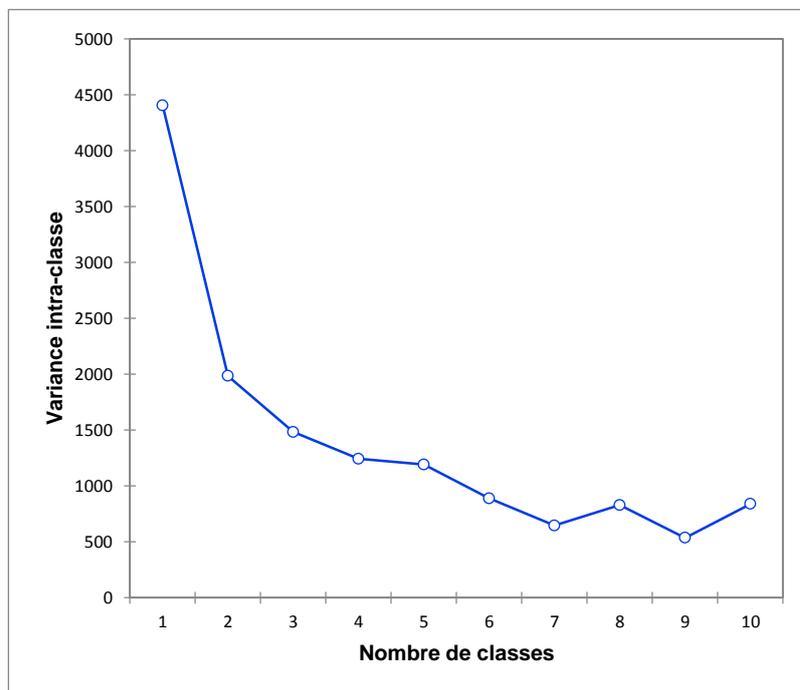


Figure III-11 : Variabilité intra-classe en fonction du nombre de classe

A partir de ces résultats et en se basant sur la variance et le critère de coude, on peut en conclure que 4 classes peut être considéré comme un bon choix.

b. Résultat des K-means :

• **Bilan de l'optimisation :**

Il donne le tableau III-11 qui permet de choisir la bonne initialisation des centroïdes,

Répétition	Itération	Variance intra-classe initiale	Variance intra-classe finale	ln(Déterminant(W))
1	4	4739,792	1243,041	24,367
2	3	4777,125	1295,612	24,926
3	2	4822,696	1367,756	24,643
4	2	4453,348	1197,036	24,771
5	2	4233,502	1227,905	24,944
6	2	4480,832	1245,493	24,785
7	2	4386,229	1227,905	24,944
8	2	4619,425	1287,117	26,032
9	2	4126,518	1194,383	24,981
10	2	4910,115	1294,062	25,532

assurant de bons résultats pour la classification.

Tableau III-11 : Bilan de l'optimisation

• **Décomposition de la variance pour la classification optimale :**

Elle produit un tableau qui nous renseigne sur la variance intra-classe et inter-classes pour le

	Absolu	Pourcentage
Intra-classe	1243,041	28,22%
Inter-classes	3161,096	71,78%
Totale	4404,137	100,00%

partitionnement en 4 classes.

Tableau III-12 : Variance inter et intra classes

- **Barycentres des classes :**

Dans le tableau III-13, on distingue les informations sur les coordonnées finales pour chaque centroïde de chaque classe.

Classe	1	2	3	4
Vitesse moyenne (trajet)	13,971	43,613	71,800	90,433
Vitesse de cond moyen	17,491	49,125	72,237	91,765
Ecart type de vitesse	11,406	24,910	11,957	35,040
Vitesse max	40,424	99,384	88,270	136,535
Acc pos moyen	0,394	0,335	0,162	0,318
Decc moyen	-0,409	-0,413	-0,153	-0,384
Ecart type acc	0,542	0,528	0,287	0,562
Ecart type acc post	0,353	0,321	0,224	0,383
Nmbre acc	35,714	36,500	53,000	42,667
Acc/km	18,977	3,121	4,502	1,581
Nbre arrêt	11,714	7,500	1,000	3,667
Arrêt/km	7,559	0,714	0,090	0,167
Durée moy arrêt	13,633	17,745	1,833	4,012
Acc relative pos	0,193	0,145	0,070	0,124
Vitesse relative pos	0,497	0,528	0,507	0,547
Somme des poids	7,000	8,000	3,000	6,000
Variance intra-classe	1464,716	927,964	2534,913	901,391

Tableau III-13 : Coordonnées des barycentres

- **Distances entre les barycentres des classes :**

	1	2	3	4
1	0	76,625	97,206	147,383

2	76,625	0	46,799	75,744
3	97,206	46,799	0	60,978
4	147,383	75,744	60,978	0

Tableau III-14 : Distance entre les barycentres

- **Objets centraux :**

Ce tableau permet de déterminer pour chaque classe, les coordonnées de l'objet le plus proche du barycentre de la classe.

Classe	1 (NYCC)	2 (MODEM road_total)	3 (HWFET)	4 (Artemis motorway 130)
Vitesse moyenne (trajet)	11,500	48,000	77,700	96,600
Vitesse de cond moyen	16,630	51,650	77,760	97,600
Ecart type de vitesse	12,230	27,080	16,000	34,140
Vitesse max	44,450	102,970	96,320	131,430
Acc pos moyen	0,466	0,381	0,157	0,273
Decc moyen	-0,480	-0,529	-0,178	-0,345
Ecart type acc	0,652	0,649	0,288	0,484
Ecart type acc post	0,448	0,369	0,207	0,307
Nmbre acc	22,000	38,000	26,000	46,000
Acc/km	11,562	3,383	1,576	1,601
Nbre arrêt	7,000	6,000	1,000	3,000
Arrêt/km	3,680	0,530	0,060	0,100
Durée moy arrêt	26,570	10,000	1,000	2,670
Acc relative pos	0,250	0,179	0,068	0,115
Vitesse relative pos	0,514	0,594	0,522	0,550

Tableau III-15 : Objets centraux

- **Distances entre les objets centraux :**

	1 (NYCC)	2 (MODEM road_total)	3 (HWFET)	4 (Artemis)
--	----------	----------------------	-----------	-------------

				motorway 130)
1 (NYCC)	0	82,536	107,903	152,050
2 (MODEM road_total)	82,536	0	44,549	73,914
3 (HWFET)	107,903	44,549	0	52,149
4 (Artemis motorway 130)	152,050	73,914	52,149	0

Tableau III-16 : Distance entre les objets centraux

- **Résultats par classe :**

Il donne le tableau III-17 qui contient toutes les informations nécessaires concernant les

Classe	1	2	3	4
Objets	7	8	3	6
Somme des poids	7	8	3	6
Variance intra-classe	1464,716	927,964	2534,913	901,391
Distance minimale au barj	21,714	10,384	29,744	10,598
Distance moyenne au barj	33,698	26,573	39,229	25,940
Distance maximale au barj	53,711	47,569	56,582	36,175
	ECE 15	EUDC	ETC part 2	US06
	NYCC	FTP72	HWFET	Artemis motorway 150
	Artemis Urbain	SC03	MTC Essing_LibreCirculation	Artemis motorway 130
	Inrets.urbainlent 1	UDDS		Artemis HighMot_motorway
	Inrets.urbainfluide 2	JE05		Inrets.autoroute 1
	MODEM Hyzem urbain	Artemis rural		MODEM Hyzem motorway_total
	MTC Essing_congestionné	Inrets.Route 3		
		MODEM road_total		

différentes classes.

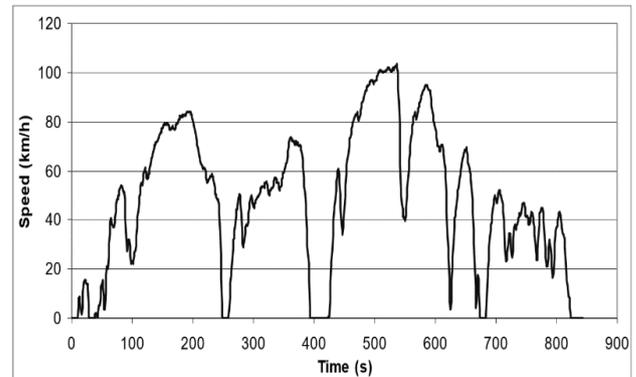
Tableau III-17 : Informations caractéristiques des différentes classes

III-1-4-Evaluation et choix des cycles les plus représentatifs :

En se basant sur le critère de vitesse prédéfinis (urbain, suburbain, route principale, autoroute, « section III-1 »), et sur les résultats obtenus des deux méthodes de classification, on remarque que la CAH ne parvient pas à faire une différence entre les cycles de conduite sur route principale et sur autoroute, de plus il divise les cycles de conduite urbaine en deux catégories : urbain lent et fluide. Par contre le K-means arrive à faire une distinction entre les quatre types de conduite choisis comme référence à savoir urbain, suburbain, route principale, et autoroute. Et en comparant les tableaux de variance des deux méthodes, on remarque une différence considérable. C'est-à-dire pour la CAH, on obtient 44.26% et 55,74% pour les variabilités intra et inter classes, par contre pour le K-means, on obtient 22.8% et 71.78% respectivement.

L'objectif de ces deux méthodes de classifications étant la minimisation de la variabilité intra-classe, on peut en déduire à partir de ces résultats que le K-means est le candidat le plus approprié pour obtenir de bons résultats dans notre cas précis. Donc dans la suite de ce mémoire les résultats obtenus par la méthode des K-means seront utilisés pour assurer l'implémentation de notre algorithme de reconnaissance en temps réel. Les cycles de conduite les plus représentatifs qui serviront de base d'entraînement pour le réseau neuronal LVQ sont :

Urbain	Suburbain	Route principale	Autoroute
--------	-----------	------------------	-----------



NYCC	(a) m road_total	HWFET	(b) is motorway 130
------	------------------	-------	---------------------

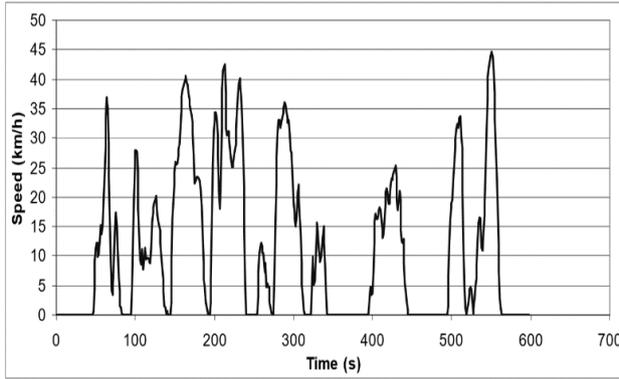
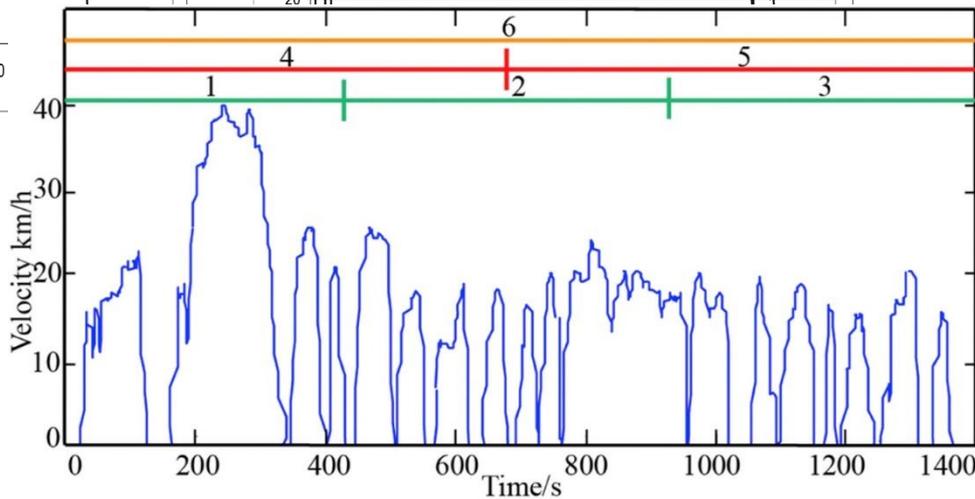
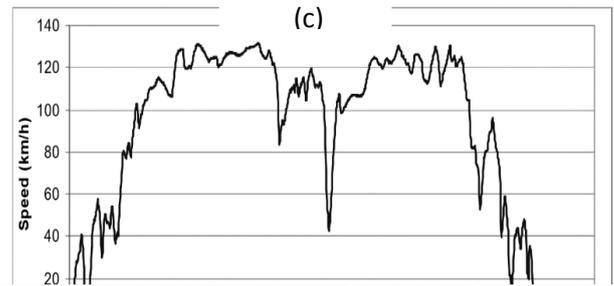
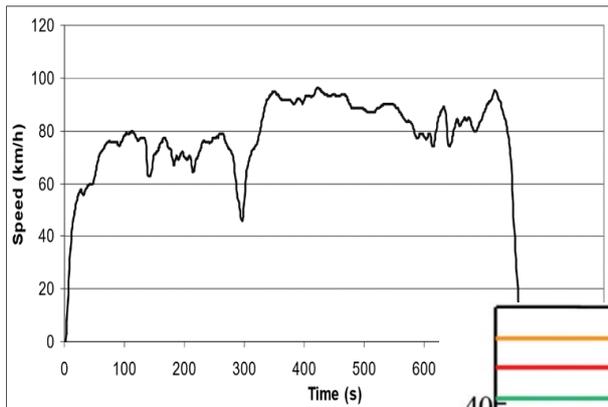


Figure III-12 : a) NYCC ; b) MODEM Hyzem road_total ; c) HWFET ; d) Artémis motorway 130

III-2- Reconnaissance des cycles de conduite :

III-2-1 Base d'apprentissage du réseau LVQ :



Dans le but d'entraîner le réseau de neurone LVQ, chaque cycle de conduite représentatif sera simulé dans Matlab Simulink puis divisé en six sections (figure III-13), pour augmenter le nombre d'échantillons d'entraînement et permettre au réseau de s'habituer à la reconnaissance

des différents types de condition de roulage possible. Grâce aux données de vitesses obtenues via Matlab Simulink, les paramètres caractéristiques de chaque section seront extraits grâce aux formules proposés dans [15], via Matlab pour refléter les caractéristiques des modèles de conduite typiques. Ces paramètres constitueront la base de données d'entraînement du réseau neuronal LVQ.

	Vitesse moyen	Vitesse max	accélération max	décélération max	acc positive moyen	acc négative moyen
Artemis Urbain 1	16,4695	48,9	2,8621	-0,1945	0,7083	-0,6644
Artemis Urbain 2	22,1381	57,7	2,1674	-0,1111	0,7626	-0,9597
Artemis Urbain 3	14,3568	44	2,3619	-0,1389	0,7243	-0,7495
Artemis Urbain 4	22,77	57,7	2,8621	-0,1389	0,6939	-0,7265
Artemis Urbain 5	12,5752	46,2	2,3619	-0,1111	0,7798	-0,8482
Artemis Urbain 6	17,65	57,7	2,8621	-0,1111	0,7326	-0,7827
Artemis Road 1	44,8622	76,9	2,3619	-0,1389	0,6037	-0,6073
Artemis Road 2	54,2444	87,9	1,9173	-0,0278	0,3949	-0,3754
Artemis Road 3	73,3747	111,5	2,1952	-0,0278	0,474	-0,5651
Artemis Road 4	51,1567	83,8	2,3619	-0,0278	0,5117	-0,4991
Artemis Road 5	63,9931	111,5	2,1952	-0,0278	0,4758	-0,5307
Artemis Road 6	57,4685	111,5	2,3619	-0,0278	0,4939	-0,5157
HWFET 1	67,9333	79,6625	1,431	-0,0447	0,2248	-0,1802
HWFET 2	84,832	96,3997	0,9838	-0,0447	0,1914	-0,135
HWFET 3	79,9276	95,2732	0,9838	-0,0447	0,1489	-0,3216
HWFET 4	71,4165	94,9513	1,431	-0,0447	0,2313	-0,1894
HWFET 5	84,1426	96,3997	0,5366	-0,0447	0,1342	-0,2434
HWFET 6	77,6779	96,3997	1,431	-0,0447	0,1942	-0,221
Artemis m 130 1	86,2157	131,1	1,9173	-0,1111	0,4814	-0,4136
Artemis m 130 2	111,4281	131,8	1,9173	-0,1111	0,3528	-0,4885
Artemis m 130 3	92,6022	130,2	1,9173	-0,0278	0,3802	-0,5549
Artemis m 130 4	97,1571	131,8	1,9173	-0,1111	0,429	-0,4163
Artemis m 130 5	96,567	130,2	1,9173	-0,0278	0,3862	-0,5547
Artemis m 130 6	96,8621	131,8	1,9173	-0,0278	0,4081	-0,4963

Tableau III-18 : Base de données d'entraînement du réseau LVQ

III-2-2 Formation et test du réseau de neurones LVQ :

Pour l'entraînement du réseau, nous avons utilisé plusieurs valeurs possibles du taux d'apprentissage α et du nombre d'itération maximale, dans le but de trouver les paramètres les plus susceptibles de donner de bons résultats pour la reconnaissance des différents cycles de conduite.

Programme Matlab :

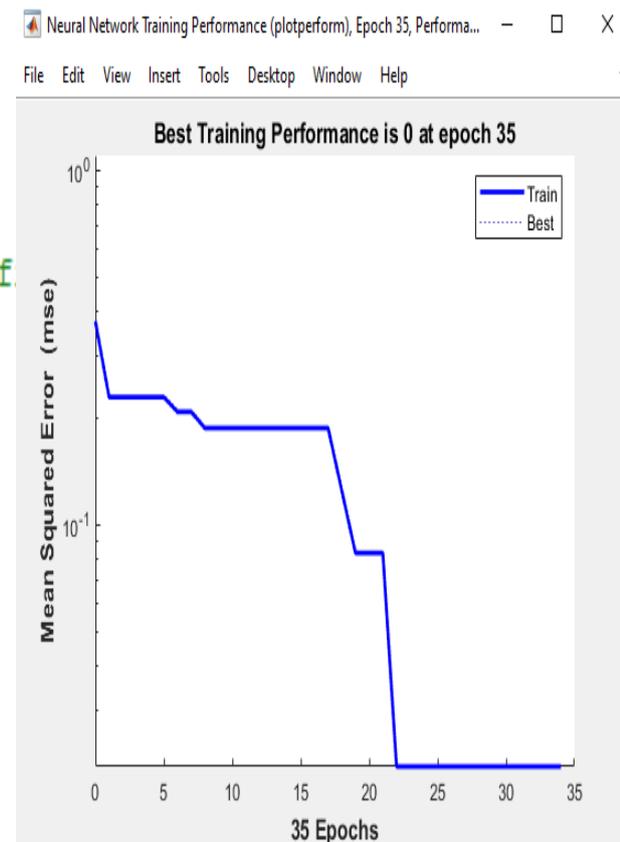
```

% Lecture de la base d'entrainement
x= xlsread('LVQ formation');
% Sortie voulue pour chaque vecteur d'entrée
t=[1 1 1 1 1 1 2 2 2 2 2 2 3 3 3 3 3 3 4 4 4 4 4 4];
% Configuration des sorties en classes cibles
tc=ind2vec(t);
target=full(tc);
% Création du réseau neuronal LVQ
net=lvqnet(10,0.001);
% Configuration du réseau de neurones
net = configure(net,x,tc);
% Choix du nombre d'itération
net.trainParam.epochs = 300;
% Entraînement du réseau neuronal LCQ
net = train (net, x, tc);
% Affichage de la matrice de vecteur poids f
net.IW{1}

```

epochs=150 :

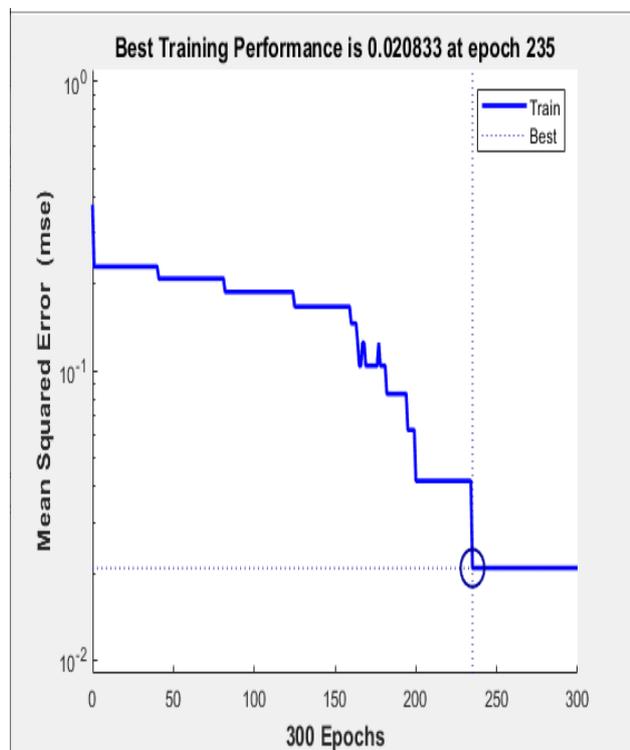
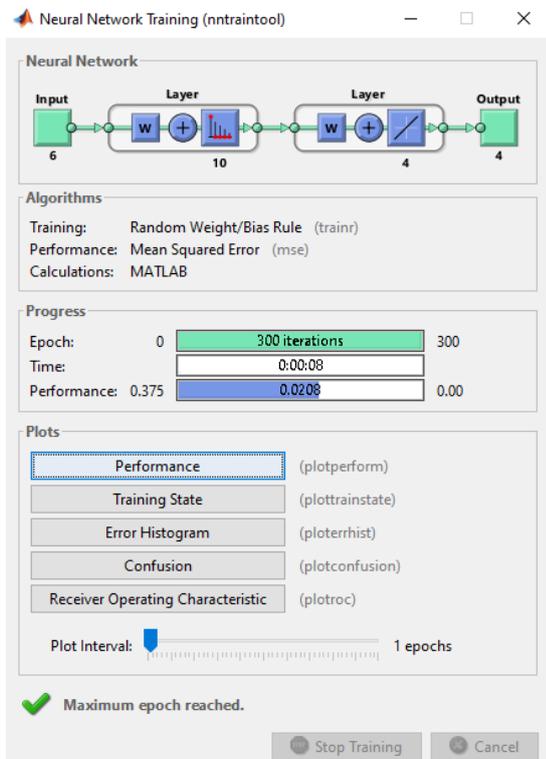
$\alpha=0.01$,



	w1	w2	w3	w4	w5	w6
Neurone 1	22,6382611	55,661001	2,48039276	-0,13602052	0,69861034	-0,75434271
Neurone 2	61,7802405	87,815003	1,7109775	-0,1118145	0,460228	-0,5503895
Neurone 3	61,4132021	95,1781671	1,88594786	-0,08572372	0,46796776	-0,54124525
Neurone 4	61,7802405	87,815003	1,7109775	-0,1118145	0,460228	-0,5503895
Neurone 5	56,3567178	85,8876974	1,93839724	-0,08247654	0,47073937	-0,51018043
Neurone 6	62,2187997	86,9145974	1,67075737	-0,10979066	0,44458643	-0,52948613
Neurone 7	72,6895129	91,2865578	1,27115662	-0,06682241	0,26463283	-0,31265077
Neurone 8	61,7802405	87,815003	1,7109775	-0,1118145	0,460228	-0,5503895
Neurone 9	61,8124115	87,7582689	1,70474384	-0,11248565	0,46153657	-0,5545448
Neurone 10	93,1245556	125,381185	2,07914612	-0,12358748	0,52130117	-0,65157836

(c)

Figure III-14 : a) Résultat de l’entrainement du réseau LVQ ; b) Processus d’apprentissage ; c) Tableau de matrice des vecteur poids finaux. ($\alpha=0.01$, epochs=150)

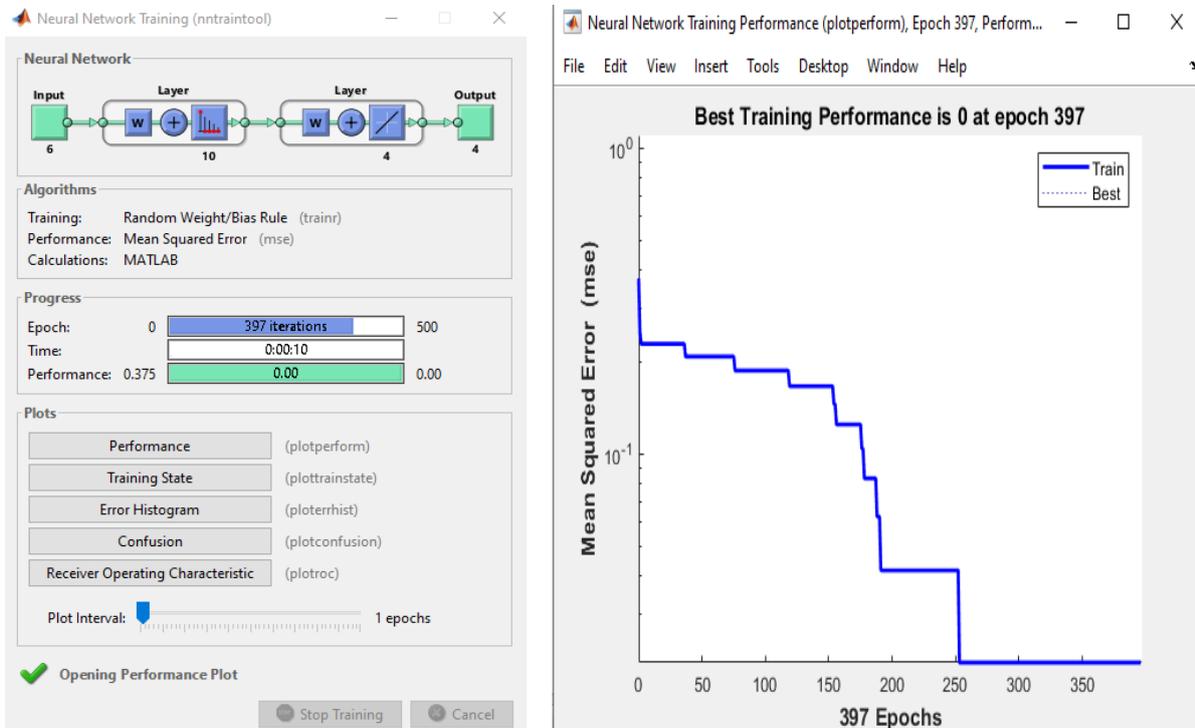


$\alpha=0.001$, epochs=300:

	ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	ω_5	ω_6
Neurone 1	25.2206	57.8078	2.4027	-0.1328	0.6849	-0.7521
Neurone 2	61.9482	87.8632	1.7007	-0.1115	0.4582	-0.5491
Neurone 3	61.9620	87.8579	1.6997	-0.1113	0.4574	-0.5482
Neurone 4	61.5378	92.8188	1.8254	-0.0938	0.4637	-0.5425
Neurone 5	56.9908	86.0467	1.9152	-0.0858	0.4701	-0.5147
Neurone 6	63.5359	85.7013	1.6286	-0.0937	0.3960	-0.4508
Neurone 7	70.4538	90.7519	1.3614	-0.0811	0.3127	-0.3812
Neurone 8	91.8108	125.6707	2.0447	-0.1174	0.5108	-0.6207
Neurone 9	61.9545	87.8647	1.7007	-0.1115	0.4581	-0.5491
Neurone 10	61.9545	87.8647	1.7007	-0.1115	0.4581	-0.5491

(c)

Figure III-15 : a) Résultat de l’entrainement du réseau LVQ ; b) Processus d’apprentissage ; c) Tableau de matrice des vecteur poids finaux. ($\alpha=0.001$, epochs=300)



$\alpha=0.001$, epochs=500 :

	w1	w2	w3	w4	w5	w6
Neurone 1	61,98333	87,8678918	1,69940372	-0,11129987	0,45722897	-0,54779441
Neurone 2	21,6685295	55,0369087	2,48791645	-0,13307346	0,70727544	-0,76783778
Neurone 3	61,9667896	87,8561	1,69913205	-0,11123335	0,4570489	-0,54740105
Neurone 4	55,0965472	85,1387839	1,99800307	-0,08053411	0,48012764	-0,51030222
Neurone 5	61,4901149	94,7788935	1,8720505	-0,08691413	0,46580222	-0,54051525
Neurone 6	63,9494592	85,1383471	1,61015976	-0,08915608	0,3800021	-0,42551627
Neurone 7	74,2276271	91,0212734	1,16395872	-0,07077625	0,24357735	-0,29651372
Neurone 8	61,9765432	87,8844405	1,69988697	-0,11128297	0,45748876	-0,54803463
Neurone 9	93,8198521	127,959426	2,0112771	-0,10149619	0,47374794	-0,56892593
Neurone 10	61,9828109	87,8858903	1,69988697	-0,11128297	0,45745163	-0,54806626

(c)

Figure III-16 : a) Résultat de l'entraînement du réseau LVQ ; b) Processus d'apprentissage ; c) Tableau de matrice des vecteur poids finaux. ($\alpha=0.001$, epochs=500)

Avec ces différents résultats, on remarque que celle qui donne le meilleur résultat dans notre cas précis est le couple de valeur $\alpha=0.001$, epochs=300 avec une performance d'entraînement de 0.020883.

Une fois l'apprentissage du réseau neuronal LVQ terminé, les paramètres caractéristiques de chaque modèle de conduite sont entrés dans le réseau neuronal pour tester la précision, et la sortie attendue est comparée à la sortie réelle, comme indiqué dans le tableau III-20. Les nombres 1, 2, 3,4 de la valeur attendue et du résultat réel représentent quatre cycles de conduite, Artemis Urbain, Artemis Road, HWFET et Artemis motorway 130 respectivement. Les différences entre les valeurs attendues et réelles sont mises en évidence en gras et en italique. Le tableau montre que la sortie du réseau neuronal LVQ est fondamentalement la même que le résultat attendu.

Cycle de conduite	Echantillons	Classes attendues	Classes obtenues
Artemis Urbain	1	1	1
	2	1	1
	3	1	1
	4	1	1
	5	1	1

	6	1	1
Artemis Road	1	2	2
	2	2	2
	3	2	3
	4	2	2
	5	2	2
	6	2	2
HWFET	1	3	3
	2	3	3
	3	3	3
	4	3	3
	5	3	3
	6	3	3
Artemis Motorway 130	1	4	4
	2	4	4
	3	4	4
	4	4	4
	5	4	4
	6	4	4

Tableau III-19 : Détection de précision du réseau neuronal LVQ

III-2-3-Résultats de la reconnaissance des cycles de conduite :

Pour la simulation, le cycle de conduite « WLTP_class_3 » qui est un cycle hybride qui est composé des différents types de condition de roulage, à savoir urbain, suburbain, route principale, autoroute, a été simulé dans Matlab Simulink figure (III-17), pour déterminer la précision de l'algorithme de reconnaissance des types de conduites.

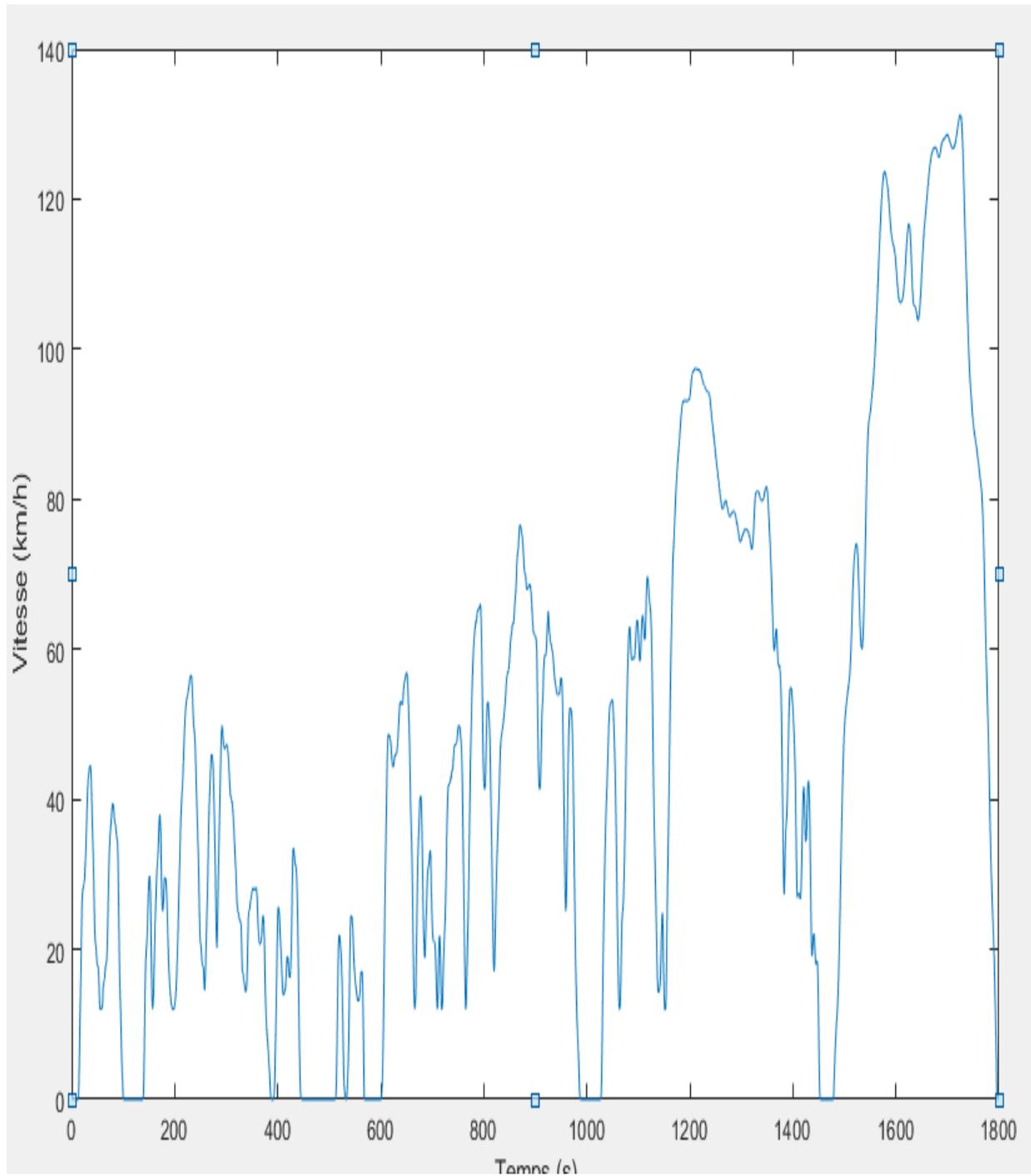


Figure III-17 : Cycle de conduite WLT_class_3

Programme Matlab :

```

% Lecture des données de la vitesse du cycle WLTP
V= xlsread('Vitesse');
% Lecture des données de l'accélération du cycle WLTP
A=xlsread('Accélération') ;
t=1 :180; n=1;x=1;y=180;ind=1;
% Récupération de la vitesse et de l'accélération toutes les 180s
for i=1:1800
    if i==180*n
        V1=V(1,x:y);
        A1=A(1,x:y)*9.81;
        %distance
        b1=0;
        for j=2:180
            b1=b1+(((t(j)-t(j-1))*V1(j))/3.6);
        end
        %Ttotal
        c=180;
        %vitesse moyenne
        Vm1=3.6*(b1/c);
        %vitesse max
        Vmax1=max(V1);
        %accélération max
        Amax1=max(A1);
        %decc max
        for m=1:180
            if A1(m)<0
                n1(m)=A1(m);
            else
                n1(m)=NaN;
            end
        end
        Dmax1= max(n1);
        %acc positive moyen
        w1=0;s1=0;
        for u=1:180
            if A1(u)>0
                w1=w1+1;
                s1=s1+A1(u);
            end
        end
        Apm1=s1/w1;
        %acc négative moyen
        o1=0;y1=0;
        for r=1:180
            if A1(r)<0
                o1=o1+1;
                y1=y1+A1(r);
            end
        end
        Anm1=y1/o1;
        %resultat neurone
        X1=[Vm1;Vmax1; Amax1; Dmax1; Apm1; Anm1];
        Q1=net(X1);
        Qc(ind)=vec2ind(Q1)
        ind=ind+1 ;
        n=n+1;x=y;y=y+179;
    end
end
end

```

```

%Graphe
for h=1:180
    Qc1(h)=Qc(1)*30;
    Qc2(h)=Qc(2)*30;
    Qc3(h)=Qc(3)*30;
    Qc4(h)=Qc(4)*30;
    Qc5(h)=Qc(5)*30;
    Qc6(h)=Qc(6)*30;
    Qc7(h)=Qc(7)*30;
    Qc8(h)=Qc(8)*30;
    Qc9(h)=Qc(9)*30;
    Qc10(h)=Qc(10)*30;
end
t4=1:1800;
p100=[Qc1 Qc2 Qc3 Qc4 Qc5 Qc6 Qc7 Qc8 Qc9 Qc10];
plot(t4,v)
hold on
plot(t4,p100);

```

L'algorithme récupère toutes les 180s secondes les valeurs de la vitesse et de l'accélération du cycle de conduite. La durée du cycle étant de 1800s, alors il aura pour but de faire une reconnaissance sur 10 échantillons du cycle. A partir des deux paramètres récupérés pour chaque intervalle de temps, les autres paramètres caractéristiques seront calculés puis introduits comme entrées dans le réseau de neurone LVQ, qui assure la reconnaissance. Le résultat de la reconnaissance est représenté sur la figure III-19.

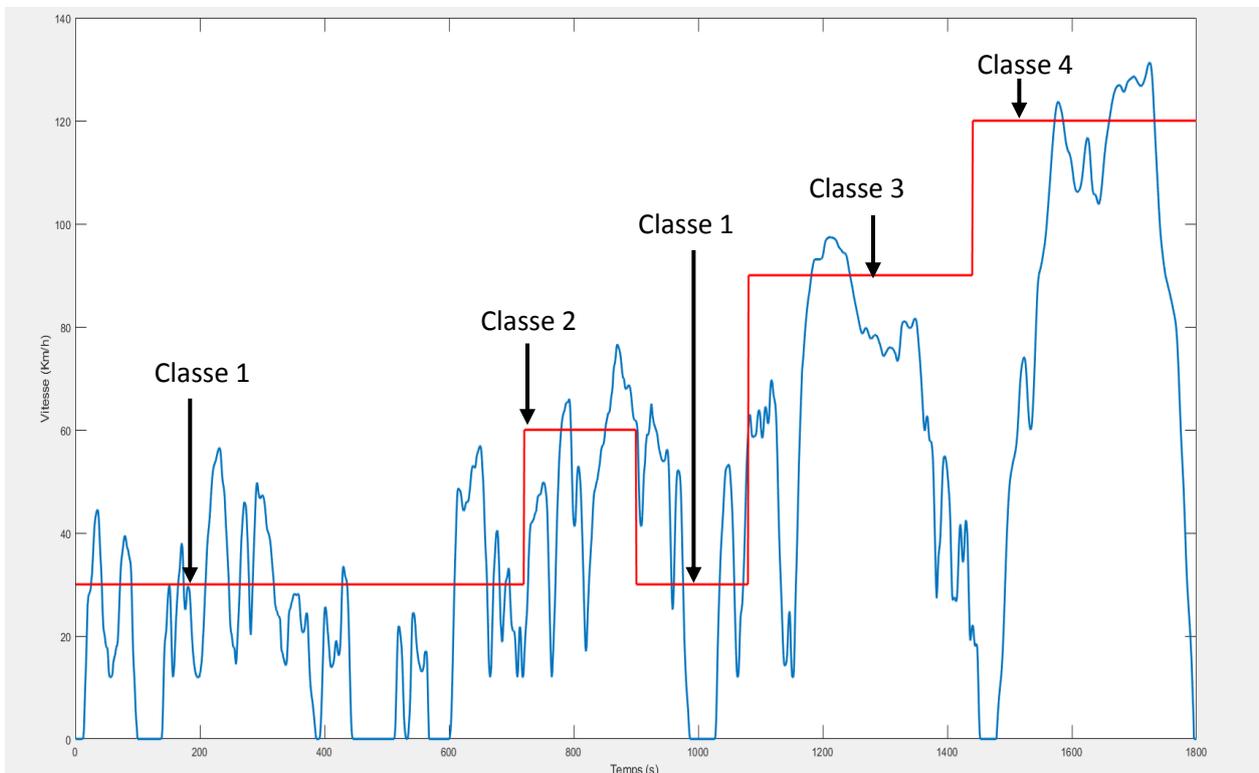


Figure III-18 : Résultat de la reconnaissance des différents types de conduite

Echantillon	Classe gagnante	Cycle reconnu
1	1	Urbain
2	1	Urbain
3	1	Urbain
4	1	Urbain
5	2	Suburbain
6	1	Urbain
7	3	Route principale
8	3	Route principale
9	4	Autoroute
10	4	Autoroute

Tableau III-20 : Types de conduite reconnus

IV- Discussion :

Comme nous pouvons le voir sur la figure III-19, l'algorithme de reconnaissance arrive à distinguer les différents types de conduite allant des conditions de conduite urbaine jusqu'à sur autoroute. Sur les 4 premiers échantillons, la classe gagnante est la classe une qui représente les conditions de conduite urbaine, et en regardant sur le graphe nous remarquons que la vitesse oscille autour de 50 km/h qui représente bien les conditions de conduite urbaine.

Au niveau de l'échantillon 5, nous remarquons une légère augmentation de la vitesse par rapport aux portions de temps passé avec une vitesse moyenne de 49.33 km/h, qui se rapproche le plus des vitesses moyennes rencontrées dans les cycles de conduite suburbaine, et la classe gagnante via l'algorithme dans cette portion de temps est la classe 2 qui représente bien les conditions de conduite suburbaine.

Au niveau de l'échantillon 7 et 8, l'algorithme donne comme sortie la classe 3 avec une vitesse max aux alentours de 90 km/h et une vitesse moyenne aux alentours de 65km/h qui représente très bien les conditions de conduite sur route principale.

Sur les deux dernières portions de temps on remarque des vitesses très élevées, dépassant les 120 km/h. Grâce à ce paramètre on peut en conclure que ces portions de temps représentent une condition de roulage sur autoroute qui est caractérisée par de grandes vitesses et avec quasiment pas d'arrêts. Cette conclusion est confirmée par l'algorithme qui donne la classe quatre comme sortie.

Les résultats de la reconnaissance indiquent que notre algorithme peut trouver les paramètres caractéristiques uniques des conditions de conduite typique. De plus, la précision est élevée, ce qui vérifie que cet identificateur de type de conduite est valide, car les résultats de l'identification sont conformes à la situation réelle.

V-Conclusion :

La sélection des bons cycles de conduite représentatifs des différentes conditions de roulage est une étape indispensable pour l'élaboration de l'algorithme de reconnaissance du type de conduite. De ce fait deux méthodes de classifications (CAH, K-means), ont été utilisées sur une base de données contenant 24 cycles de conduite assurant un partitionnement en quatre classes (urbain, suburbain, route principale, autoroute), pour assurer un choix de 4 cycles de conduite les plus représentatifs des différentes conditions de roulage. Dans ce présent travail les résultats obtenus par la méthode de classification des K-means ont été utilisés, car par rapport à la CAH, il a donné de bons résultats concernant la variabilité intra et inter-classes, qui est un critère indispensable pour un bon partitionnement. Ces quatre cycles de conduite retenus ont été simulés dans Matlab Simulink, puis leurs paramètres caractéristiques récupérés, ont été utilisés pour entraîner un réseau neuronal à quantification vectorielle LVQ, qui a permis d'obtenir de bons résultats concernant la reconnaissance des différents cycles de conduite.

Conclusion générale

Dans notre projet, nous avons élaboré une méthode de reconnaissance des cycles de conduite dans un VEH. En effet selon les chercheurs, un VEH disposant d'informations sur ses conditions de roulage donne de meilleurs résultats en matière de réduction du carburant par rapport à ceux qui n'en disposent pas. Dans le but d'élaborer un algorithme de reconnaissance des cycles de conduites, nous avons répertorié 24 cycles de conduite parmi 256 cycles de conduite référencié, de manière à ce qu'ils puissent représenter toutes les conditions de roulage possibles. Nous avons utilisé deux méthodes de classification non supervisées : CAH et K-means via XLSTAT sur ces 24 cycles de conduite dans le but d'assurer le choix des cycles de conduites les plus représentatifs, assurant la convergence rapide de l'algorithme. Disposant de plus d'une cinquantaine de variables concernant chaque cycle de conduite, nous nous sommes basés sur les travaux de certains chercheurs qui utilisent l'analyse en composante principale pour réduire le nombre de variables à six, qui ont été utilisées comme entrées pour l'algorithme de reconnaissance. Notre algorithme de reconnaissance des cycles de conduites est un algorithme neuromorphique à quantification vectoriel (LVQ). Il dispose de six variables d'entrées, qui sont les paramètres caractéristiques provenant du véhicule, et possède quatre sorties, chacune détermine le type de route sur laquelle évolue la voiture (urbain, suburbain, route principale, autoroute). Les cycles de conduite retenus grâce aux méthodes de classifications ont été utilisés pour l'apprentissage de l'algorithme. Le test de l'algorithme sur le cycle de conduite WLTP_class_3 (Procédure d'essai mondiale harmonisée pour les voitures particulières et véhicules utilitaires légers), qui est cycle de conduite hybride simulé grâce à Matlab, a permis d'obtenir des résultats de reconnaissance de cycles corrects concernant la reconnaissance. En perspective, notre algorithme pourra être amélioré par :

- plus de paramètres caractéristiques pour obtenir des résultats de reconnaissance des cycles plus précis
- des algorithmes intelligents avec des bases de données réelles sur la structure des routes basés sur le « Machine learning » et le « deep learning » permettraient une prévision des cycles de conduite et une gestion optimisée des sources d'énergies d'un VEH
- des méthodes de communications qui informeraient le véhicule sur la prédictions des futures conditions de roulages

Notre algorithme pourra être embarqué sur un véhicule grâce à un système à base de microcontrôleur ou un circuit FPGA, pour réaliser une reconnaissance en temps réel, ou prédire les conditions de roulage du véhicule, afin d'assurer une bonne stratégie de gestions énergétique.

BIBLIOGRAPHE

1. M. YACINE GAOUA : Modeles mathematiques et techniques d'optimisation non lineaire et combinatoire pour la gestion d'energie d'un systeme multi-source: vers une implantation temps reel pour differentes structures electriques de vehicules hybrides, thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse), 2014
2. https://fr.wikipedia.org/wiki/Automobile_hybride_%C3%A9lectrique#:~:text=L'architecture%20la%20plus%20r%C3%A9pandue,du%20v%C3%A9hicule%20par%20freinage%20r%C3%A9g%C3%A9n%C3%A9ratif
3. Qi Jiang : Gestion énergétique de véhicules hybrides par commande optimale stochastique, thèse de doctorat, Université Paris-Saclay, 2017
4. https://fr.wikipedia.org/wiki/Automobile_hybride_%C3%A9lectrique
5. Tedjani Mesbahi : Influence des stratégies de gestion d'une source hybride de véhicule électrique sur son dimensionnement et sa durée de vie par intégration d'un modèle multi-physique, thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lille, 2016.
6. https://fr.wikipedia.org/wiki/Moteur_%C3%A0_combustion_et_explosion
7. MILOUDI saleh, DERRADJ azeddine, BOUHLAL aissa :Simulation Numérique D'une Chaine De Traction D'un Véhicule Electrique, mémoire de fin d'étude, universite de m'sila, 2011 / 2012
8. Panos Papalambros : Engine optimal operation lines for power-split hybrid electric vehicles, Semantic Scholar, 2009
9. Sif Eddine : Guenidi modelisation, commande et gestion de l'énergie d'un véhicule électrique hybride, mémoire de fin d'étude, researchgate,2011
10. Nicolas DENIS : Système de gestion d'énergie d'un véhicule électrique hybride rechargeable à trois roues, thèse de doctorat, université de sherbrooke,2014
11. <https://www.astuces-pratiques.fr/auto-moto/rendement-du-moteur-thermique>
12. https://fr.wikipedia.org/wiki/Logique_floue
13. G. Paganelli, Sebastien Delprat, Thierry-Marie Guerra, J. Rimaux, Jean-Jacques Santin : Equivalent consumption minimization strategy for parallel hybrid powertrains, researchgate, 2002
14. Cristian Musardo, Giorgio Rizzoni, Fellow, IEEE and Benedetto Staccia : A-ECMS: An Adaptive Algorithm for Hybrid Electric Vehicle Energy Management, Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference 2005 Seville, Spain, December 12-15, 2005
15. T J Barlow, S Latham, I S McCrae and P G Boulter A reference book of driving cycles for use in measurement of road vehicle emissions, Copyright TRL Limited, 2009
16. Mohamed Ben-Marzouk, Guy Clerc, Serge Pelissier, Ali Sari, Pascal Venet. Determination of the electric vehicles driving modes in real life conditions by classification methods. 2018 IEEE ICIT, Feb 2018, Lyon, France.
17. Robert Joumard, M. Rapone, Michel Andre. Analysis of the cars pollutant emissions as regards driving cycles and kinematic parameters. 2006, 132p. fihal-00545918f
18. Hongwen He, Chao Sun, Xiaowei Zhang : A Method for Identification of Driving Patterns in Hybrid Electric Vehicles Based on a LVQ Neural Network, researchgate, 2012

19. François Husson : Classification ascendante hiérarchique (CAH), Laboratoire de mathématiques appliquées - Agrocampus Rennes, 2014
20. M. T. Hagan, H. B. Demuth, and M. Beale : Neural Network Design. Boston, MA: PWS, 1995.
21. XING Jie, Han Xuefeng, Ye Hui, Cui Yan, Ye Huiping : Driving Cycle Recognition for Hybrid Electric Vehicle, China north vehicle research institute, Beijing 100072, 2014
22. Ke Songa, Feiqiang Lic, Xiao Hua, Lin Hed, Wenxu Niua,b, Sihao Lua,b, Tong Zhanga : Multi-mode energy management strategy for fuel cell electric vehicles based on driving pattern identification using learning vector quantization neural network algorithm, Journal of Power Sources 389, 2018
23. J. WANG, Q. N. WANG, X. H. ZENG, P. Y. WANG and J. N. Wang : driving cycle recognition neural network algorithm based on the sliding time window for hybrid electric vehicles, International Journal of Automotive Technology, Vol. 16, No. 4, pp. 685–695 (2015)
24. Langari, R .; Won, JS Integrated Drive Cycle Analysis for Fuzzy Logic Based Energy Management in Hybrid Vehicles. Dans les actes de la 12e Conférence internationale de l'IEEE sur les systèmes flous, St. Louis, MI, USA, 25-28 mai 2003; pp. 290-295.
25. Reza Langari, Senior Member, IEEE, and Jong-Seob Won : Intelligent Energy Management Agent for a Parallel Hybrid Vehicle—Part I: System Architecture and Design of the Driving Situation Identification Process, researchgate,2005
26. <https://www.xlstat.com/fr/solutions/fonctionnalites/classification-par-la-methode-des-nuees-dynamiques-k-means>
27. <https://www.xlstat.com/fr/solutions/fonctionnalites/classification-ascendante-hierarchique-cah>
28. <https://everybodywiki.com/XLSTAT>
29. <https://www.xlstat.com/en/solutions/basic>
30. Ranga Rodrigo Using Matlab Neural Networks Toolbox
31. Ranga Rodrigo Using Matlab Neural Networks Toolbox,2014
32. <https://fr.wikipedia.org/wiki/Simulink>
33. Marie Chavent : Classification automatique, Université de Bordeaux,2019
34. Dai-Duong Tran, Majid Vafaepour, Mohamed El Baghdadi, Ricardo Barrero, Joeri Van Mierlo, Omar Hegazy : Thorough state-of-the-art analysis of electric and hybrid vehicle powertrains: Topologies and integrated energy management strategies, ScienceDirect, 2020