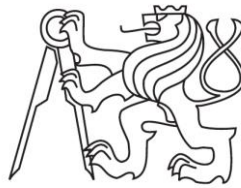


**Czech Technical University in Prague**  
**Faculty of Mechanical Engineering**

Department of Automotive, Combustion Engine and Railway Engineering  
Study program: Master of Automotive Engineering  
Field of study: Advanced Powertrains



**SCR efficiency model using a neural  
network and a pseudo 1-D model**

**DIPLOMA THESIS**

Author: Marion Lorieul  
Supervisor: Ing. Michal Vojtisek  
Specialist: Ing. Dara Suy  
Year: 2017

Diploma thesis assignement

## **Disclaimer**

I hereby declare that this thesis is my own work and that to the best of my knowledge and the bibliography contains all the literature I have used. It contains no materials previously or written by another person, or substantial proportions of material which have been accepted for the award of any other degree or diploma at CTU or any other educational institution, except where due acknowledgement is made in the thesis.

.....

Date

.....

Marion Lorieul

## Remerciements

Pour commencer, j'aimerais remercier mon tuteur chez PSA, Monsieur Dara Suy, pour m'avoir permis de faire ce stage. Je le remercie pour son accueil, ses connaissances, sa patience et sa disponibilité au quotidien. Il m'a vraiment guidé dans mon travail et j'espère que cette première expérience en tant que tuteur lui aura donné envie de continuer à encadrer des stagiaires.

Je remercie également le reste de l'équipe C2SD pour leur accueil et leurs conseils avisés, ainsi que tous les employés et élèves apprentis de PSA que j'ai eu la chance de rencontrer.

Je tiens à remercier ensuite Monsieur Michal Vojtisek, mon tuteur à l'université technique de Prague qui, malgré la distance, a toujours su se montrer disponible pour répondre à mes questions.

Enfin, je remercie toutes les personnes de mon entourage qui m'ont conseillé et aidé pendant cette période de fin d'étude et en particulier ma famille.

*Pour Jérémie.*

*Author:* Marion Lorieul

*Title:* **SCR efficiency model using a neural network and a pseudo 1-D model**

*Study program:* Master of Automotive Engineering

*Field of study:* Advanced Powertrains

*Assignment:* Diploma Thesis

*Scope of the thesis:* 74 pages, 31 figures, 9 tables, 3 attachments

*Academic Year:* 2016/2017

*Department:* U12120

*Writing language:* French

*Supervisor:* Ing. Michal Vojtisek  
Czech Technical University in Prague  
Faculty of Mechanical Engineering  
Technicka 4, 166 07 Praha 6 – Dejvice, Czech Republic

*Specialist:* Ing. Dara Suy  
SCR Control Design  
PSA Group  
18 Rue des Fauvelles, 92250 La Garenne-Colombes, France

*Abstract:* The thesis is concerned with mathematical model of the performance of a Selective Catalytic Reduction device used in passenger cars with diesel engines for the reduction of nitrogen oxides (NO<sub>x</sub>) in exhaust gases. Improvements in SCR efficiency are needed due to the evolution of the EU legislation regulating exhaust emissions from on-road vehicles.

The goal of the thesis is to improve the existing 0-D mathematical/computational model of the SCR catalyst. Two approaches will be considered. One is an extension of the 0-D model into a pseudo 1-D model. The other is a neural network based approach. Both models will be explored in terms of their strengths and weaknesses considering their accuracy and the complexity of their implementation.

*Key words:* Efficiency, Selective Catalytic Reduction (SCR), Nitrogen oxides (NO<sub>x</sub>), exhaust gases, modelling, neural networks, accuracy, robustness ...

*Mots clés:* Efficacité, Réduction catalytique sélective (SCR), oxydes d'azote (NO<sub>x</sub>), gaz d'échappement, modélisation, réseaux de neurones, précision, robustesse ...

# Contents

Nomenclature .....	9
Introduction .....	11
Chapitre 1 .....	12
Contexte et problématique.....	12
1. Le moteur Diesel .....	12
1.1. Histoire du moteur Diesel.....	12
1.2. Principe de fonctionnement.....	12
1.3. Avantages et inconvénients du moteur Diesel.....	14
2. La dépollution au cœur de l'actualité .....	15
2.1. Les problèmes environnementaux liés aux moteurs à combustion .....	15
2.2. Les technologies de la dépollution et les normes .....	17
3. La modélisation et la simulation des GMP et du contrôle.....	25
3.1. Les enjeux de la modélisation .....	25
3.2. La modélisation dimensionnelle.....	25
3.3. Les principales problématiques liées à la modélisation.....	27
Chapitre 2 .....	28
La modélisation 0D du catalyseur SCR.....	28
1. Présentation du modèle du système SCR .....	28
1.1. Architecture globale de la commande du système SCR.....	28
1.2. La fonction de modélisation du modèle physique : PhyMdl .....	31
1.3. Modélisation de l'efficacité du catalyseur SCR.....	34
2. Méthodologie d'analyse des modèles.....	34
2.1. Critères de comparaison entre les modèles.....	34
2.2. Routine Matlab d'exploitation et outils de comparaison des modèles .....	37
2.3. Figeage des hypothèses de travail .....	40
3. Résultats de l'étude sur le modèle 0D existant.....	46
3.1. Précision du modèle .....	46
3.2. Robustesse du modèle .....	46

Chapitre 3 .....	47
La modélisation pseudo 1D du catalyseur SCR .....	47
1. Etapes de transformations du modèle 0D en modèle pseudo 1D .....	47
2. Validation du modèle .....	50
3. Perspectives de travail sur le modèle.....	50
 Chapitre 4 .....	 51
La modélisation avec des réseaux de neurones .....	51
1. Qu'est-ce qu'un réseau de neurones ? .....	51
1.1. Réseau de neurones et apprentissage.....	51
1.2. Classification des réseaux de neurones .....	52
1.3. Guide d'utilisation de la toolbox « réseau de neurones » de Matlab.....	53
2. Modélisation par un réseau de neurones de l'efficacité du catalyseur .....	55
2.1. Etape de création des réseaux de neurones.....	55
2.2. Application des réseaux de neurones et résultats .....	59
3. Perspectives de continuité des recherches .....	62
 Conclusion.....	 64
 Bibliographie.....	 65
 Table des figures .....	 67
Table des tableaux .....	68
Table des annexes.....	68



## Nomenclature

0-D	Zero-dimensional	Zéro dimension
1-D	One-dimensional	Une dimension
3-D	Three-dimensional	Trois dimensions
BDC (ou PMB)	Bottom Dead Centre	Point mort bas
BO	Open Loop	Boucle ouverte
CAD (ou CAO)	Computer-aided Design	Conception assistée par ordinateur
CFD	Computational Fluid Dynamics	Calcul dynamique des fluides
CO <sub>2</sub>	Carbon Dioxide	Dioxyde de carbone
COV	Volatile Organic Compound	Composé organique volatil
DPF (ou FAP)	Diesel Particulate Filter	Filtre à particules
Ds	Downstream	En aval
ECE (UDC)	Emission Test Cycle (Urban driving cycle)	Cycle Urbain de Conduite
ECU	Engine Control Unit	Unité de contrôle du moteur
EGR	Exhaust gas recirculation	Recirculation des gaz d'échappement
EUDC	Extra-Urban Driving Cycle	Cycle Extra Urbain de Conduite
FEA	Finite Element Analysis	Analyse des éléments finis
GMP	Powertrain	Groupe motopropulseur
HC	Hydrocarbon	Hydrocarbures
MIL	Malfunction Indicator Lamp	Indicateurs lumineux de dysfonctionnement
MLP (ou PMC)	Multiplayer Perceptron	Perceptron multicouche
MVEG	Motor Vehicle Emissions Group	Cycle de conduite automobile (autre nom du NEDC)
NEDC	New European Driving Cycle	Nouveau Cycle Européen de Conduite
NO	Nitrogen oxide	Monoxyde d'azote
NO <sub>2</sub>	Nitrogen Dioxide	Dioxyde d'azote
NO <sub>x</sub>	Nitrogen oxides	Oxydes d'azote
OBD	On Board Diagnostic	Diagnostic embarqué

P.a	Atmospheric pressure	Pression atmosphérique
PAHs (ou HAP)	Polycyclic Aromatic Hydrocarbons	Hydrocarbures aromatiques Polycycliques
PEMS	Portable Emissions Measurement System	Système portable de mesure des émissions
PM	Particulate matter	Matière particulaire
PNA	NOx Trap	Piège à NOx
PPM	Parts per million	Partie par million
RDE	Real Driving Emissions	Emissions réelles en conduite
RdN	Neural Networks	Réseaux de neurones
SCR	Selective Catalytic Reduction	Réduction catalytique sélective
SCRf	Selective Catalytic Reduction Filter	Filtre de la réduction catalytique sélective
TDC (ou PMH)	Top Dead Centre	Point mort haut
Us	Upstream	En amont
WLTP	Worldwide harmonized Light Vehicles Test Procedures	Procédure d'essai mondial harmonisée pour les voitures particulières et véhicules utilitaires légers

### **Acronymes PSA**

BAMB	Boucle d'air Model Based
C2SD	Conception des Systèmes de Dépollution
CADD	Catalyse de dépollution Diesel
EOM	Engine Operating Management
NORIA	NOx Reduction by Injection of Additive
NORIS	NOx Reduction by Injection of Additive Injection System
NSA	NOx Sensor Acquisition

# Introduction

La dépollution des moteurs thermiques est un sujet au cœur de l'actualité. Pour répondre à des normes de plus en plus contraignantes, les constructeurs automobiles travaillent tous les jours pour améliorer leurs moteurs et leurs lignes de dépollution. Pour répondre aux besoins de demain, les ingénieurs sont à la recherche de nouvelles performances et de produits de plus en plus efficaces.

Pour améliorer les produits, la modélisation des systèmes complexes est une priorité dans l'industrie automobile. De la modélisation des réactions chimiques à la modélisation avancée des pièces mécaniques, rien n'échappe aux travaux de modélisation de nos jours.

Et c'est le cas de notre étude. Ce mémoire porte sur la modélisation de l'efficacité d'un catalyseur embarqué sur les lignes de dépollution des véhicules de la marque PSA. A l'heure actuelle, l'équipe dispose d'un modèle en une dimension proche de la réalité mais qui ne peut pas être embarqué dans un calculateur de véhicules. Pour pallier à cela un modèle zéro dimension a été créé avec ses imprécisions. Le travail que nous allons exposer porte sur l'évaluation de ces imprécisions et la recherche de nouveaux modèles améliorés.

Pour cela deux pistes seront abordées. Premièrement, une nouvelle modélisation plus complexe pour se rapprocher du modèle en une dimension. Deuxièmement, une autre approche de la modélisation de l'efficacité du catalyseur grâce à un nouvel outil, les réseaux de neurones.

# Chapitre 1

## Contexte et problématique

### 1. Le moteur Diesel

#### 1.1. Histoire du moteur Diesel

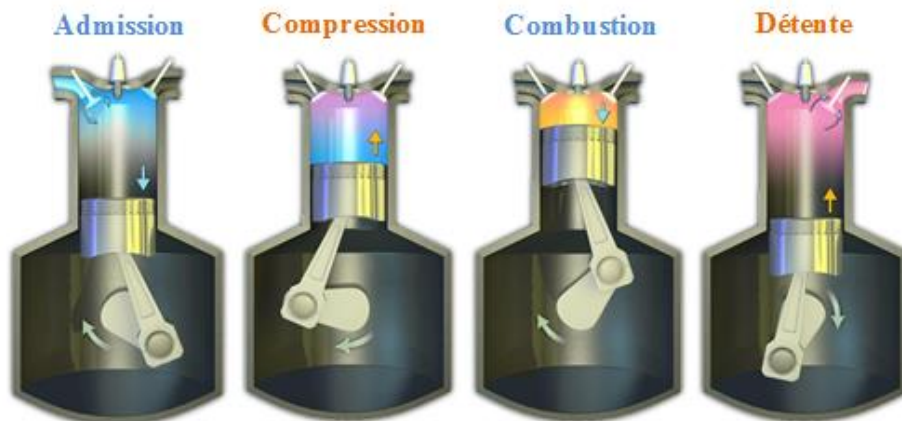
Pendant les dix dernières années du XIX<sup>ème</sup> siècle, Rudolf Diesel (1858-1913) développe l'idée d'un moteur qui s'allume par compression. Il dépose un brevet devant l'Office impérial de Berlin pour ce procédé en février 1892. Au début de l'année 1897, alors qu'il est employé à l'usine MAN à Augsburg, il construit un prototype fonctionnel, qui deviendra alors le fameux moteur Diesel : un moteur à injection pneumatique de combustible liquide dont l'allumage s'effectue spontanément, d'une cylindrée de 19,6 L, avec une puissance de 14,7 kW (20 ch.) à 172 tr/min. Présenté en 1900 à Paris, le premier moteur Diesel commercialisé se voit même récompensé du Grand Prix de l'Exposition Universelle. [1]

Malgré ces avantages et son rendement intéressant, en raison de son poids dû aux renforcements imposés par la mécanique et de la complexité amenée par la pompe d'injection, le moteur Diesel se réserve alors aux engins lourds (chantiers navals, locomotives, tracteurs, etc.). Mais la production et les optimisations apportées par Robert Bosch permettent un développement rapide et une démocratisation de ces moteurs et l'industrie se penche alors sur l'automobile. Les premières automobiles de tourisme équipées de ce moteur furent la Mercedes 260 D en 1936, rapidement suivie de la Peugeot 402 en 1938.

L'utilisation du Diesel ne fera toutefois pas l'unanimité en dehors des camions et machines agricoles, considéré comme trop bruyant et odorant. C'est avec l'injection directe développée par Audi au cours des années 1980 que ce moteur connaît un réel développement dans l'automobile. Cependant, ce succès commence à fléchir en Europe au XXI<sup>ème</sup> siècle. Cette situation est due à plusieurs facteurs, d'un côté, la prise en compte de ses aspects polluants entache sa réputation et engendre un durcissement des normes, de l'autre, l'optimisation et la complexification des systèmes employés conduisent à des prix plus élevés.

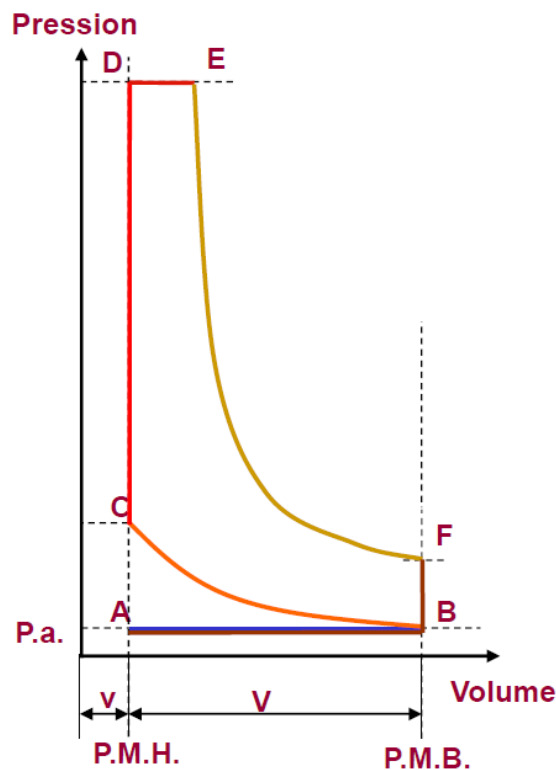
#### 1.2. Principe de fonctionnement

Initialement prévu pour fonctionner au charbon pulvérisé, le moteur Diesel a rapidement eu recours aux carburants comme le fioul, le gazole ou encore les huiles végétales. Un moteur Diesel fonctionne selon un cycle à quatre temps comme un moteur à essence mais sa particularité est qu'il ne possède pas de bougies d'allumage, en effet l'allumage s'effectue spontanément grâce à un phénomène d'auto-inflammation. Le principe de base repose sur la présence de pistons et de cylindres reliés à des collecteurs d'admission et d'échappement.



**FIGURE 1.1 : DECOMPOSITION DES 4 TEMPS DE FONCTIONNEMENT DU MOTEUR DIESEL [3]**

Le cycle de fonctionnement se décompose en quatre temps : l'admission, la compression, la combustion et la détente. [2] Le cycle théorique est le suivant :



**FIGURE 1.2 : CYCLE MIXTE THEORIQUE DU MOTEUR DIESEL**

L'admission (A → B) : la descente du piston du PMH au PMB produit une dépression qui aspire l'air par la soupape d'admission alors ouverte.

La compression (B → C) : l'air est comprimé lors de la montée du piston car les soupapes sont fermées. La température et la pression en fin de compression atteignent des valeurs entre 600 et 700°C sous 40 à 60 bars. Le taux de compression d'un moteur Diesel est autour de 20. L'injection du carburant dans la chambre de combustion commence en fin de compression (point C) et s'enflamme spontanément.

La combustion (C → E) : L'injection continue encore jusqu'à une vingtaine de degrés de vilebrequin après le PMH. Une pression pouvant dépasser les 150 bars repousse le piston vers PMB. La première partie de la combustion se fait si rapidement que le volume est constant, le piston n'a pas le temps de se déplacer. A partir du point D, la combustion se fait à pression constante, l'augmentation de volume est compensée par la dilatation des gaz. La soupape d'échappement commence à s'ouvrir en fin d'expansion pour diminuer la pression et faciliter le retour du piston.

En pratique, la combustion n'a pas le temps de se réaliser à volume ou pression constants.

La détente et l'échappement (E → A) : La combustion a lieu tant que dure l'injection, la dilatation des gaz implique l'augmentation du volume. Après le point F (échappement), le piston remonte et éjecte les gaz de combustion dans l'orifice ouvert de la soupape d'échappement. Vers la fin de l'échappement, la soupape d'admission commence à s'ouvrir, celle d'échappement ne se refermant complètement qu'après le début de l'admission.

Le moteur Diesel peut aussi fonctionner sur un cycle 2 temps mais principalement pour des applications différentes du domaine de l'automobile (moteurs marins lents par exemple), c'est pourquoi on ne s'intéresse pas à ce fonctionnement.

### **1.3. Avantages et inconvénients du moteur Diesel**

#### ***1.3.1. Les avantages d'une motorisation Diesel***

Les moteurs Diesel ont certains avantages notables. [4] Tout d'abord concernant la consommation, le rendement global du moteur Diesel est meilleur (environ 40% pour le Diesel et 36% pour l'essence), le moteur Diesel consomme environ 15% de carburants en moins par rapport aux moteurs à essence et a donc une plus grande autonomie. Il faut aussi noter qu'il bénéficie d'un couple moteur plus important, à régime égal, qu'un moteur à essence de cylindrée équivalente.

Un autre avantage du moteur Diesel, concerne sa solidité et sa longévité. Un moteur Diesel s'use moins rapidement qu'un moteur à essence. Cela est dû aux faits qu'il tourne moins vite et que les pièces qui le compose sont généralement surdimensionnées pour faire face aux efforts imposés par le taux de compression élevé.

Du point de vue de la pollution, l'avantage principal des moteurs Diesel est de produire, à puissance égale, moins de CO<sub>2</sub> que leurs équivalents à essence et également moins de monoxyde de carbone. Le Diesel s'est aujourd'hui amélioré en termes de pollution même si c'est aujourd'hui un des critères qui lui porte préjudice.

Enfin, les avantages économiques du moteur Diesel sont que le gazole reste toujours moins cher que l'essence à la pompe et que les véhicules roulant au Diesel bénéficient d'une bonne côte à la revente.

### **1.3.2. Les inconvénients d'une motorisation Diesel**

Si l'intérêt pour le Diesel décroît c'est qu'il a aussi ses inconvénients. Même si des progrès spectaculaires ont été réalisés sur ces points, le moteur Diesel reste à ce jour un peu plus bruyant qu'un moteur à essence et l'odeur reste un problème non résolu. La réduction du niveau sonore dépend beaucoup de la gestion de l'injection et des dispositifs d'insonorisation.

Un autre inconvénient concerne la batterie nécessaire pour démarrer le moteur qui doit être plus puissante et donc plus volumineuse qu'une batterie pour motorisation essence.

Outre que le Diesel incite toujours à prélever et émettre du carbone fossile, ses impacts spécifiques sur la santé environnementale et sur la pollution de l'air restent préoccupants. Le traitement récent des problèmes dus à l'émission de particules, ainsi que la question des oxydes d'azote qui nous concerne sont toujours au cœur des débats. Ces inconvénients sont détaillés dans la deuxième partie de ce chapitre.

Pour finir, si on a vu que les Diesel bénéficient d'une bonne côte à la revente, ils sont souvent plus chers que les véhicules essence, le prix des révisions est aussi élevé et leur périodicité est grande. Enfin, pour rentabiliser un véhicule Diesel, il faut justifier d'au moins 20 000 km parcourus par an.

## **2. La dépollution au cœur de l'actualité**

### **2.1. Les problèmes environnementaux liés aux moteurs à combustion**

#### **2.1.1. La nature des émissions polluantes**

Une émission polluante (ou polluant atmosphérique) est définie comme « une substance ajoutée au milieu, en concentration suffisante pour produire un effet mesurable sur l'homme, les animaux, la végétation ou les matériaux de construction ». Cela implique donc toutes les substances naturelles ou artificielles néfastes pour les organismes vivants et susceptibles d'être aéroportées (les gaz, les particules solides ou encore les gouttelettes liquides). [5]

On distingue deux grandes classes de polluants. Les polluants primaires qui sont émis directement par des sources identifiables et les polluants secondaires qui sont les produits des interactions entre différents polluants primaires ou entre des polluants primaires et des composants de l'atmosphère.

On peut lister les polluants atmosphériques selon leur composition. On distingue les composés carbonés, les composés azotés, les composés organiques, les composés soufrés, les composés halogénés, les composés métalliques et les particules. Dans le milieu de l'automobile, certains de ces polluants font l'objet de réglementations. Nous allons nous intéresser particulièrement à ceux-là. Il s'agit des composés carbonés, azotés et organiques ainsi que des particules.

**Les composés carbonés** : principalement le dioxyde de carbone ou gaz carbonique (CO<sub>2</sub>). C'est le produit final de la combustion de tout produit carboné. Le dioxyde de carbone n'est pas un polluant en tant que tel mais c'est un gaz à effet de serre. Les risques qu'ils présentent sont une modification du cycle du carbone et un rôle dans le réchauffement climatique. Les émissions de CO<sub>2</sub> sont directement liées à la consommation de carburant, l'homme est responsable de 3 à 5% des émissions de CO<sub>2</sub> de la planète. Différentes sources liées à l'activité humaine produisent ce polluant : l'industrie manufacturière, l'industrie résidentielle, le tertiaire, les transports, etc... Les transports représentent environ 30% des émissions anthropogéniques et on peut noter que la part « automobile » représente à elle seule 50% de celle des transports. Le monoxyde de carbone est aussi un des polluants carbonés à évoquer. En effet il présente de grands risques, très toxique, il peut être mortel. Le monoxyde de carbone est produit lors d'une combustion trop riche de produit carbonée. Dans l'automobile, son niveau d'émission est entièrement lié à la technologie du moteur.

**Les composés azotés** : connus sous le nom de NO<sub>x</sub> pour monoxyde et dioxyde d'azote (NO et NO<sub>2</sub>), ces polluants sont produits par l'oxydation de l'azote de l'air. Le NO<sub>2</sub> est toxique, il est à l'origine des pluies acides et de la destruction de la couche d'ozone par l'intermédiaire du N<sub>2</sub>O. Comme pour le monoxyde de carbone, le niveau d'émission est lié à la technologie du moteur. Il faut noter que le trafic routier représenterait près de 60% des émissions anthropogéniques de NO<sub>x</sub>.

**Les composés organiques** : les composés organiques volatils (COV) et les hydrocarbures aromatiques polycycliques (HAP) sont les principaux composés organiques polluants. Les COV causés par l'évaporation de solvants présentent des risques d'effet de serre, de pollution oxydante et peuvent être irritants pour les muqueuses et les yeux. Les HAP quant à eux sont dangereux à cause de leur action cancérigène. Ils sont produits lors d'une combustion riche en aromatiques (cigarette, combustion de feuilles mortes, fumées de bois, barbecues, etc...)

**Les particules** : les particules sont des aérosols créés par la dispersion dans l'air de solides et de liquides atomisés, poudres ou gouttelettes. On les retrouve sous différentes formes (poussières, fumées, suies, brumes, etc...) et ont différentes origines : les processus chimiques de combustion, la condensation de vapeurs saturées et l'érosion mécanique des roches. La température et la richesse locale favorisent la genèse de particules, principalement les particules de suie.

### *2.1.2. Les effets connus sur la santé*

Les polluants atmosphériques ont un impact plus ou moins important sur le fonctionnement des organismes vivants. Même si le risque individuel reste faible, la grande quantité de personnes exposées fait de la pollution atmosphérique un problème majeur de santé publique. D'après les chercheurs, les polluants les plus nocifs sont l'ozone (O<sub>3</sub>), le dioxyde d'azote et les particules fines. Les composants CO, H<sub>2</sub>S et SO<sub>2</sub> sont toxiques voire mortels, le NO<sub>2</sub> et l'O<sub>3</sub> présentent un caractère fortement oxydant, les particules (PM<sub>10</sub> et PM<sub>2.5</sub>) sont néfastes pour le système respiratoire et certains HC (HAP) sont même cancérigènes. [7]



### ***2.1.3. Les effets connus sur l'environnement***

La couche d'ozone permet de protéger les organismes vivants des effets des rayons UV/B du soleil comme les mutations génétiques, les cancers... L'augmentation de la concentration de certains polluants (COV et NOX via NO2) peut déplacer les équilibres de la stratosphère et engendrer une dégradation de cette couche d'ozone.

Le rayonnement solaire est l'ensemble des ondes électromagnétiques émises par le Soleil. Il est composé de toute la gamme des rayonnements, de l'ultraviolet lointain comme les rayons gamma aux ondes radio en passant par la lumière visible et des rayons cosmiques. Une partie de ce rayonnement (40%) est réfléchi vers l'espace, une autre (15%) est absorbée par l'atmosphère et le reste (45%) réchauffe la surface de la terre. A la façon d'un corps noir, la terre émet à son tour de l'énergie dont les longueurs d'ondes sont situées dans le domaine d'absorption de certaines molécules comme les principaux gaz à effet de serre (H2O, CO2, CH4, N2O, etc...). Cette absorption réchauffe l'atmosphère, c'est le phénomène de l'effet de serre qui, quand il est forcé, engendre le réchauffement climatique. Le dernier rapport du GIEC (Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat) confirme et renforce la certitude de l'existence d'une augmentation de l'effet de serre due à l'activité humaine.

Si les véhicules Diesel entraînent une émission moindre du CO2 dans l'atmosphère (un gaz à effet de serre notable), ils émettent plus de NOx entraînant indirectement une hausse de gaz à effets de serre via l'ozone, un gaz à effet de serre puissant. Le bilan du Diesel d'un point de vue environnemental est donc mitigé.

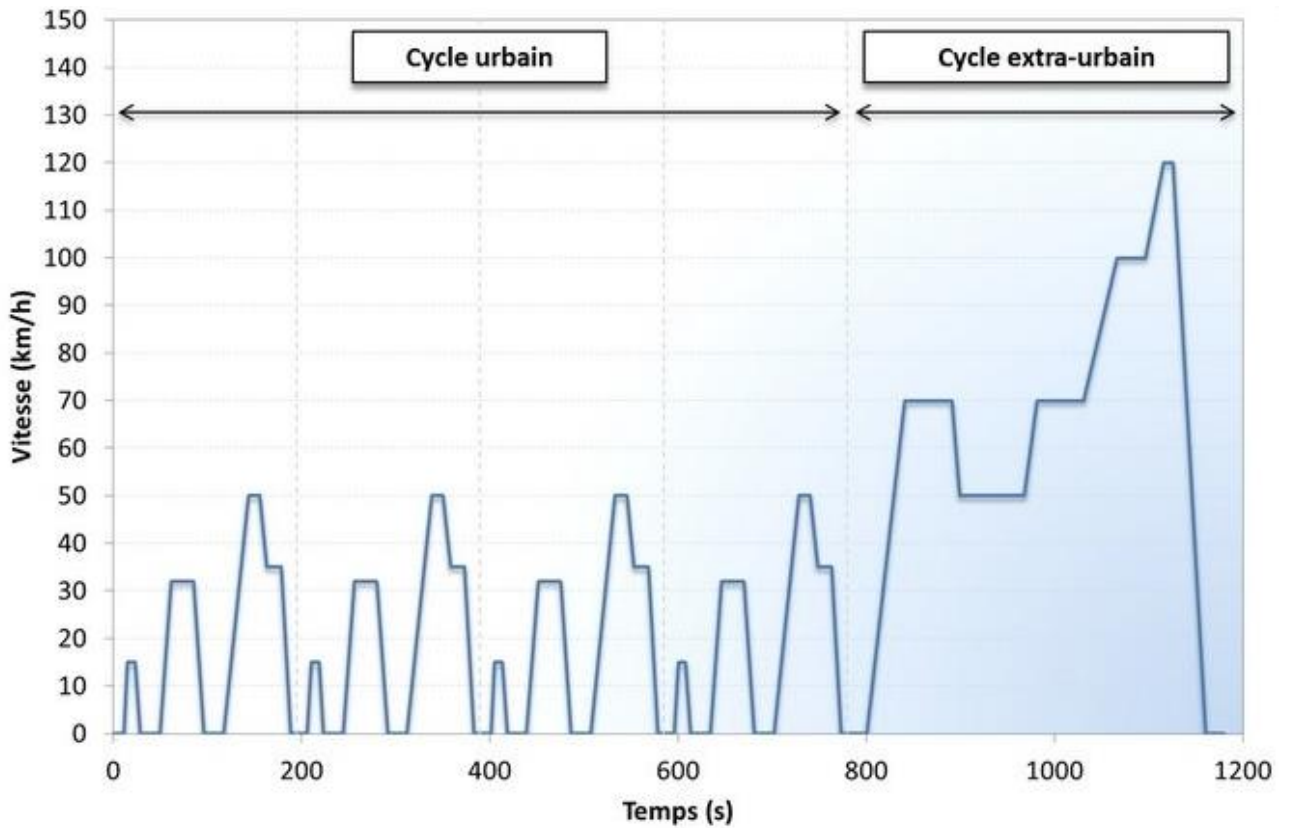
## **2.2. Les technologies de la dépollution et les normes**

### ***2.2.1. Les normes de dépollution***

Aujourd'hui les polluants évoqués précédemment sont réglementés, ils diffèrent légèrement suivant les réglementations et sont au nombre de 4 : le monoxyde de carbone (CO), les hydrocarbures imbrûlés (HC), les oxydes d'azotes (NOx) et les particules (PM). On distingue 3 principales réglementations, l'Europe, les US et le Japon (le reste du monde est partagé entre les normes US et les normes Europe). En 2014, à partir de la norme Euro VI, les émissions de NH3 sont aussi réglementées ainsi que certains gaz comme les NMOG (Gaz organiques non méthaniques) dans les normes US.

Afin d'évaluer, de quantifier et de justifier ces normes, on utilise des cycles réglementaires pour tester les véhicules. Le cycle réglementaire européen (MVEG ou NEDC) est composé de 4 motifs urbains répétés (ECE) et un motif extra-urbain (EUDC), le but étant de couvrir deux différents types de conditions de fonctionnement du véhicule.

D'une durée de 1180 secondes (soit 19 minutes et 40 secondes), le test couvre une distance de 11 km à la vitesse moyenne de 33,6 km/h.



**FIGURE 1.2 : COURBE DE VITESSE DU CYCLE REGLEMENTAIRE MVEG**

Les cycles US quant à eux essaient de reproduire des conditions de conduite différentes : la conduite dite normale, la conduite sur autoroute, la conduite agressive et la conduite avec climatisation. Les valeurs limites devant être respectées sont une combinaison pondérée des résultats sur différents cycles.

Depuis l'introduction des toutes premières normes européennes sur les émissions des véhicules à moteurs à combustion en 1992, les normes sur les émissions réglementaires sont de plus en plus sévères comme le montre l'exemple suivant de l'évolution des limites d'émissions pour les moteurs Diesel.

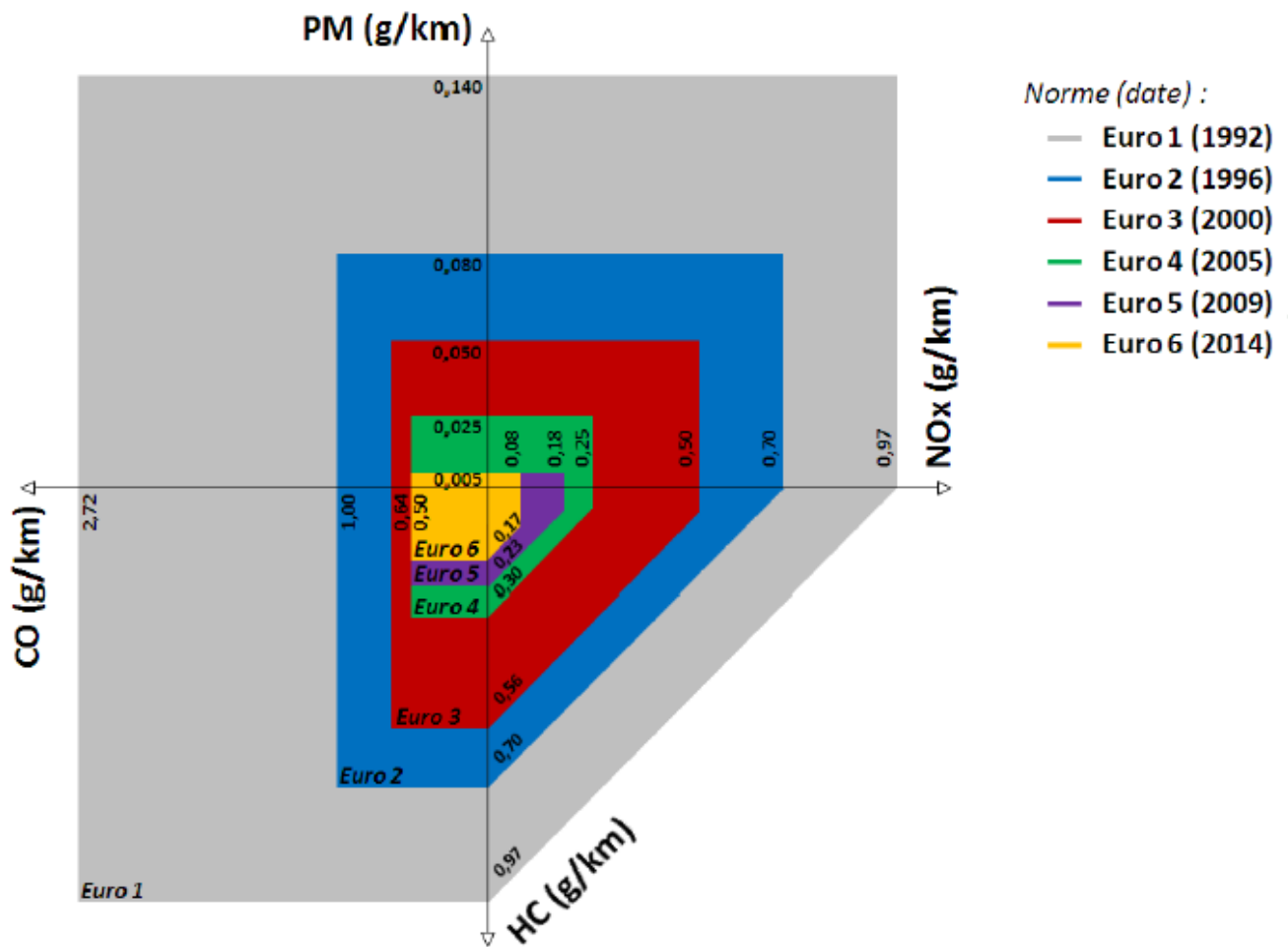


FIGURE 1.3 : REPRESENTATION DES LIMITES D'EMISSIONS EN DIESEL

En plus de cela, les niveaux limites de polluants doivent être respectés à neuf mais aussi à la durabilité réglementaire. Cette durabilité a doublé en 10 ans : la norme Euro 3 imposait 80 000 km alors que les normes Euro 5/6 imposent 160 000 km. Cette durabilité est validée par des roulages accélérés et représentatifs du fonctionnement réel.

Les normes d'émissions imposent également le diagnostic régulier des éléments de dépollution afin de s'assurer de leur bon fonctionnement. En cas de défaillance, le conducteur doit être averti par le véhicule pour qu'il fasse les réparations nécessaires. L'OBd (On bord diagnostic) doit surveiller les fonctions ayant un impact sur les émissions de polluants avec la définition de seuils d'alerte (seuils OBd), il doit enregistrer la présence de la défaillance (mémoire d'un code défaut : le Diagnostic Trouble Code appelé aussi Pcode), il doit alerter le conducteur et enfin il doit communiquer avec un outil de diagnostic générique : le Scan-Tool.

La réglementation concernant la régulation des émissions polluantes évolue encore et rapidement. Deux nouvelles mesures ont récemment fait leur apparition. Premièrement, l'homologation réalisée jusqu'ici sur MVEG évolue avec la création d'un nouveau cycle d'homologation, le WLTC, mis au point et piloté par l'ONU dans le cadre du GT-WLTP (Worldwide harmonized Light vehicles Test Procedures).

Trois différents cycles de tests sont appliqués, en fonction de la classe de véhicule définie par la puissance massique ( $P_m$ ) en W / kg (puissance du moteur / masse à vide en ordre de marche) :

- Classe 1 - véhicules à faible puissance avec  $P_m \leq 22$  ;
- Classe 2 - véhicules avec  $22 < P_m \leq 34$  ;
- Classe 3 - véhicules à puissance élevée avec  $P_m > 34$ .

Les profils de vitesse de ces cycles sont donnés dans l'annexe 1.

Deuxièmement, les voitures devront également répondre à la procédure de vérification des émissions en conditions réelles, dite RDE. En effet, la commission européenne souhaite s'assurer que les véhicules homologués dans les conditions du WLTC n'émettent pas beaucoup plus de polluants en dehors de ce cycle, pour cela les polluants devraient être mesurés en conditions réelles, soit sur un parcours routier représentatif (1/3 urbain + 1/3 routier + 1/3 autoroutier). Afin de mesurer les émissions dans ces nouvelles conditions, la méthode retenue est le PEMS. L'application de cette nouvelle norme (Euro 6c) devrait voir le jour en septembre 2017.



**FIGURE 1.4 : MESURE DES EMISSIONS EN CONDUITE REELLE A L'AIDE D'UN PEMS SUR UNE VOITURE PEUGEOT**

### **2.2.2. Présentation générale des technologies de la dépollution**

Pour le traitement des particules (PM), un système de filtration est utilisé sur les lignes de dépollution. Le filtre à particules (FAP) est un dispositif conçu pour emmagasiner les particules fines contenues dans les gaz d'échappement d'un moteur diesel. Une fois collectées dans le filtre, les particules sont détruites : elles sont brûlées et réduites en cendres. Le FAP se situe avant le tuyau d'échappement. Il agit en deux étapes : la filtration et la régénération.

Lors de la filtration, l'objectif est de retenir les fines particules nocives que rejette la combustion du moteur. Au fil des kilomètres, une couche peut se former sur le filtre empêchant ainsi l'air de passer. Le FAP dispose d'un système qui permet de supprimer automatiquement cette couche. C'est la régénération automatique. Le système injecte du carburant dans un catalyseur et brûle cette couche à très haute température (entre +550/ +650 degrés).

Les premiers filtres à particules pour moteurs Diesel ont été à l'origine développés par PSA Group. La norme Euro 5 a rendu obligatoire en 2001, le FAP sur les moteurs Diesel neufs.

Pour le traitement du monoxyde de carbone (CO) et des hydrocarbures imbrûlés (HC) émis par les moteurs Diesel, la technologie utilisée est un catalyseur. Un catalyseur est un composé chimique capable d'exercer sur l'évolution d'une transformation chimique thermodynamiquement possible, un effet accélérateur et un effet d'orientation. Dans notre cas, l'O<sub>2</sub>, issu de la combustion est récupéré par le CO qui devient du CO<sub>2</sub> et les HC, se transforment en CO<sub>2</sub> et en H<sub>2</sub>O. Pour la dépollution Diesel, on parle de catalyseurs 2 voies car ils ne traitent que le CO et les HC à la différence des catalyseurs 3 voies pour la dépollution essence qui traitent aussi les NO<sub>x</sub>.

Comme il est difficile de maîtriser simultanément les niveaux d'émissions des particules et de NO<sub>x</sub> pour les véhicules Diesel, chacun a sa technologie pour traiter les NO<sub>x</sub>. Prenons l'exemple de deux grands constructeurs français. [8]

L'entreprise Renault utilise un duo EGR/piège à NO<sub>x</sub>. Le système EGR intervient ponctuellement pour refroidir la chambre de combustion et donc limiter autant que possible la production de NO<sub>x</sub>. De son côté, le piège, logé lui dans la ligne d'échappement, capture les NO<sub>x</sub> recrachés et a pour mission de les convertir en gaz inoffensifs. Ce dispositif, économique à produire, se révèle structurellement limité : si l'on fait trop intervenir l'EGR, on sabote le rendement et donc les performances et la consommation.

Le groupe PSA a lui misé sur une autre approche de la dépollution de leur Diesel, plus chère mais plus performante. Au lieu du binôme EGR et piège à NO<sub>x</sub> en amont qui nuit au rendement, ils ont pris le parti de traiter les NO<sub>x</sub> en aval. Pour cela, ils utilisent la SCR (réduction catalytique sélective) avec injection d'Adblue dans l'échappement. Cette technologie étant le support du travail réalisé pendant ce semestre, elle est détaillée dans la partie suivante.

Il y a deux types de lignes d'échappement ou ligne de dépollution pour les moteurs Diesel développées par PSA actuellement. La ligne de dépollution H4 associée au moteur DVR et la ligne de dépollution H0' associée au moteur DWR. Si les composants principaux de ces deux lignes restent les mêmes : catalyseur d'oxydation, SCR et filtre à particules, la différence se fait au niveau de l'injection d'urée.

En effet, il y a une boîte de mélange (Blue Box) dans la ligne H4. Les architectures principales (disposition, taille et écartement des dispositifs) sont aussi différentes, comme le montre les deux figures suivantes représentant respectivement la ligne H4 et la ligne H0'.

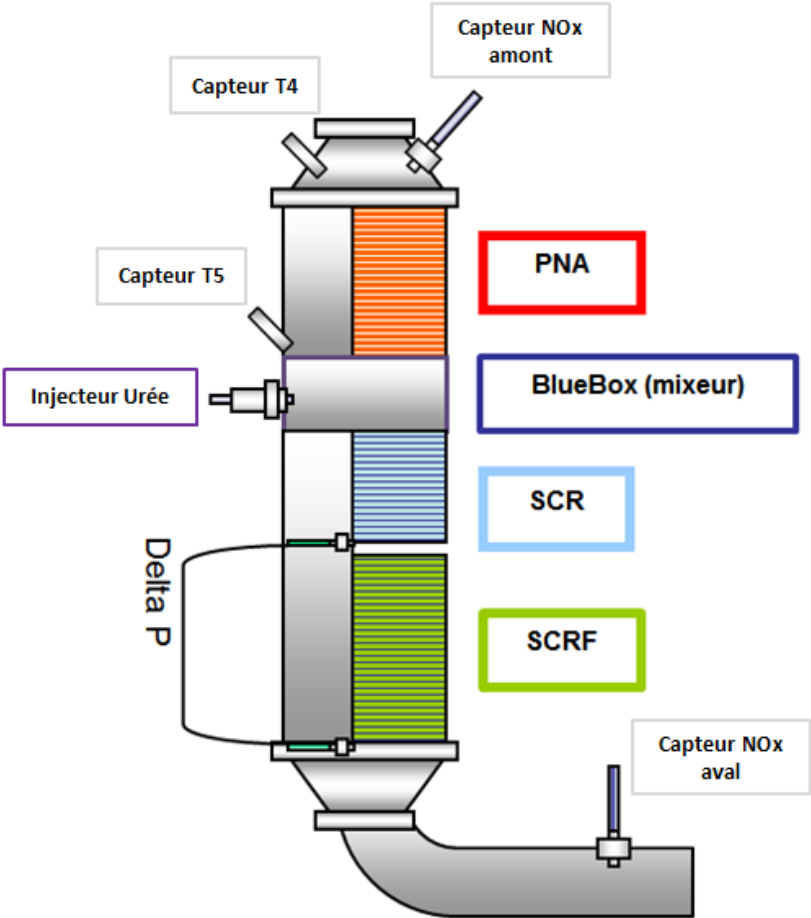


FIGURE 1.5 : LIGNE DE DEPOLLUTION H4

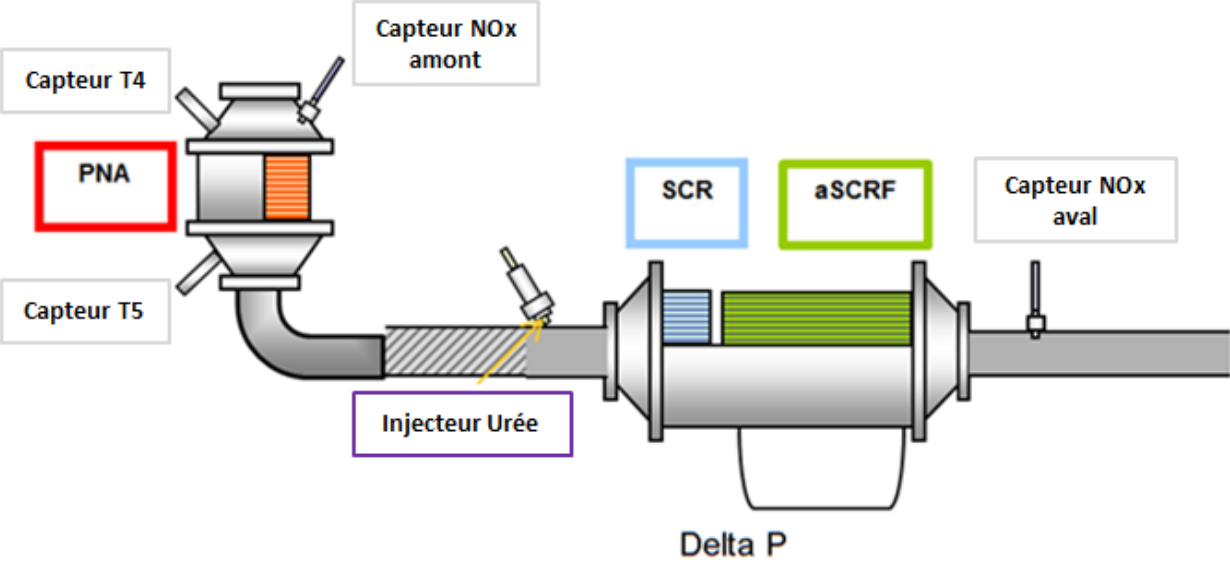


FIGURE 1.6 : LIGNE DE DEPOLLUTION H0'

### 2.2.3. La réduction catalytique sélective (SCR)

On distingue deux types de catalyse : la catalyse homogène (le catalyseur est soluble dans le milieu réactionnel) et la catalyse hétérogène (le catalyseur est une phase distincte de la phase réactionnelle).

Le système catalytique est composé d'une enveloppe métallique « canning » permettant de l'intégrer dans la ligne d'échappement, d'un support monolithique en forme de nid d'abeille et d'un dépôt de phase active « washcoat » à l'intérieur duquel on trouve notamment les métaux précieux.

- Le support mécanique doit offrir la plus grande surface développée possible, présenter une haute résistance thermomécanique, être inerte chimiquement par rapport aux réactions dans la ligne et être compatible physiquement et chimiquement avec la phase active.
- La structure en « nid d'abeille » est utilisée pour sa robustesse, pour le bon compromis qu'elle offre entre surface de contact et perte de charge et pour l'écoulement du flux gazeux.
- Le « washcoat » est un élément clef du catalyseur, il permet de disperser correctement les espèces actives, de les stabiliser au cours du temps et d'augmenter au maximum la surface spécifique. Il est composé d'alumine, d'oxydes mixtes qui jouent le rôle de dopant et de stabilisant et enfin de métaux précieux qui sont les véritables catalyseurs des réactions de post-traitement. Les métaux précieux, Platine, Palladium et Rhodium ont chacun des avantages et des inconvénients.

	Avantages	Inconvénients
<b>Platine (Pt)</b>	- Bonne activité en <b>oxydation CO/HC</b> - Bonne <b>thio-résistance</b>	- Mauvaise <b>résistance thermique</b> (notamment à h <sup>te</sup> T et excès d'O <sub>2</sub> ) - Propension à former <b>H<sub>2</sub>S</b>
<b>Palladium (Pd)</b>	- Bonne activité en <b>oxydation (surtout en HC)</b> - <b>T activation</b> inférieure à celle du Pt - Bonne résistance thermique	- Assez mauvaise <b>thio-résistance</b> - Risques d' <b>interactions néfastes avec Rh</b> (formation d'un alliage moins efficace)
<b>Rhodium (Rh)</b>	- Très bonne activité en <b>réduction des NOx</b> - Bonne <b>thio-résistance</b> et bonne <b>résistance thermique</b> - Activité en stockage d'oxygène ( <b>OSC</b> )	- Risques d' <b>interactions néfastes avec Pd</b> (formation d'un alliage moins efficace) - Risque <b>encapsulation</b> des particules de Rh par celles du Pd - <b>Prix</b>

**TABLEAU 1 : AVANTAGES ET INCONVENIENTS DES METAUX PRECIEUX DU WAHSCOAT.**

Certains paramètres sont très importants pour la catalyse automobile :

- La température des gaz : elle varie selon le point de fonctionnement moteur, et selon le type de moteur (pour un moteur Essence stœchiométrique, elle est entre 350° et 850° et pour un moteur Diesel à Injection directe entre 100° et 550°).
- La richesse (reflet du dosage air/essence admis dans la chambre de combustion) et la composition du mélange gazeux : comme pour la température, elles varient en fonction du type de moteur ou du point de fonctionnement. A richesse donnée, la composition des gaz peut varier significativement.

- Le débit de gaz d'échappement : il a un rôle important dans l'efficacité de conversion car le temps de séjour des molécules dans le monolithe catalytique dépend directement de ce débit de gaz. Lui aussi est variable selon le moteur et le point de fonctionnement (entre 20 et 100 m<sup>3</sup>/h environ).

A l'état neuf, un catalyseur est efficace en conversion des polluants à plus de 98% mais son activité se dégrade tout au long de son fonctionnement sur le véhicule. Les mécanismes de dégradation sont nombreux : vieillissement thermique, vieillissement mécanique, encrassement, empoisonnement de la phase catalytique... Ces mécanismes de dégradation sont détaillés rapidement dans le paragraphe suivant.

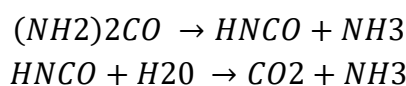
Le vieillissement mécanique, qui provoque érosions et effritements est dû aux chocs thermomécaniques, aux contraintes mécaniques comme les vibrations et à l'attrition (diminution naturelle). Le vieillissement thermique implique des pertes de surface par frittage, la formation d'alliage métallique et la fusion du support mécanique. Ce sont les conséquences d'un fonctionnement à haute température, de la proximité avec la sortie du moteur, des différentes coupures d'injection, des ratés de combustion et des défauts d'alimentation. L'empoisonnement physico-chimique est provoqué par certains éléments du carburant et/ou de l'huile moteur comme le soufre, le manganèse, le fer, le phosphore ou encore le Zinc. Ces éléments chimiques bouchent la porosité, bloquent les sites actifs et diminuent la surface spécifique. Enfin l'encrassement dû aux dépôts de carbone ou de cendres limite la diffusion des gaz et colmatent les canaux.

Dans le cas particulier de notre catalyseur, un réducteur injecté dans l'échappement (Adblue) permet de réduire les oxydes d'azote produits par le moteur en H<sub>2</sub>O et N<sub>2</sub>.

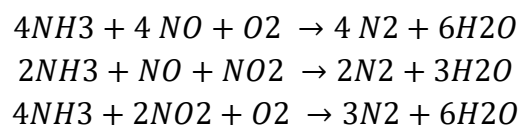
La SCR par urée liquide se fait en 3 étapes :

Tout d'abord l'évaporation de l'eau contenue dans l'Adblue, cette réaction se fait dans l'échappement c'est pourquoi il faut une certaine distance entre l'injecteur et le catalyseur.

Une fois l'eau évaporée, il y a une réaction de dissociation entre l'urée et l'ammoniac. C'est l'ammoniac qui permet de réduire les NO<sub>x</sub>.



Enfin la réaction de réduction des NO<sub>x</sub> par l'ammoniac. C'est cette relation qui se fait dans le catalyseur SCR.



En conclusion, les conditions opératoires ont un impact très fort sur les performances catalytiques. Celui-ci est un système chimique « vivant », dans le sens où ces performances évoluent au court du temps, cela nécessite donc de connaître ces performances à neuf mais aussi, et surtout, après vieillissement.



### 3. La modélisation et la simulation des GMP et du contrôle

#### 3.1. Les enjeux de la modélisation

Depuis des décennies, l'automobile vit une évolution extrêmement forte. Les technologies mises en œuvre sont plus nombreuses et plus élaborées, les exigences du marché imposent un renouvellement des véhicules de plus en plus rapide, la réduction des émissions polluantes poussent à sévérer les conditions de fonctionnement et le contrat initial avec le client impose de lui garantir sa sécurité à tout prix. Face à cette pression, la modélisation numérique a pris une place extrêmement importante dans le processus de conception d'un véhicule.

L'industrie automobile est un secteur très compétitif où chaque seconde et chaque dépense sont d'une grande valeur pour les constructeurs. Ils ne cessent de vouloir concevoir des produits de façon plus rapide et moins coûteuse. Comme c'est un enjeu important pour eux, cela a permis une croissance de plus en plus rapide et précise de l'utilisation de la simulation et de la modélisation dans l'industrie automobile. Leur utilisation a de nombreux avantages. La simulation et la modélisation permettent dans un premier temps **d'aider à la conception** des nouveaux produits, composants, systèmes ou fonctions. En effet, elles fournissent une base rationnelle pour soutenir les innovations de conception. Elles permettent ensuite de **réduire les dépenses et le coût** des prototypes et des essais en prévoyant les comportements des moteurs sur des larges gammes de variables de conception et d'exploitation avant les programmes embarqués. Enfin, la modélisation aide à **identifier les erreurs**, comme les erreurs de conception, plus tôt dans le cycle de création et de développement d'un produit en permettant une compréhension plus complète du processus à l'étude.

La modélisation consiste à développer et à utiliser des combinaisons d'hypothèses et d'équations appropriées pour avoir des caractéristiques critiques du processus à analyser. Les outils de modélisation et de simulation destinés à l'industrie automobile et aux groupes motopropulseurs se sont aujourd'hui démocratisés avec la capacité des ordinateurs à résoudre des équations de plus en plus complexes. Ces dispositifs physiques et numériques de plus en plus sophistiqués peuvent être utilisés à toutes les étapes de développement de nouveaux produits et de nouveaux moteurs : du choix de l'architecture jusqu'au développement des stratégies de contrôle et de calibration. L'aspect statistique de la modélisation est lui d'autant plus intéressant et appréciable car il rend compte des dispersions inévitables de fabrication, et rappelle que toute solution doit être jugée en fonction de sa précision et de sa robustesse.

#### 3.2. La modélisation dimensionnelle

Selon son objectif et les moyens utilisés, la conception des modèles ne se fait pas toujours dans la même dimension. Les principaux domaines d'applications de la modélisation et de la simulation dans l'automobile sont : la modélisation des fluides, de la combustion et des émissions, de la thermique et de la mécanique. La modélisation et la simulation sont aussi appliquées à la mise au point et au contrôle des groupes motopropulseurs. Pour chacun de ces thèmes, on peut avoir une approche 0D, 1D ou 3D de la modélisation. [9]

<b>Propriétés des modèles 0D, 1D et 3D</b>			
	<b>0D</b>	<b>1D</b>	<b>3D</b>
Comportement	Système dynamique en fonction du temps	Système dynamique en fonction du temps et d'une dimension	Système dynamique en fonction du temps et de l'espace
Type de modèles	Paramètre ordinaires groupés Équations différentielles ou équations différentielles algébriques	Equations différentielles ordinaires ou équations différentielles algébriques	Équations différentielles partielles
Entrées	Modèle de connectivité des composants Modèles de comportement des composants Contexte	Modèle de connectivité des composants Modèles de comportement des composants Contexte	Configuration CAD en contexte 3D Matériaux Propriétés Contexte
Utilisation typique	Dimensionnement des composants Exploration spatiale de conception Vérification préliminaire des performances et de la fonction	Dimensionnement des composants Exploration spatiale de conception Vérification préliminaire des performances et de la fonction	Analyse détaillée et vérification des performances, des risques et des modes d'échec
Exemples	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Equation de Bernoulli</li> <li>• Modèle 0D 1 zone ou 2 zones de la combustion</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Equations de Navier-Stokes 1D</li> <li>• Modèle 1D multizones de la combustion</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Approche Eulérienne, Lagrangienne, équations 3D de Navier-Stokes</li> <li>• Modèle 3D multizones de la combustion</li> </ul>
Outils	MATLAB/Simulink, Modelica, C, Java, Excel	MATLAB/Simulink, Modelica, C, Java, Excel	Différents logiciels d'analyse des éléments finis (FEA) ou de calculs de dynamique des fluides (CFD)

**TABLEAU 2 : PROPRIETES DES MODELES 0D, 1D ET 3D.**

### **3.3. Les principales problématiques liées à la modélisation**

Pour obtenir des résultats acceptables dans des cas complets de modélisation, un très gros effort numérique et de nombreuses mesures de recalages pour les calibrations sont nécessaires. Il est pourtant difficile de concilier de tels besoins avec la nécessaire réduction des temps de développement, car les concepteurs ont besoin d'indications rapides leur permettant de choisir entre toutes les options qu'ils ont. L'efficacité des outils de modélisation demande donc encore à être améliorée afin de diminuer le temps des simulations et fournir un temps de calcul proche du temps réel. En outre, la vérification et la certification des systèmes modélisés sont souvent effectuées avec du matériel réel, ce qui est un effort aussi coûteux en temps et en argent.

Enfin un dernier point noir de la modélisation est que les modèles n'ont pas tous le même niveau de fidélité. Les modèles 1D par exemple, n'ont pas la même fidélité que les modèles 3D or il n'est pas souvent possible d'étudier tous les comportements pertinents en utilisant un seul modèle et parfois certains modèles sont très complexes à résoudre en plusieurs dimensions.

En conclusion, de nombreux défis restent à relever : prédictivité, optimisation multicritères, robustesse, outils simplifiés, amélioration des codes numériques, interaction entre la modélisation et l'expérimentation... Les progrès à faire sont nombreux mais ils sont indispensables dans ces domaines afin que la modélisation des systèmes mécaniques reste un contributeur essentiel de l'évolution du produit automobile.

# Chapitre 2

## La modélisation 0D du catalyseur SCR

### 1. Présentation du modèle du système SCR

#### 1.1. Architecture globale de la commande du système SCR

Comme tout système commandé, le système SCR doit être commandé avec soin pour répondre aux exigences du cahier des charges fonctionnelles. Dans notre cas, la commande du système SCR pilote quatre actions principales. En effet, la commande doit pouvoir :

- déterminer la quantité d'Adblue à injecter afin d'assurer le respect de la réglementation et la cible de consommation d'Adblue.
- piloter les différents composants pour la réalisation d'une injection correcte.
- diagnostiquer le système et respecter les normes OBD.
- minimiser l'émission de polluants secondaires en réduisant les polluants primaires.

Comme le contrôle aborde le système dans toutes ses situations de vie (fonctionnelles, dysfonctionnelles, réglementaires, etc...), il faut bien rendre compte de toutes les contraintes qui existent. On énumère les contraintes rencontrées ici, car elles permettent par la suite d'élaborer les critères de comparaison entre les modèles.

- L'amorçage du système : l'injection ne peut pas démarrer si la température des gaz n'atteint pas environ 180°C, en dessous de cette température l'urée ne peut pas se décomposer.
- La gestion de la chaîne d'alerte : un réservoir vide peut entraîner l'immobilisation du véhicule.
- La consommation d'Adblue : le réservoir doit permettre une autonomie suffisante pour le respect de l'intervalle de maintenance.
- La désorption de NH<sub>3</sub> : le dosage d'Adblue injecté doit être assez précis pour éviter l'émission d'ammoniac à l'échappement (c'est un gaz irritant, toxique, corrosif et qui peut provoquer de mauvaises odeurs).
- Le gel de l'Adblue : le point de gel de l'Adblue est -11°C, pourtant à -15°C, le système doit pouvoir fonctionner au bout de 20 minutes.
- Diagnostic et OBD : la commande doit garantir la détection des défauts entraînant un dépassement des seuils OBD, éliminer le risque de fausses détections, assurer le respect des ratios d'efficacité des diagnostics.
- Capteurs : afin de diminuer le coût de la dépollution, le contrôle doit être assez robuste avec un minimum de capteurs.

Toutes les contraintes énumérées ci-dessus montrent l'importance de passer par une modélisation du système.

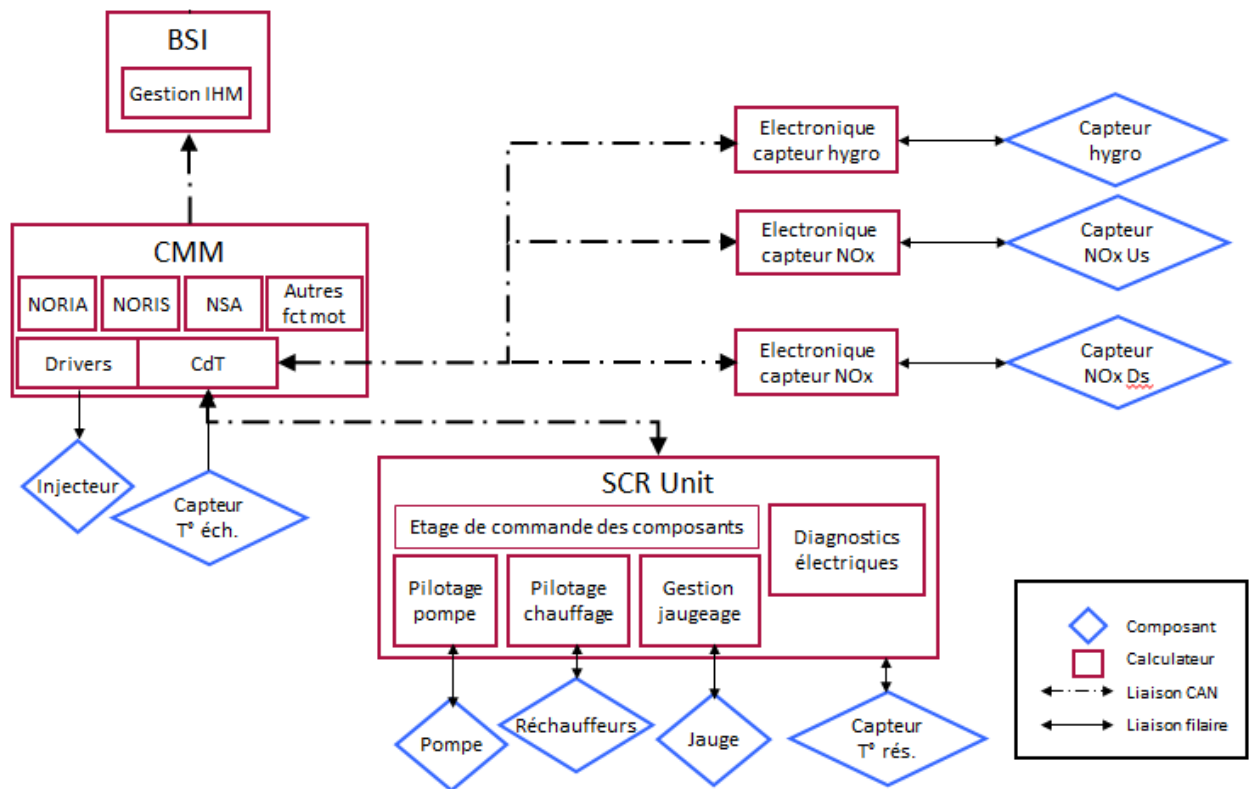


FIGURE 2.1 : ARCHITECTURE DE RANG 0 DU SYSTEME SCR

Dans le système de contrôle SCR représenté ci-dessus, on s'intéresse particulièrement au CMM. Le CMM ou Calculateur Multifonction Moteur, plus communément appelé autrefois « calculateur d'injection », embarque toutes les stratégies de contrôle permettant le fonctionnement du moteur : le contrôle des injections de gasoil (pilotage des injecteurs, de la pression Rail, etc...), le contrôle de la boucle d'air (pilotage de la vanne EGR, etc...) et bien d'autres. Parmi toutes ces stratégies, on retrouve le pilotage du système SCR, composé de 3 modules principaux :

- NSA (NOx Sensor Acquisition) : module qui gère les sondes NOx
- NORIA (NOx Reduction by Injection of Additive) : module qui gère les calculs d'injection
- NORIS (NOx Reduction by Injection of Additive Injection System) : module qui gère l'injection

Ces différentes fonctions interagissent entre elles comme le montre l'architecture simplifiée de rang 0 de l'unité de contrôle du SCR. Le module EOM permet de calculer les modes de combustion et le module BAMB correspond aux fonctions d'acquisitions. Au niveau N-1 de cette architecture d'autres sous-fonctions interagissent entre elles afin de répondre aux besoins du calculateur.

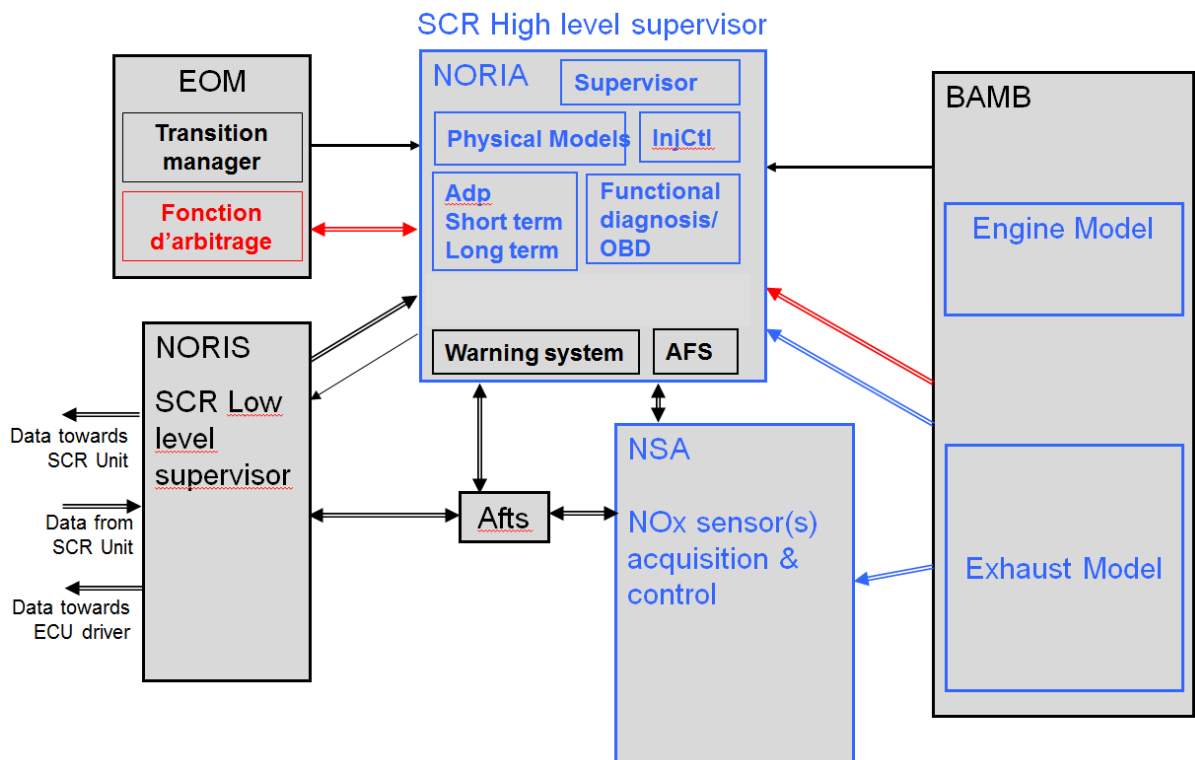


FIGURE 2.2 : ARCHITECTURE DE L'UNITE DE CONTROLE DU SCR

On décrit très rapidement les différentes fonctions de NORIA car seule la fonction « Physical Model » nous intéresse pour la suite de l'étude. Cependant pour bien l'appréhender, il était important de bien comprendre les autres fonctions avec lesquelles elle interagit.

- **InjCtl (contrôle de l'injection)** : c'est à ce niveau qu'on définit la consigne de débit du réducteur pour réguler l'efficacité du système SCR.
- **Functional diagnosis** : diagnostic global du système SCR, cette fonction évalue l'efficacité de conversion des NOx pour déterminer si le système SCR est fonctionnel ou défaillant. Cette fonction doit garantir la détection des défauts entraînant un dépassement des seuils EOBD et éliminer le risque de fausses détections.
- **Afs (after-sales)** : pilotage du système SCR en après-vente pour identifier les défaillances et leurs sources.
- **Supervisor** : cette fonction permet de gérer les transitions entre les différents modes de fonctionnement du contrôle SCR : boucle ouverte, boucle fermée, régulation de consommation, diagnostic, etc...
- **Adp (fonction d'adaptation)** : cette fonction détecte et corrige un manque d'efficacité du système.
- **Physical Model** : c'est la fonction qui nous intéresse, PhyMdl permet d'évaluer les phénomènes physico-chimiques du catalyseur. Le fonctionnement de cette fonction est détaillé dans la partie suivante.

- **Warning system** : cette fonction gère les alertes à envoyer au conducteur en fonction du niveau d'Adblue dans le réservoir et de la conformité du système. La chaîne d'alerte permet, d'une part, de calculer l'autonomie du réactif afin d'avertir le client avant que le réservoir soit vide, et d'autre part, d'avertir le client d'un défaut du SCR.

## 1.2. La fonction de modélisation du modèle physique : PhyMdl

Afin de bien comprendre la fonction PhyMdl, nous allons détailler le fonctionnement des différentes sous-fonctions qui la compose.

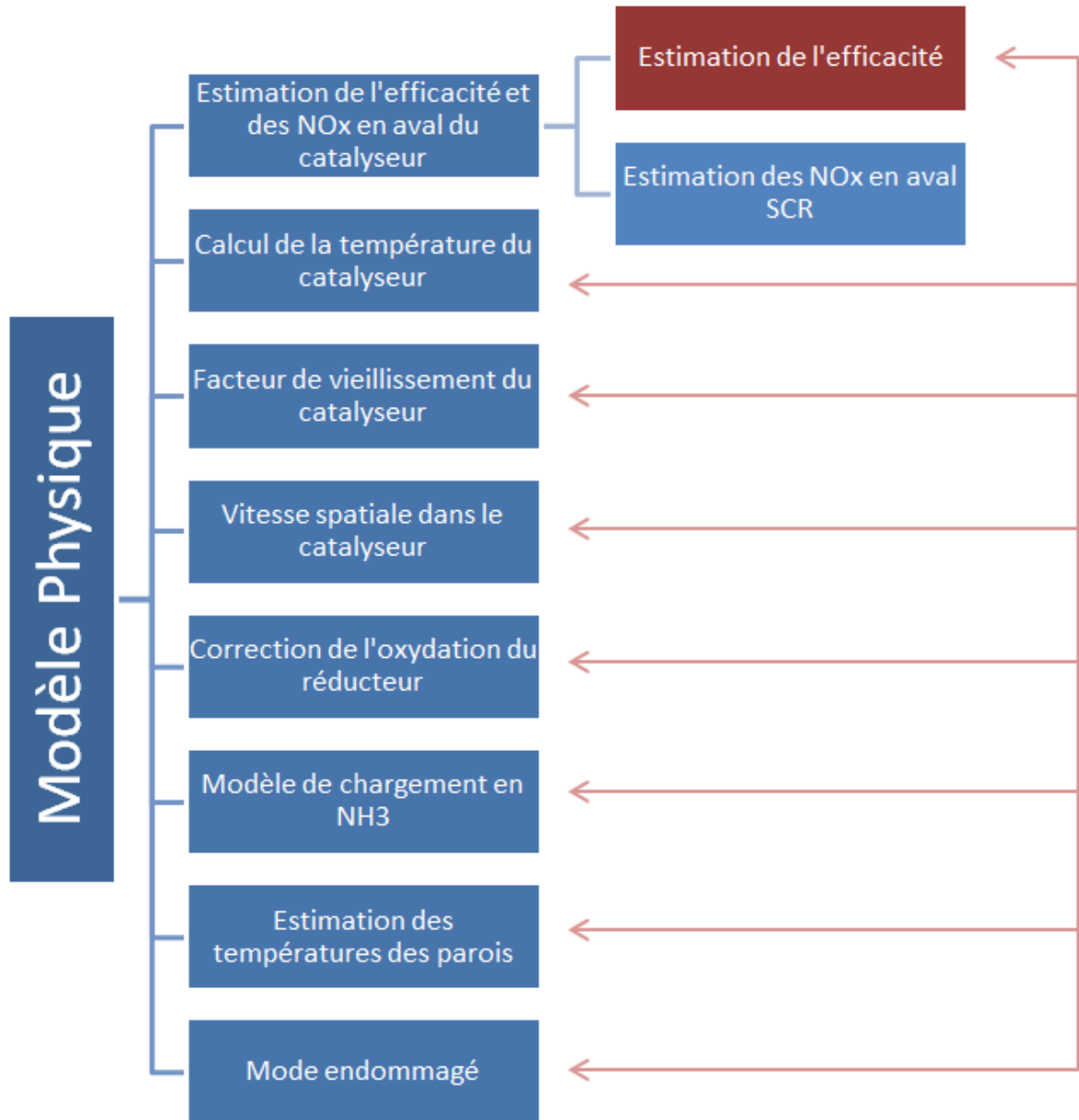


FIGURE 2.3 : ARCHITECTURE DE LA FONCTION PHYMDL.

- F01 Calcul de la température du catalyseur :

Comme nous l'avons vu au chapitre 1, la température est un des paramètres les plus importants lors des phénomènes catalytiques. La modéliser correctement est donc primordial pour rendre compte des réactions à différents points de la ligne de dépollution. La température dans le catalyseur est la moyenne des températures à différentes distances de l'entrée du bloc SCR.

- F02 Facteur de vieillissement du catalyseur :

Précédemment, le chapitre 1 nous apprenait que le catalyseur est un système chimique vivant dans le sens où il évolue, pouvoir modéliser son vieillissement est donc essentiel afin de rendre compte de ses performances à neuf ou vieilli. Le calcul du vieillissement dépend de la température.

- F03 Vitesse spatiale du catalyseur :

Basée sur la loi des gaz parfaits, cette fonction calcule la durée de la présence des gaz d'échappement dans le catalyseur. La vitesse volumique horaire est une grandeur caractéristique en catalyse, en effet, le temps de séjour des molécules dans le bloc du catalyseur et donc l'efficacité des réactions dépend de ce débit de gaz.

- F04 Calcul du débit d'ammoniac effectif :

Cette fonction permet de « corriger » le débit massique du réducteur injecté. L'ammoniac étant oxydé, il faut compenser les pertes en injectant plus.

- F05 Modèle de chargement :

Cette fonction permet de connaître la masse chargée pour réguler l'efficacité du système. A partir des calculs des débits d'injection et de consommation ainsi que des corrections apportées, elle donne une estimation de la masse de NH<sub>3</sub> dans le catalyseur.

- F06 Estimation de l'efficacité et du ratio NO<sub>2</sub>/NO<sub>x</sub> :

Cette fonction permet d'estimer l'efficacité du système SCR ainsi que le ratio de NO<sub>2</sub>/NO<sub>x</sub> en aval du système. L'objectif principal de notre étude est de fournir la modélisation la plus précise et la plus robuste de cette efficacité. Des précisions sur l'efficacité et la façon de la calculer sont apportées par la suite.

- F07 Estimation des températures parois :

Les températures au niveau des parois varient à cause de la décomposition de l'urée. Il faut donc estimer ces températures. Différentes sous-fonctions permettent de calculer les puissances échangées au niveau des parois, les puissances nécessaires aux réactions et d'intégrer ces puissances.



- F08 Activation du mode endommagé :

Un mode SCR endommagé est disponible. Ce mode implique des changements en particulier sur les volumes utilisés. Il n'est pas utile de s'attarder sur cette sous-fonction pour la compréhension des phénomènes physiques mais il faut cependant noter son existence et en tenir compte dans le nouveau modèle.

Pour conclure et résumer de façon simple le principe de commande du système SCR, il faut retenir le fonctionnement suivant : à partir de certaines données (4), en particulier la quantité de NOx moteur, un calcul en boucle ouverte est suffisant pour estimer la quantité d'Adblue à injecter. Cependant si un défaut d'efficacité est détecté, la boucle fermée nécessite l'utilisation de la sonde NOx aval pour corriger cette injection. Un capteur permet de mesurer la quantité de NOx en aval du SCR (1), cette quantité est ensuite comparée à la quantité de NOx en amont du SCR (2). Le résultat corrigé de cette comparaison (3) combiné avec les autres données acquises (4) permet d'estimer la nouvelle quantité d'Adblue à injecter (5).

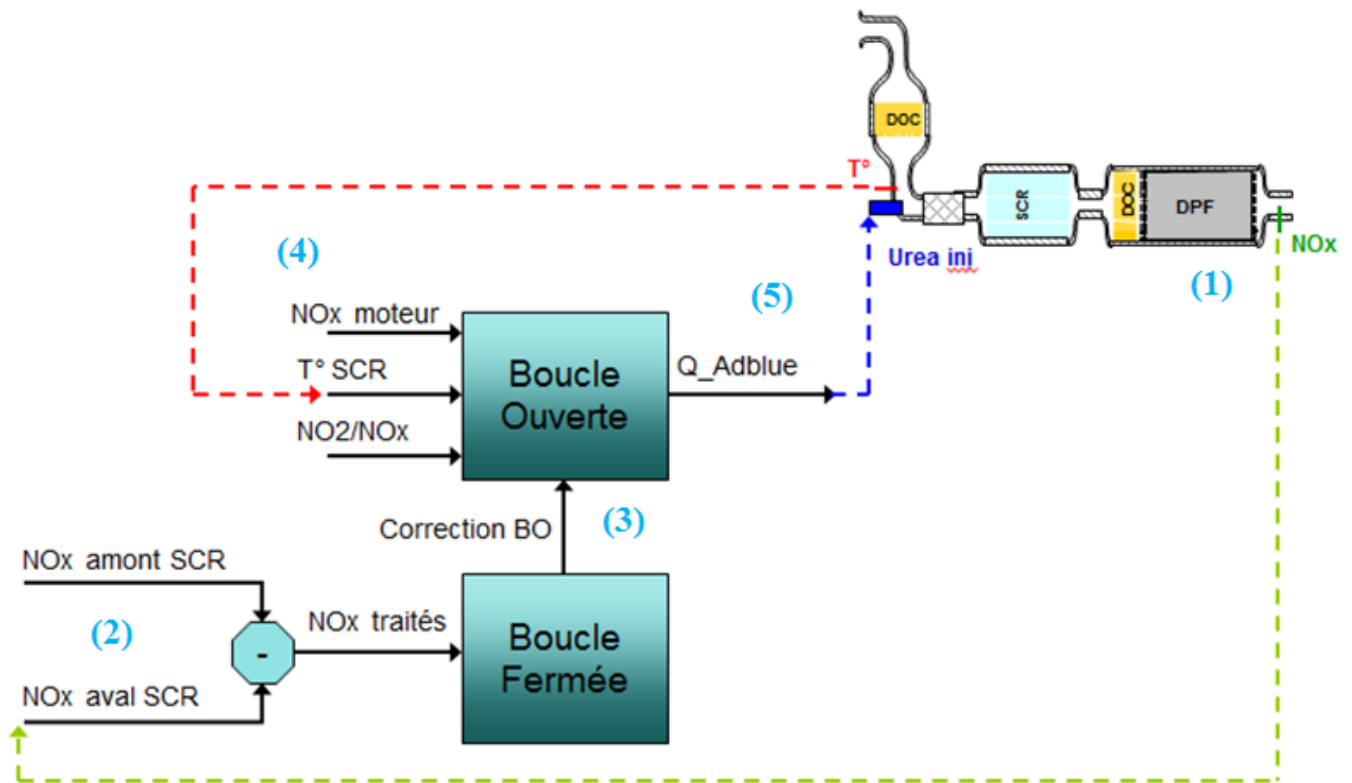
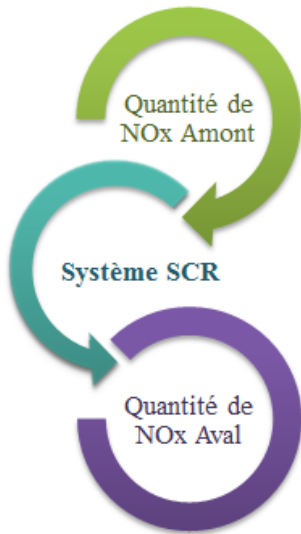


FIGURE 2.4 : PRINCIPE DE COMMANDE DU SYSTEME SCR.

### 1.3. Modélisation de l'efficacité du catalyseur SCR



L'efficacité d'un système est sa capacité à obtenir le résultat souhaité. Dans notre cas, le résultat attendu est la disparition des NOx en sortie. L'efficacité de notre modèle est donc la comparaison entre la quantité de NOx en sortie et la quantité de NOx en entrée. Moins il y a de NOx en sortie, plus notre système est efficace.

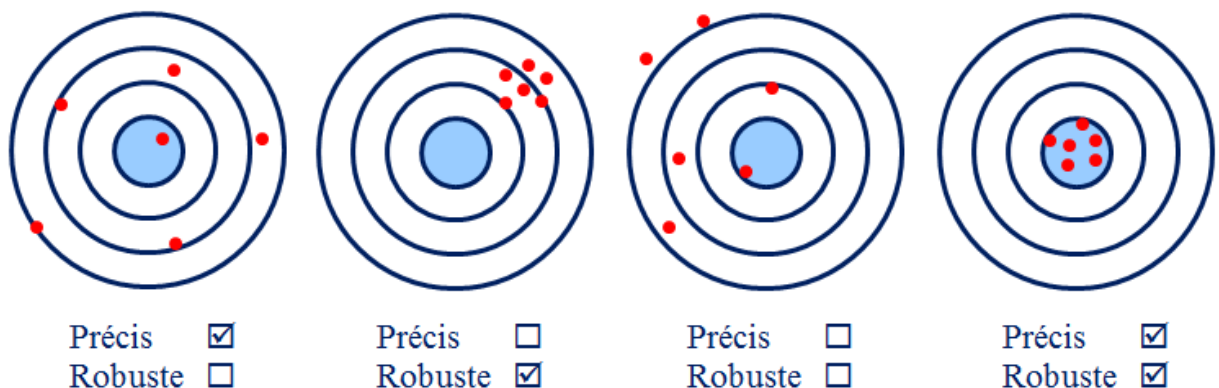
Comme vu précédemment, le calcul de l'efficacité dépend de nombreux paramètres. En effet pour la calculer, on utilise des entrées et sorties nominales : débits et concentrations. Un calcul interne développé par PSA permet de calculer cette efficacité. Le détail du calcul appartient à l'entreprise et on ne peut donc pas le faire apparaître dans ce mémoire.

## 2. Méthodologie d'analyse des modèles

Pour rappel, le but de ces recherches est d'évaluer la précision et la robustesse des différentes modélisations (0D, Pseudo 1D et par réseaux de neurones) en comparaison avec le modèle physique 1D fourni par le service CADD : le modèle AxiSuite. Une stratégie d'analyse et d'étude de ces différentes modélisations a donc été mise en place. Dans cette partie, nous allons définir les hypothèses de travail de cette stratégie ainsi que les critères de comparaison utilisés.

### 2.1. Critères de comparaison entre les modèles

Nous voulons évaluer l'**exactitude** de notre modèle. L'exactitude passe par deux notions : la justesse et la fidélité ou encore la précision et la robustesse. Le schéma ci-dessous (figure 2.5) décrit de façon simple les concepts utilisés dans notre cas de précision et de robustesse. [10]



**FIGURE 2.5 : REPRESENTATION DES CONCEPTS DE PRECISION ET DE ROBUSTESSE**

Afin d'évaluer l'exactitude des différents modèles nous avons eu besoin de fixer des critères : paramètres à étudier et critères numériques, pour chaque notion.

### 2.1.1. Critères de précision

Pour évaluer la précision de la modélisation de l'efficacité, nous avons choisi de regarder la précision au niveau de 7 paramètres importants dans le calcul de cette efficacité :

Critères	Position dans NORIA	Calcul ou référence AxiSuite	Intérêt du critère
Température du bloc SCR	NORIA_tSCREstim	1 <sup>er</sup> pouce du SCR	L'efficacité est fonction de la température : la température joue un rôle important dans le déclenchement et la vitesse des réactions.
Température du bloc SCRF	En prévision du modèle pseudo 1D	1 <sup>er</sup> pouce du SCRF	Les températures dans le catalyseur sont différentes et on n'a pas les mêmes réactions. Critère utile en vue du modèle pseudo 1D.
Ratio NO2/NOx en aval du SCR	NORIA_rNO2NOxDsSCREstim	$\frac{[NO2]}{[NO2] + [NO]}$	Permet d'adapter le ratio de NH3/NOx (défini la masse de NH3 à injecter) / prise en compte de l'état des réactions. Critère utile en vue du modèle pseudo 1D.
Chargement en NH3	NORIA_mNH3ld	mNH3_1 mNH3_2	Critère important dans l'estimation de l'efficacité
Débit de NH3 estimé en aval du SCRF	NORIA_mfNH3Dsp_MP	$Qgaz_s * \frac{M_{NH3}}{M_{air}} * [NH3] * 10^{-6}$	Pour estimer le flux de NH3 non filtré (mauvaise efficacité), évaluer le problème de NH3 slip
Débit de NOx estimé en sortie du modèle 0D	NORIA_mfNOxDsSCREstim	$Qgaz_s * \frac{M_{NOx}}{M_{air}} * ([NO]_s + [NO2]_s) * 10^{-6}$	Les NOx injectés + le NH3 déstocké permettent d'évaluer l'efficacité. Vérifier qu'on a une bonne modélisation (valeur comparable en bout de ligne).
Efficacité du SCR	NORIA_EffSCREstim	$1 - \frac{Qgaz_s * ([NO2] + [NO])_s}{Qgaz_e * ([NO2] + [NO])_e}$	Être le plus proche possible de l'efficacité réelle (critère de notre étude).

TABLEAU 3 : CRITERES D'EVALUATION DE LA PRECISION.

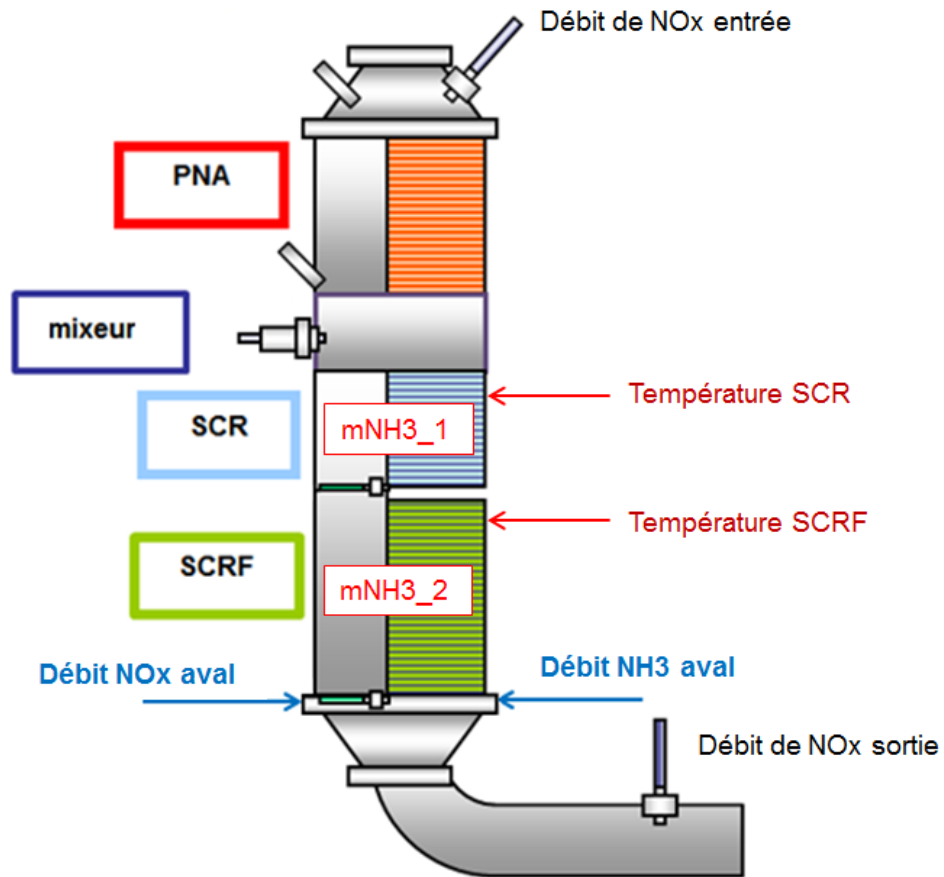


FIGURE 2.6 : SCHEMA DE LA LIGNE H4 AVEC LES CRITERES D'EVALUATION DE LA PRECISION

### 2.1.2. Critères de robustesse

La robustesse d'un modèle en ingénierie est sa capacité à atteindre les performances voulues malgré des conditions présentant des dispersions d'amplitude. Dans notre cas, nous voulons comparer les différentes efficacités données par les modèles selon certains critères de dispersion. La comparaison de ces efficacités permettra de définir le modèle le plus robuste.

Pour évaluer la robustesse du modèle, on applique donc des dispersions sur neuf entrées. On a choisi ses critères pour différentes raisons. Tout d'abord, ces critères correspondent à des paramètres de calcul influençant l'efficacité. Pour détailler ces critères, nous avons choisi ceux qui ont la plus grande probabilité d'être très dispersés. Ces critères concernent donc les valeurs mesurées par capteurs à cause de la dispersion propre du capteur, puis les critères avec des calibrations sur le modèle physique ou des calibrations importantes dans le modèle Simulink.

Entrées à disperser	Définition	Unités
ExM_rNO2NOxUsSCREstim	Ratio estimé de NO2/NOx en amont du SCR	–
NORIS_mfAddRed	Débit massique d'Adblue injecté	mg/s
NORIA_mfNOxUsCor	Débit massique corrigé de NOx en amont du SCR	mg/s
ExM_mfEgUsSCREstim	Débit massique estimé des gaz d'échappement en amont du bloc SCR	kg/h
ExM_tUsSCREstim	Température estimée en amont du SCR	°C
ExM_tAddRedinjEstim	Température estimée des gaz d'échappement au niveau de l'injection du réducteur	°C
ExM_pUsSCREstim	Pression estimée en amont du SCR	mbar
Ext_tAir	Température d'air extérieure	°C
NSA_mfNOxDsNOxSen	Débit massique des NOx en aval du capteur NOx	mg/s

**TABLEAU 4 : CRITERES D'EVALUATION DE LA ROBUSTESSE.**

## 2.2. Routine Matlab d'exploitation et outils de comparaison des modèles

### 2.2.1. Analyse de l'exactitude des modèles

La routine développée pour évaluer l'exactitude des modèles donnent plusieurs résultats. Premièrement, voici les résultats graphiques que l'on peut obtenir :

```

% Tracé des paramètres de calcul de l'efficacité AxiSuit
plot_param_eff_C = 0;
% Tracé des concentrations NOx
plot_concentration_NOx_C = 0;
% Tracé des efficacités AxiSuit et modèle OD
plot_efficacites_C = 0;
% Tracé efficacité AxiSuit lissée et non lissée
plot_eff_AxiSuit_C = 0;
% Tracé erreur efficacité / erreur glissante efficacité
plot_err_moy_eff_C = 0;
% Tracé erreur efficacité lissée / erreur glissante efficacité lissée
plot_err_moy_eff_lissee_C = 0;
% Tracé erreur efficacité / erreur efficacité lissée
plot_err_eff_lisse_C = 0;
% Tracé des erreurs cumulées
plot_err_cum_C = 0;
% Tracé des histogrammes d'erreur
plot_hist_erreur_C = 0;

```

Deuxièmement, la routine permet de donner le tableau de résultats suivant :

	Erreur TSCR	Erreur TSCRF	Erreur mNH3Ld	Erreur rNO2NOx	Erreur mfNH3 DsSCRF	Erreur mfNOx DsSCRF	Erreur efficacité	Erreur efficacité lissée	Différence (%) erreur efficacité
ARTEMIS									
WLTC									
HIGH									
EXTRA - HIGH									
MVEG									
RDE Poissy									
RICARDO									

**TABLEAU 5 : RESULTATS DE LA ROUTINE DES CALCULS DE PRECISION**

On récupère les données des simulations fournies par CADD, ce sont les données qui nous permettent de calculer les critères de précision comme les concentrations par exemple.

Certains paramètres sont déjà disponibles dans les fichiers Matlab que l'on étudie. Pour les autres, il faut les recalculer à partir des formules établies dans le tableau des critères de précision.

Une des premières difficultés rencontrées concernait la taille des vecteurs dans les différents fichiers de données. En effet, certains vecteurs AxiSuite avait une base de temps d'acquisition d'une seconde alors que les vecteurs NORIA du modèle 0D ont une base de temps de 0,1 seconde. On a donc interpolé les vecteurs AxiSuite (et en particulier la température) pour pouvoir comparer les vecteurs.

Voici ensuite le déroulement des calculs utilisés :

- Calcul des erreurs instantanées des 7 critères de précision : c'est la différence entre les deux vecteurs AxiSuite et NORIA.

```
% Erreur instantanée du chargement NH3
erreur_mNH3Ld = AxiSuit_mNH3Ld - NORIA_OD_mNH3Ld;
```

- Moyenne des erreurs instantanées : c'est la moyenne arithmétique des erreurs. [11]

```
% Moyenne erreur instantanée Température SCR
moy_erreur_TSCR = mean(erreur_TSCR);
```

- Erreur quadratique moyenne des erreurs instantanées (EQMA) : c'est la moyenne arithmétique des carrés des écarts entre les prévisions et les observations.

```
% Erreur quadratique moyenne de la température
size_erreur_TSCR = size(erreur_TSCR);
EQMA_TSCR = (1/size_erreur_TSCR(1))*sqrt(sum((erreur_TSCR).^2));
```

- Moyenne glissante de l'erreur de l'efficacité : c'est une moyenne qui au lieu d'être calculée sur l'ensemble des n valeurs d'un échantillonnage, est calculée tour à tour sur chaque sous-ensemble de N valeurs consécutives.

```
% Moyenne glissante de l'erreur de l'efficacité
```

```
windowSize = 100;
a = 1;
b = (1/windowSize)*ones(1,windowSize);
y_erreur_efficacite = filter(b,a,erreur_efficacite);
```

- Lissage de l'efficacité : comme le calcul est fait à partir de données d'un modèle, certains vecteurs représentaient des problèmes et donnaient une efficacité incohérente. On a donc lissé l'efficacité en enlevant les points dans les intervalles problématiques : les intervalles où le débit des gaz d'échappement est minimal, le premier intervalle avec l'efficacité NORIA nulle et enfin les intervalles où l'efficacité AxiSuite est négative.

```
***** CALCULS EFFICACITE LISSEE

***** Intervalle Efficacité AxiSuit négative
ind_Eff_AxiS = find(AxiSuit_EffSCREstim > 0);

***** Intervalle débit mfEgDs min
ind_mfEgDs = find(abs(mfEg_DsSCRF-0.1) > 0.0001);

***** Premier intervalle Efficacité NORIA nulle
ind_Eff_NORIA = find(NORIA_effSCREstim ~= 0);

***** Intersection des intervalles précédents
ind_eff = intersect(intersect(ind_Eff_AxiS,ind_mfEgDs),ind_Eff_NORIA);

AxiSuit_EffSCREstim_lissee = AxiSuit_EffSCREstim(ind_eff);
NORIA_effSCREstim_lissee = NORIA_OD_EffSCREstim(ind_eff);

% Erreur instantanée efficacité lissée
erreur_efficacite_lissee = AxiSuit_EffSCREstim_lissee - NORIA_effSCREstim_lissee;
```

- Moyenne glissante de l'erreur lissée de l'efficacité
  - % Moyenne glissante de l'erreur de l'efficacité lissée
  - y\_erreur\_efficacite\_lissee = filter(b,a,erreur\_efficacite\_lissee);
- Différence relative entre ces deux erreurs

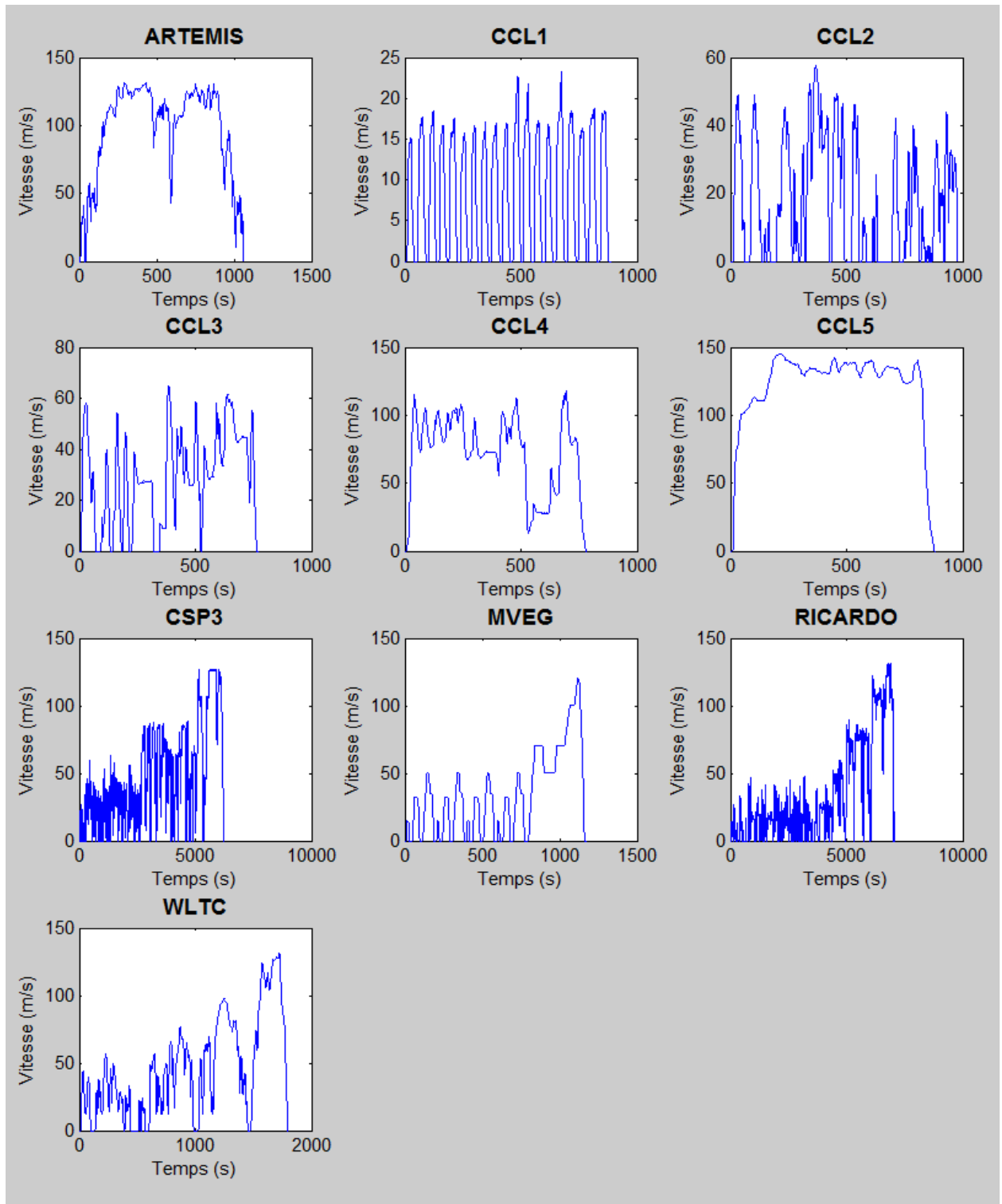
### 2.3. Figeage des hypothèses de travail

Cette étude étant basée sur une comparaison de modèles, il faut pouvoir faire les comparaisons dans des conditions identiques et avoir une certaine répétabilité dans nos travaux et modélisations. Pour cela, il faut construire des traces de références et figer les hypothèses de simulation. Les traces de références seront celles sur lesquelles tous les tests et critères seront appliqués. Pour construire ces traces de références, il faut sélectionner parmi l'étendue des traces disponibles celles qui permettent de parcourir au mieux le champ moteur et d'une façon la plus homogène possible. Pour des résultats optimaux, il serait intéressant d'analyser toutes les traces à notre disposition cependant pour des raisons évidentes de délai, on ne garde qu'une partie des traces afin de réduire drastiquement les temps de calculs.

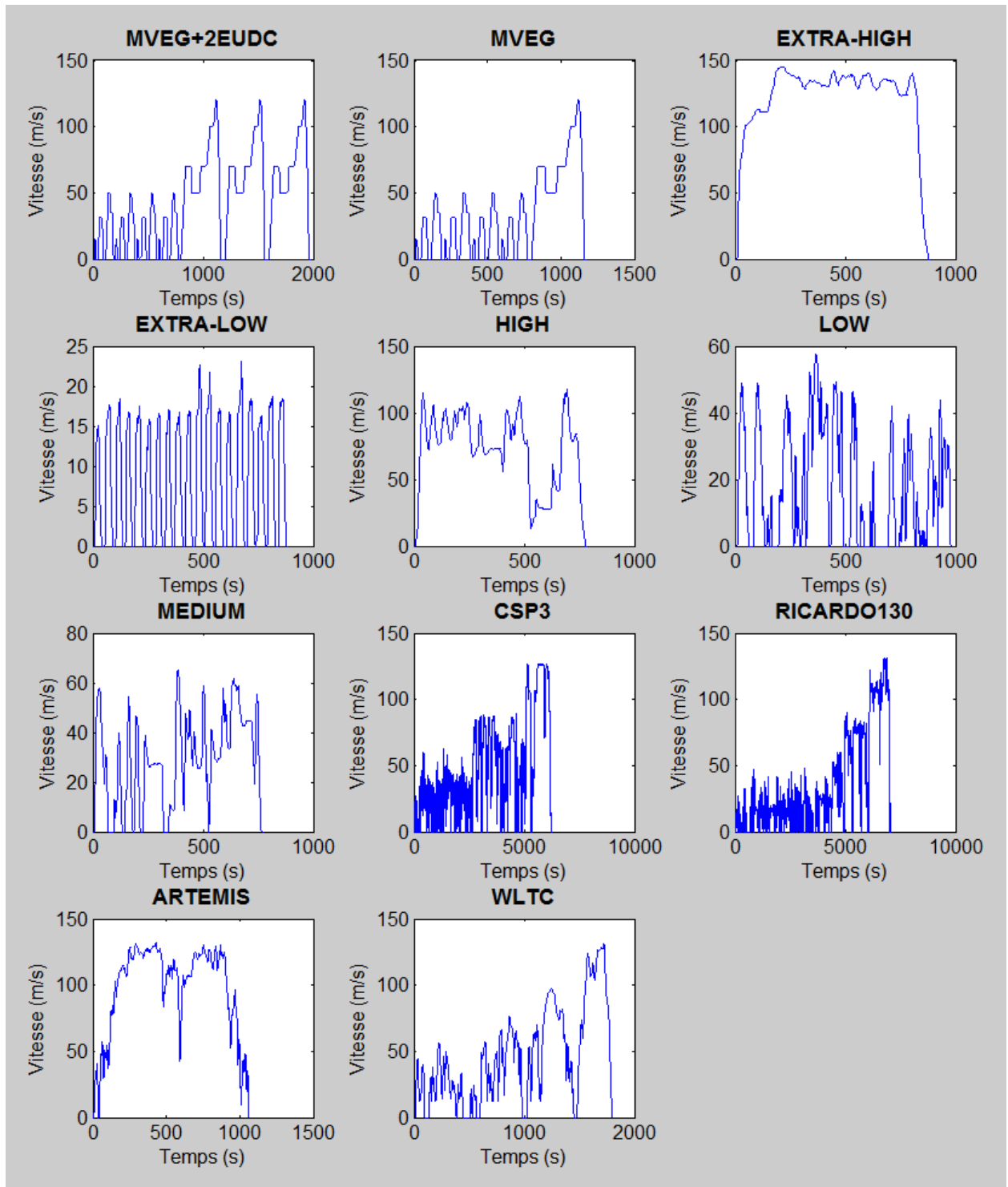
Pour avoir un système de comparaison cohérent, on essaie de retenir les mêmes traces pour le moteur DV5R et le moteur DW10F. Afin de gagner en temps d'analyse, je développe une routine Matlab permettant d'analyser toutes les traces de la base de données à notre disposition. Cette routine permet, dans un premier temps, de tracer les profils de vitesse des traces pour avoir une idée des cycles représentés et pour trouver les concordances entre les deux moteurs. D'après les graphes suivants, on note que les cycles CCL 1 à 5 correspondent respectivement aux cycles Extra-Low, Low, Medium, High et Extra-high.

Les deux pages suivantes représentent les profils de vitesse pour une partie des traces conservées. Parmi toutes les traces initiales, nous avons conservé les traces avec une loi de passage Low NOx et pour une seule configuration (B2Min) tout en anticipant le besoin d'avoir des entrants homogènes pour l'apprentissage des réseaux de neurones. On garde à ce niveau 10 traces pour les différents cycles en fonction des lois de passage et des caractéristiques des traces, mais on cherche à réduire encore ce nombre de traces.





**FIGURE 2.7 : PROFILS DES VITESSES DES DIFFERENTS CYCLES POUR LE MOTEUR DV5R.**

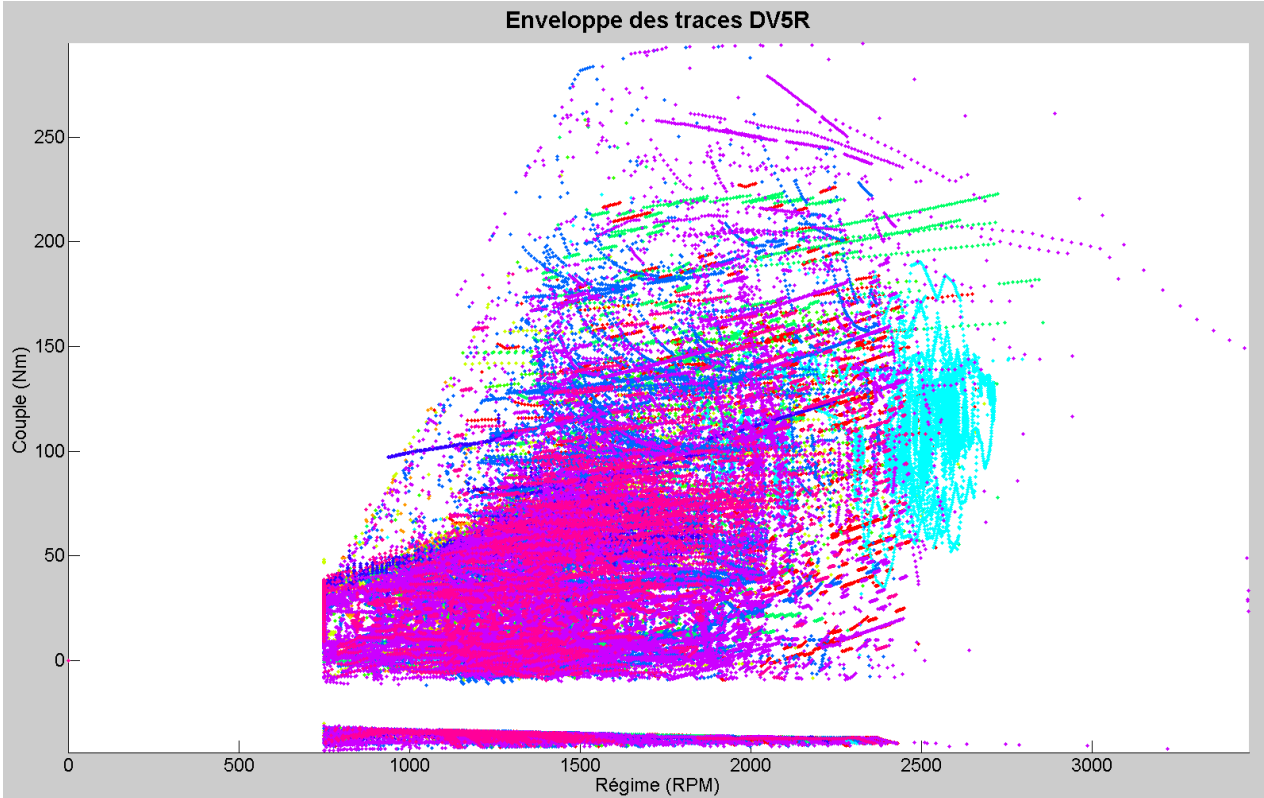


**FIGURE 2.8 : PROFILS DES VITESSES DES DIFFERENTS CYCLES POUR LE MOTEUR DW.**

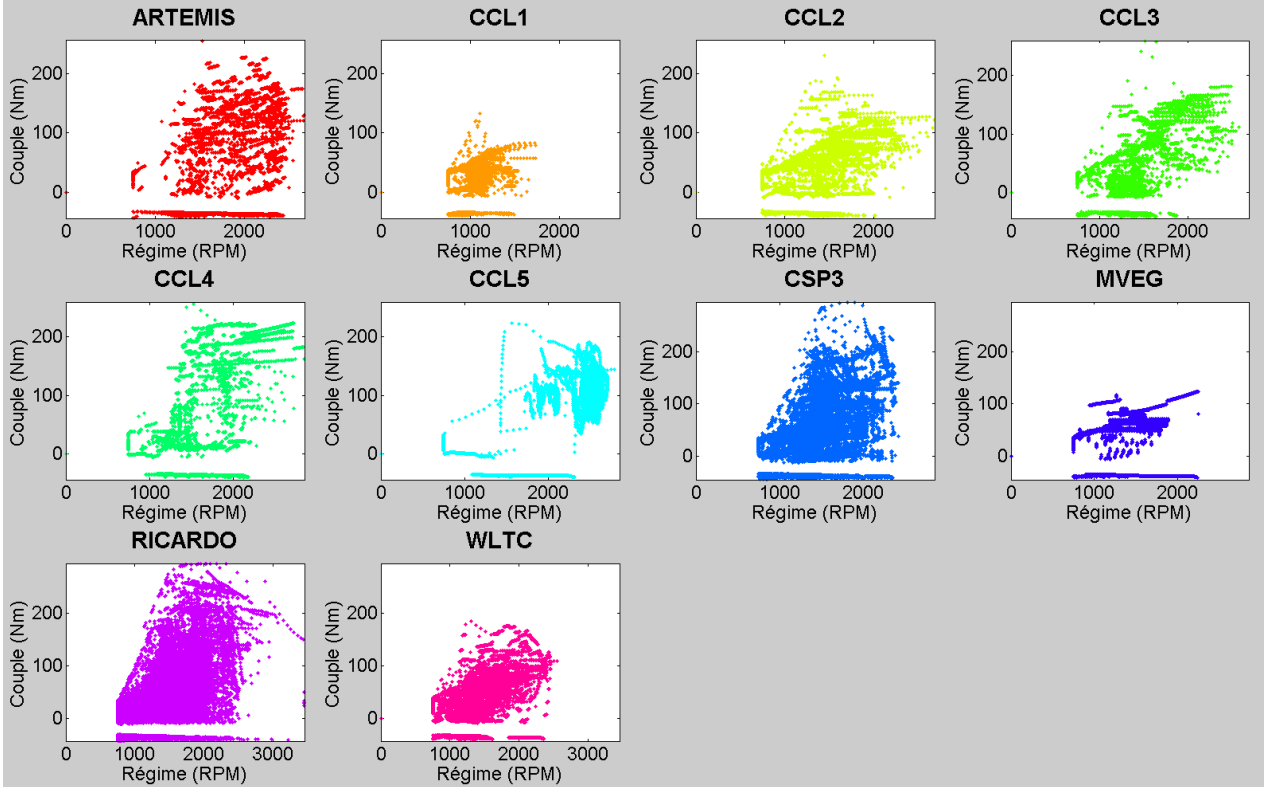
- Analyse de l'enveloppe des traces

Afin de réduire encore l'étendue des traces, on s'intéresse à la répartition des points pour couvrir le plus possible le champ moteur en (Régime, Couple). Pour cela, on trace l'enveloppe de tous les champs moteurs superposés (figure 2.12). Par comparaison des champs moteurs de chaque trace (figure 2.13) avec l'étendue de l'enveloppe de toutes les traces, on fait un premier choix pour parcourir au mieux le champ moteur.

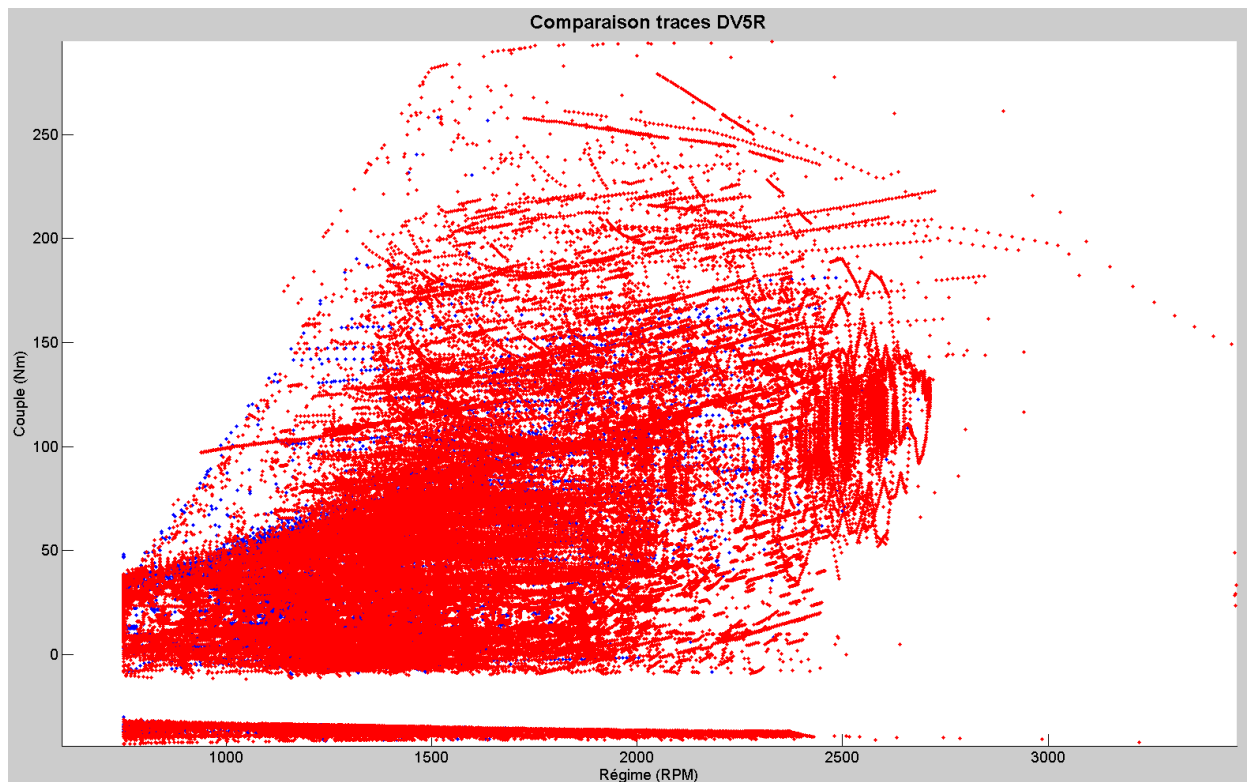
On élimine ainsi certains cycles compris dans des cycles de roulage plus riche. On valide cette étape en comparant l'enveloppe de toutes les traces et l'enveloppe des traces choisies (figure 2.14).



**FIGURE 2.9 : ENVELOPPE DES TRACES DV5R.**



**FIGURE 2.10 : CHAMPS MOTEURS DES DIFFERENTES TRACES DES CYCLES DES MOTEURS DV5R.**



**FIGURE 2.11 : COMPARAISON ENTRE L'ENVELOPPE DE TOUTES LES TRACES ET CELLE DES TRACES CHOISIES.**

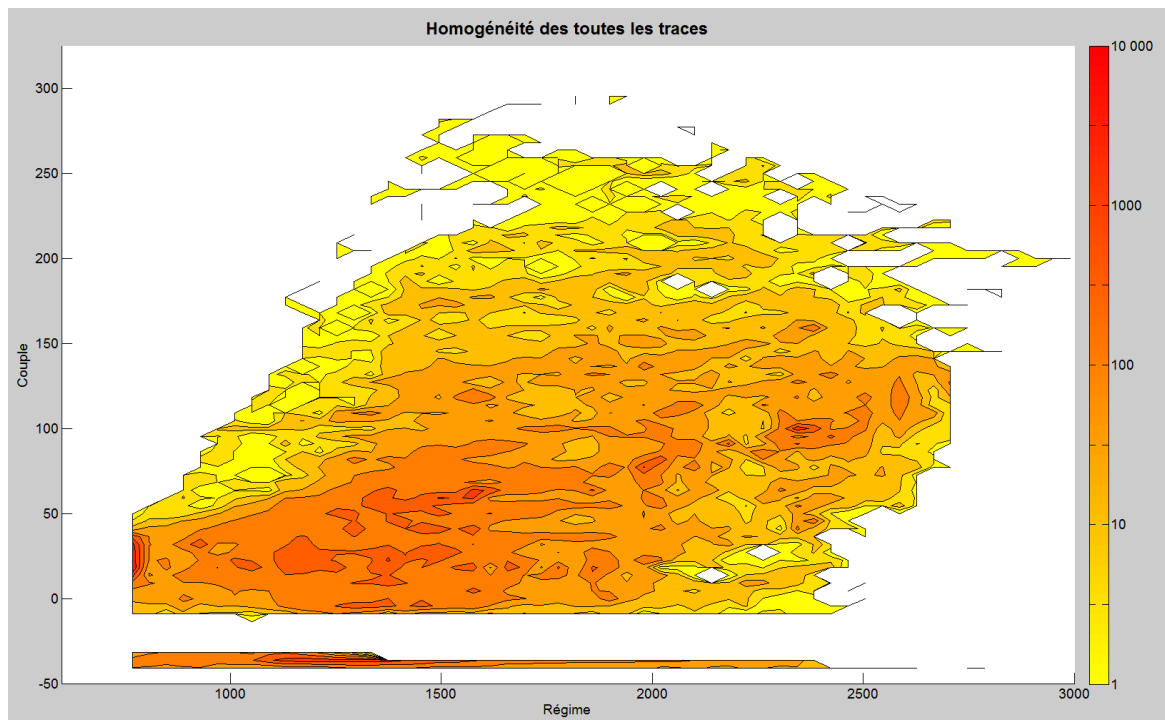
Cette étape nous permet de mettre de côté trois traces : les traces Extra-Low, Low et Medium (CCL 1 à 3). On constate sur la figure précédente (2.14), qu'il y a une légère perte d'informations au niveau de l'étendue des points mais que le champ moteur est suffisamment parcouru.

- Analyse de l'homogénéité des traces

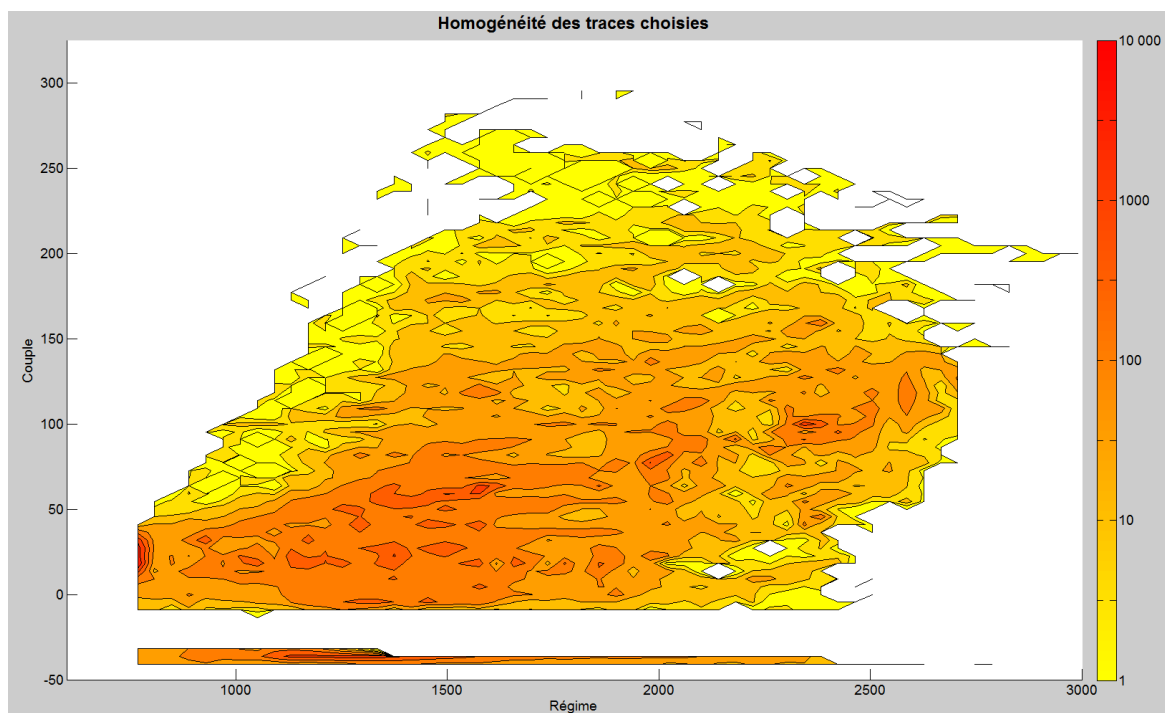
Un dernier critère à prendre en compte pour valider le choix de nos traces est l'homogénéité de la dispersion des points. Cette homogénéité ne doit pas être significativement modifiée quand on enlève des traces. On compare donc l'homogénéité de toutes les traces (figure 2.15) et celle des traces choisies (figure 2.16).

Après un premier essai on se rend compte d'un problème d'affichage à cause d'un point en particulier : le point de fonctionnement (0,0) qui correspond à l'arrêt moteur. En effet ce point est beaucoup trop fréquent parmi tous les cycles et implique un pic à cet endroit, diminuant la précision sur le reste du graphique. Afin d'estimer au mieux l'homogénéité, on enlève donc ce point (0,0) et on utilise une échelle logarithmique pour améliorer la lecture des résultats.

Les deux graphes suivants rendent compte des résultats d'homogénéité pour les moteurs DV5R. Une étude analogue a été entièrement réalisée sur les moteurs DW. Mais les résultats étant significativement proches de ceux pour les moteurs DV5R d'un point de vue compréhension de la démarche, on a choisi de ne pas les inclure dans cette partie. Les graphes sont cependant disponibles en annexe 3.



**FIGURE 2.12 : REPARTITION DES POINTS POUR LA TOTALITE DES CYCLES DU MOTEUR DW.**



**FIGURE 2.13 : REPARTITION DES POINTS POUR LES TRACES CHOISIES POUR LE MOTEUR DW.**

- Conclusion et choix final

L'homogénéité de la densité de répartition des points des champs moteurs est conservée ainsi que l'enveloppe des points des cycles choisis. En combinant nos résultats avec les possibilités pour CADD de nous faire ces simulations, nous avons conservé 7 cycles de roulage : **ARTEMIS, WLTC, CCL 4 (High), CCL 5 (Extra-High), MVEG, RDE et RICARDO.**

### 3. Résultats de l'étude sur le modèle 0D existant

#### 3.1. Précision du modèle

Les résultats que nous avons sont des valeurs numériques que nous ne pouvons pas partager pour des raisons de confidentialité imposées par l'entreprise. Cependant, nous avons imaginé une comparaison graphique permettant de comprendre les résultats. Voici donc le résultat pour la comparaison entre la précision du modèle actuel et du modèle AxiSuite :

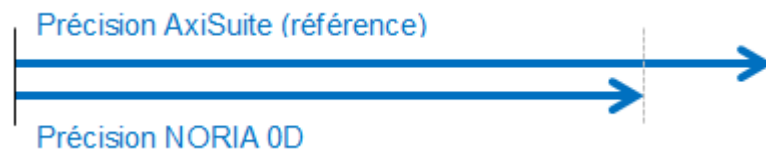


FIGURE 2.14 : RESULTAT DE LA PRECISION DU MODELE 0D

#### 3.2. Robustesse du modèle

Nous ne pouvons pas présenter les résultats de robustesse du modèle car nous avons rencontré un problème au moment de lancer les simulations. Les calibrations utilisées pour les simulations du modèle 1D AxiSuite par CADD sont des simulations très particulières avec un important travail de calibrations en amont.

Au moment de lancer nos simulations, nous avons remarqué que nous n'avions pas les bonnes calibrations. Malgré de nombreux essais de calibrations ainsi que des échanges avec CADD, nous n'avons pu reconstruire les conditions initiales de simulation. Or nous ne pouvons pas comparer deux modèles avec des conditions différentes.

Nous avons essayé plusieurs combinaisons de test pour retrouver les bonnes calibrations :

	Test 0	Test 1	Test 2
Calibrations de références	✓	✓	✓
Assemblage_complet_BCAv5_NORIAv25_H4_03022017_v4_0	✓	✓	✓
Calibration_NORIA_v25_BCAv5_H4_10062016_v3_0	✓	✓	✓
Calibration_NORIA_v25_BCAv5_H4_30082016_v3_1	✓	✓	✓
Calibration_NORIA_v25_BCAv5_H4_09092016_v3_2_2008	✓	✓	✓
Calibrations avec les données CADD	✓	✓	✓
Calibrations en changeant le fichier BCA	✓	✓	✓

TABLEAU 6 : ESSAIS DE RECHERCHE DES CALIBRATIONS INITIALES

Malgré les différents essais réalisés, nous n'avons pas pu retrouver les conditions de travail.

Pour avoir nos résultats, maintenant que la routine de test de robustesse est créée, il faudrait refaire les simulations initiales du modèle par l'équipe de CADD en fixant nos calibrations, et conserver ces simulations et calibrations pour reprendre l'étude.

# Chapitre 3

## La modélisation pseudo 1D du catalyseur SCR

### 1. Etapes de transformations du modèle 0D en modèle pseudo 1D

L'objectif est de construire un modèle pseudo 1D ou modèle double 0D pour remplacer le modèle actuel. Ce modèle est caractérisé par le calcul et l'acquisition d'informations à deux points distincts dans le catalyseur, et non plus un. On a un point au niveau du SCR et un nouveau point au niveau du SCRf. Il faut donc modifier le modèle pour modéliser ce nouveau point et les nouveaux flux d'informations nécessaires (température, débit...).

#### - F01 Calcul de la température du catalyseur :

La température est un paramètre important dans notre modèle, en particulier pour son impact sur la cinétique des réactions. Il est donc nécessaire de doubler ce bloc pour avoir la température estimée en sortie du SCR et la température estimée en sortie du SCRf.

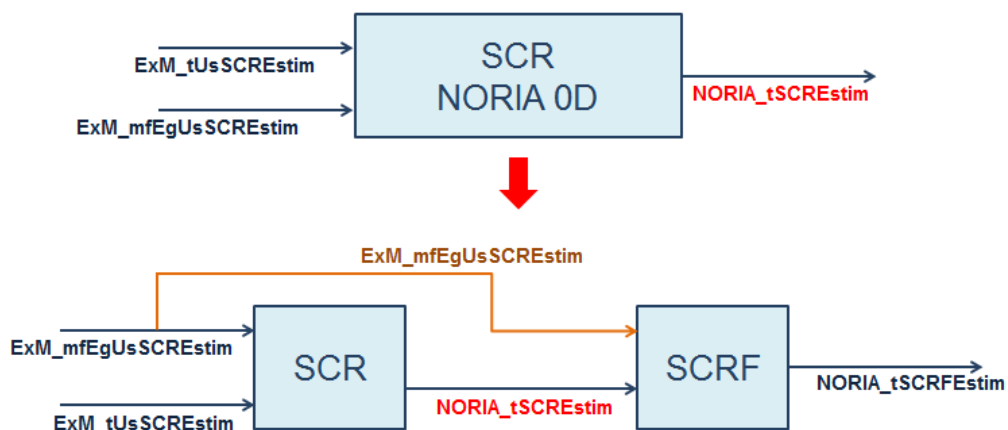


FIGURE 3.1 : TRANSFORMATION DE LA TEMPERATURE DU MODELE 0D AU MODELE PSEUDO 1D.

#### - F02 Facteur de vieillissement du catalyseur :

Le vieillissement est impacté par la température, on pourrait donc modifier ce bloc de calcul au niveau des entrées et des sorties pour tenir compte des modifications effectuées sur la température et prendre en compte la température au niveau du SCRf. Cependant il faut noter que le vieillissement est considéré comme constant le temps d'une simulation. On peut donc conserver ce bloc à l'identique pour notre modèle.

#### - F03 Vitesse spatiale du catalyseur :

Calculée à partir de la température, la pression, le débit massique de gaz et le volume, la vitesse spatiale du catalyseur doit être adaptée pour le deuxième bloc. En effet, si on conserve les hypothèses sur la pression et le débit massique des gaz d'échappement, c'est impossible d'en faire autant pour la température et le volume. La méthode de calcul reste donc la même mais il faut des nouvelles calibrations pour les volumes et on utilise la nouvelle température SCRf.

- F04 Calcul du débit d'ammoniac effectif :

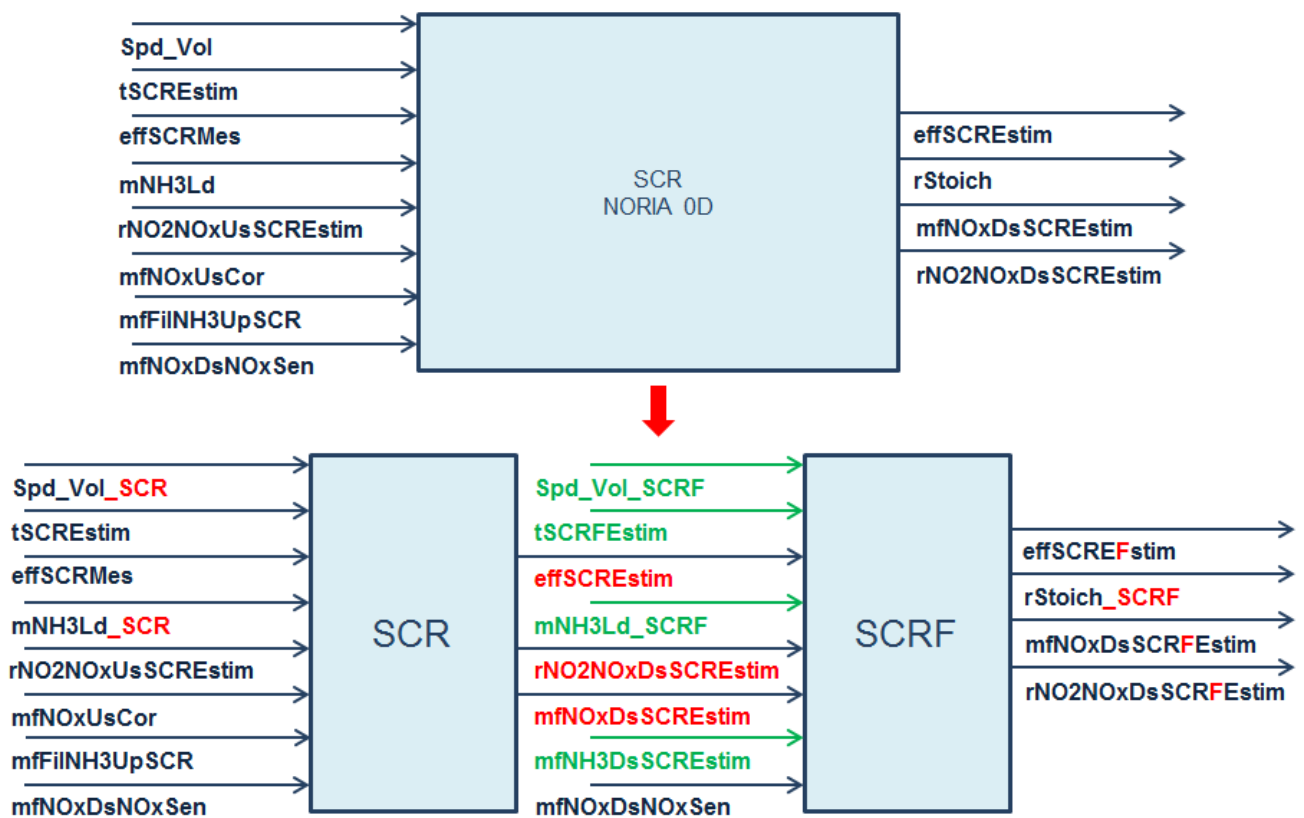
Cette fonction permet de simuler la transformation d'urée en NH3. Il n'y a donc pas besoin de doubler cette fonction car en entrée du SCR, autrement dit en sortie du SCR, cette réaction de transformation de l'urée est déjà terminée.

- F05 Modèle de chargement :

Les chargements en NH3 des deux blocs sont différents, il faut donc doubler cette fonction. Les entrées et sorties impactées par ce changement sont détaillées grâce aux schémas suivants.

- F06 Estimation de l'efficacité et du ratio NO2/NOx :

Comme pour la fonction précédente, il faut modifier les entrées et sorties concernées par la transformation du modèle 0D.



**FIGURE 3.2 : TRANSFORMATION DE L'EFFICACITE ET DU RATIO DU MODELE 0D AU MODELE PSEUDO 1D.**

- F07 Estimation des températures parois :

Il n'y a pas de modification à faire sur ces blocs car ils concernent des fonctions et des données en amont du SCR, au niveau de la boîte de mélange.

- F08 Activation du mode endommagé :

Cette fonction, qui permet d'activer le mode endommagé, est externe à la modélisation des phénomènes physiques et n'a donc pas besoin d'être modifiée. Cependant comme l'endommagement concerne les volumes, il faut être vigilant aux modifications sur les calibrations des volumes SCR, SCRF, SCR endommagé et SCRF endommagé.



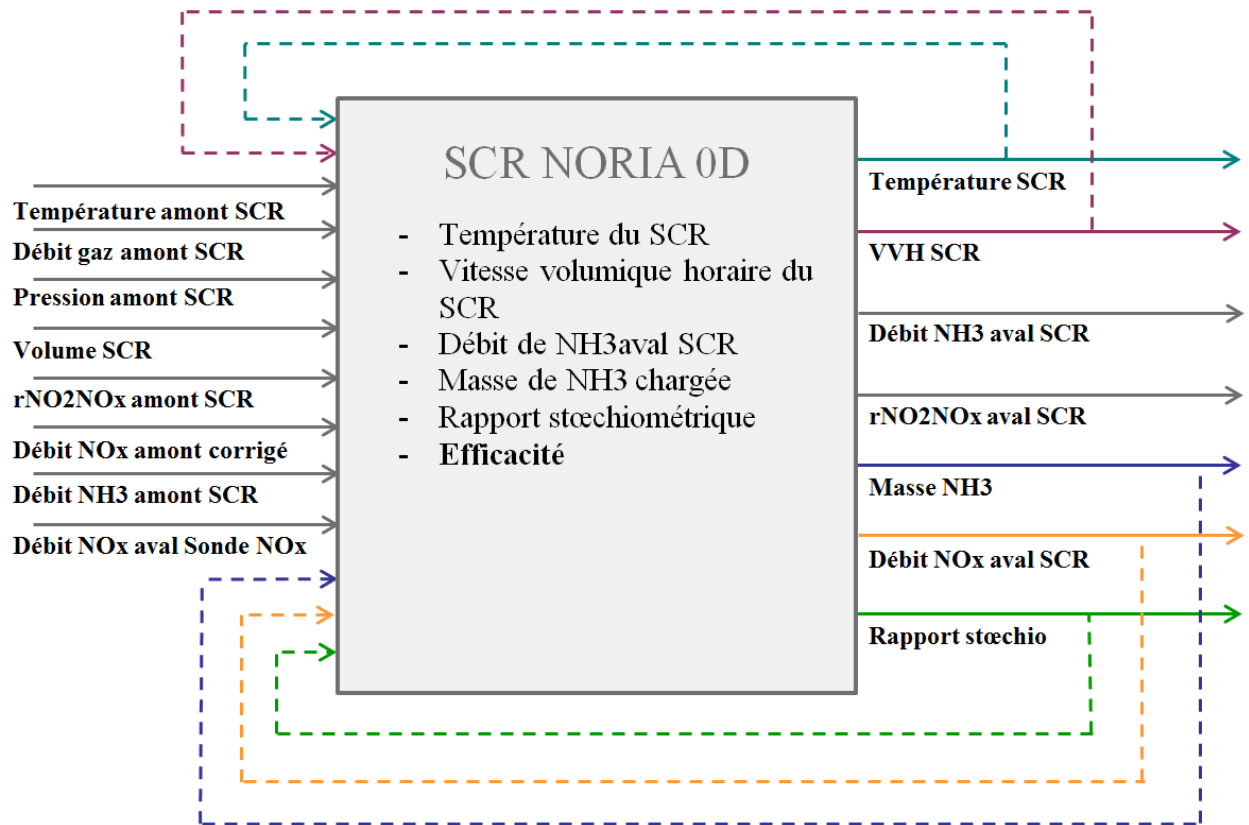


FIGURE 3.3 : SCHEMA DES FLUX DU MODELE NORIA 0D

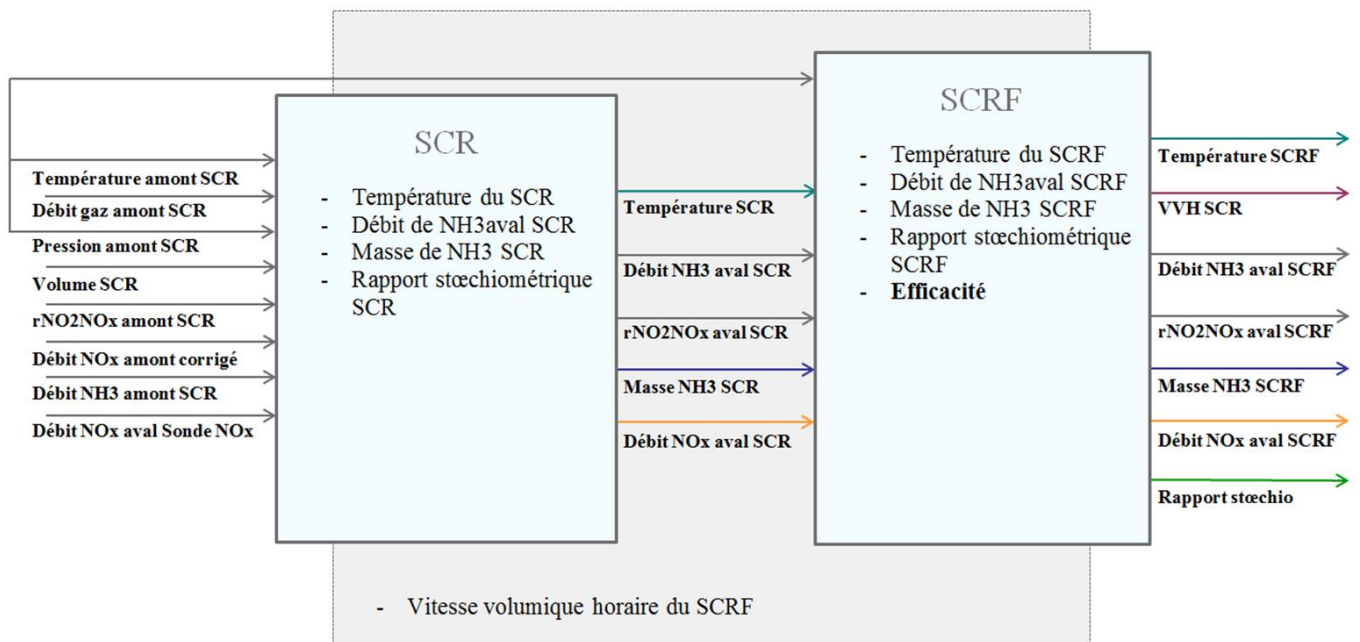


FIGURE 3.4 : SCHEMA DES FLUX DU MODELE PSEUDO 1D

## **2. Validation du modèle**

Au cours de la création du nouveau modèle, nous avons rencontré certaines difficultés. Les résultats présentés ci-dessus ont demandé plusieurs périodes d'essais et de nombreuses tentatives de modèles. A ce jour, le modèle n'est encore pas tout à fait exact car nous n'avons pas pu modéliser la température de sortie SCRF dans le modèle Simulink.

On sait aussi que les logiciels de simulation apportent chacun leur lot de difficultés. Il a fallu s'appropriier le modèle existant au niveau des notations et respecter la bibliothèque ainsi que les règles de dénomination de PSA pour construire notre modèle. La complexité du modèle global impose aussi une synchronisation parfaite au niveau de toutes les modélisations internes et chaque changement doit être méticuleusement noté pour pouvoir se retrouver dans les étapes de création.

Pour des raisons de confidentialité, on ne peut pas développer davantage ces explications et détailler plus notre modèle. En Annexe 3, une capture d'écran du modèle Simulink créé avec un zoom sur une des fonctions permet de donner un aperçu de la complexité du modèle.

## **3. Perspectives de travail sur le modèle**

Le modèle est presque abouti au moment de la rédaction de ce mémoire. Il reste à modifier le modèle Simulink pour obtenir la bonne modélisation de la température. Pour modéliser cette température, il faut comparer les différentes températures accessibles dans le modèle 0D avec la température en sortie du SCR du modèle AxiSuite.

Une fois la température choisie il faudra trouver un critère de correction pour enfin avoir la bonne modélisation de la température. Ce critère peut être trouvé par le calcul, mais nous pensons plutôt que de nombreux essais de calibrations permettront d'approcher une température correctement estimée.

Quand la température sera correctement modélisée, il faudra implanter le modèle Pseudo-1D dans le modèle global et le tester. Cette étape peut sembler simple, cependant il faut savoir que l'implémentation d'un bloc Simulink à l'intérieur d'un modèle complexe peut vite s'avérer compliqué à cause de la compatibilité entre les modèles.

Les routines de comparaison pour évaluer la précision et la robustesse des modèles sont quant à elles créées. Il suffira donc de les appliquer en veillant à respecter les notations dans le code Matlab et à modifier les paramètres d'enregistrement.

# Chapitre 4

## La modélisation avec des réseaux de neurones

### 1. Qu'est-ce qu'un réseau de neurones ?

Les réseaux de neurones formels se sont imposés ces dernières années comme un outil universel de résolution de problème. Aujourd'hui, ils ont de nombreuses applications dans des domaines très variés. Certaines applications pour le contrôle adaptatif et le contrôle commande des véhicules ont déjà fait leurs preuves, et c'est pourquoi on a décidé de s'y intéresser.

#### 1.1. Réseau de neurones et apprentissage

Pour commencer, comme son nom laisse présager, le réseau de neurone s'inspire des neurones biologiques. Un réseau de neurones est un **réseau de neurones artificiels** (algorithmes) **interconnectés** permettant la résolution de problèmes complexes. Les réseaux sont adaptatifs : les paramètres des neurones comme les coefficients de pondération s'optimisent par des méthodes d'apprentissage et se distinguent par leur architecture : nombre de neurones, boucles, etc...

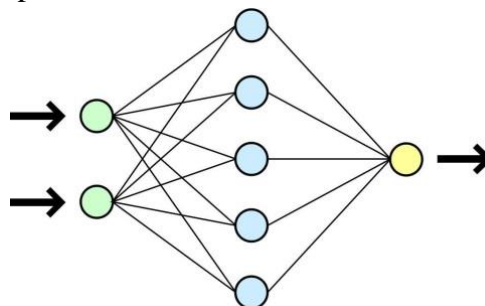


FIGURE 4.1 : SCHEMA SIMPLIFIE D'UN RESEAU DE NEURONES. [12]

La figure 4.1 décrit de manière simple un réseau de neurones, en vert le niveau des entrées, en bleu, la couche cachée et en jaune le niveau de la sortie.

Certaines caractéristiques d'un problème permettent de dire si on peut faire une bonne application des réseaux de neurones ou non. Tout d'abord, ces réseaux sont applicables pour des problèmes très difficiles à exploiter ou à formaliser. Si le problème fait intervenir des données bruitées, par exemple dues à des capteurs, s'il nécessite une grande rapidité de traitement (recherche d'optimisation du temps et des coûts) ou s'il ne cesse d'évoluer comme les besoins de la dépollution, les réseaux de neurones sont une alternative très intéressante. Enfin si on dispose d'un large échantillon d'exemples d'application du problème ou s'il n'existe pas de solutions technologiques courantes, les réseaux de neurones sont aussi une bonne application. [13]

On voit bien que dans le cas du traitement des émissions polluantes des automobiles, le problème présente de nombreux critères qui nous invitent à nous tourner vers les réseaux de neurones : constante évolution des normes, présence de capteurs, recherche d'un bon compromis temps/coût, nombreux cycles de roulage...

Pour utiliser ces réseaux de neurones, on utilise des méthodes dites **par apprentissage**. L'apprentissage automatique ou apprentissage statistique, champ d'étude de l'intelligence artificielle, permet, grâce à son approche statistique et mathématique, de combler les lacunes d'un modèle physique. [14]

Modéliser un processus par apprentissage consiste à apprendre les paramètres d'une fonction paramétrée à partir d'un nombre d'exemples finis de réalisations du processus. Par exemple, si on prend une fonction polynomiale de type  $P(x,w) = w_0 + w_1 * x + w_2 * x^2 + w_3 * x^3$ , les paramètres à apprendre sont les  $w_i$  de la fonction P.

Afin d'apprendre correctement un modèle, la démarche se fait en 5 étapes :

- Il faut sélectionner les variables principales qui impactent le processus que l'on cherche à modéliser.
- On postule sur un modèle paramétré  $P(x, w)$
- On réalise un certain nombre de mesures bien choisies du processus
- On réalise l'apprentissage du modèle
- On valide la capacité de « généralisation » du modèle.

Pour apprendre les paramètres de la fonction, les réseaux de neurones ont besoin de cas réels servant d'exemples. Ces cas doivent être d'autant plus nombreux que le problème est complexe et que sa topologie est peu structurée. Pour l'apprentissage, il faut diviser les mesures des différents exemples en 3 bases complètement disjointes :

- La base d'**apprentissage** permet de calculer les poids et biais du réseau de neurones.
- La base de **validation** permet d'optimiser les poids. Les poids et biais du réseau sont enregistrés pour le minimum de la base de validation.
- La base de **test** ne sert pas pour l'apprentissage, elle nous donne une information sur la performance du réseau de neurones et permet de comparer les modèles. Elle peut donc être minimisée si on souhaite dans un premier temps avoir un réseau de neurones efficace.

Pour une certaine base d'apprentissage fixée, il faut trouver le bon niveau de **complexité**. La complexité d'un modèle dépend de plusieurs paramètres : elle dépend du nombre d'entrées et du type de modèle, si on reprend l'exemple du polynôme, sa complexité est liée à son degré tandis que pour un réseau de neurones la complexité dépend de l'architecture du réseau.

## 1.2. Classification des réseaux de neurones

Il existe différents types de réseaux de neurones et une infinité d'architecture possible pour un réseau de neurones. On peut diviser dans un premier temps les réseaux de neurones en deux grandes catégories selon la nature de leur algorithme d'apprentissage : l'apprentissage supervisé ou l'apprentissage non supervisé.

- Si les exemples d'apprentissages sont connus et que les classes sont prédéterminées, le système apprend à classer selon un modèle on parle d'apprentissage supervisé.
- Quand le système ne dispose que d'exemples et pas de prédétermination du nombre de classe ou de leur nature, on parle d'apprentissage non supervisé.

Pour ces différents types d'apprentissage, il y a également une différence entre :

- l'apprentissage « Hors-ligne » : toutes les données sont dans une base d'exemples d'apprentissage qui sont traités simultanément
- l'apprentissage « En ligne » : les exemples sont présentés les uns après les autres au fur et à mesure de leur disponibilité.

En plus des différents types d'apprentissage, il y a différents types de réseaux de neurones :

- Le perceptron : le perceptron peut être vu comme le type de réseau de neurones le plus simple. C'est un classifieur linéaire. Ce type de réseau de neurones ne contient aucun cycle. Dans sa version simplifiée, le perceptron est mono-couche et n'a qu'une seule sortie à laquelle toutes les entrées sont connectées. Les entrées et la sortie sont booléennes.
- Le perceptron multicouche (PMC) : en combinant plusieurs neurones le pouvoir de calcul est augmenté. [15]
- Réseau de Kohonen : Ces réseaux de neurones peuvent être considérés comme dynamiques, des neurones peuvent être détruits et créés, le réseau n'a pas de taille fixe. Généralement ce réseau est appelé carte de Kohonen, en effet ce réseau est représenté à plat comme une grille rectangulaire de 1 à 4 dimensions. [16]
- Réseau de Hopfield : Représente un réseau sans structure de couches, ni de sens de propagation, composé de N cellules toutes interconnectées. Ce réseau se rapproche le plus du fonctionnement du cerveau humain. [17]

### 1.3. Guide d'utilisation de la toolbox « réseau de neurones » de Matlab

La toolbox « Neural Net Fitting » proposée par Matlab ne permet pas à pas de résoudre un problème d'apprentissage avec un réseau de neurones. On présente ici les étapes de conception d'un réseau de neurones à partir de cette toolbox.

#### 1) Sélection des variables d'entrées et de cible du modèle

Dans le cadre de cette formation on s'intéresse à un type de réseau de neurones : **le perceptron**.

On cherche à créer un réseau de neurone pour cartographier ce qu'il se passe entre **les entrées voulues** et la **sortie ciblée**. Pour cela on a besoin de connaître ces entrées et cette sortie. C'est dans cette première étape qu'on charge ces données dans la toolbox.

#### 2) Création de la base d'apprentissage et de validation

Cette étape permet de créer correctement la **base d'apprentissage et de validation**.

Par défaut la toolbox divise l'échantillon aléatoirement, mais 3 autres fonctions permettent de diviser l'échantillon en blocs contigus, en utilisant un mode de sélection particulier ou par index.

Avec les valeurs par défaut, les inputs sont aléatoirement divisés en 3 échantillons : 70% pour l'apprentissage, 15% pour la validation et 15% pour le test.

### 3) Créer et définir les paramètres du modèle par apprentissage

L'étape suivante dans la conception d'un modèle par apprentissage est de sélectionner une famille de modèles parmi la bibliothèque de modèles par apprentissage. Le réseau standard utilisé est un réseau prédictif à 2 couches avec une **sigmoïde** dans la couche cachée et une fonction de transfert **linéaire** pour la couche de sortie.

Cette étape nous permet donc seulement de choisir le nombre de **neurones cachés** pour le réseau, par défaut celui-ci est fixé à 10. Il faut faire bien attention à la complexité du modèle, pour un réseau de neurones, en plus du nombre de variables en entrée, celle-ci dépend principalement du nombre de neurones et du nombre de couches.

### 4) Apprentissage du modèle et évaluation

Une fois les étapes précédentes validées, on passe à l'apprentissage du modèle à partir de l'algorithme lié à la famille du modèle utilisé interne à la toolbox. Par défaut, l'algorithme d'apprentissage utilisé est l'algorithme **Levenberg-Marquardt**. Nous avons utilisé seulement cet algorithme dans un premier temps. Cet algorithme est recommandé pour la plupart des problèmes, mais pour des petits problèmes bruités la méthode **Bayesian** peut apporter de meilleures solutions.

Une fois l'apprentissage lancé, il continue jusqu'au « stop de validation » i.e. quand l'erreur de validation ne diminue plus après 6 itérations. L'arrêt de l'apprentissage est paramétré par défaut de la sorte, mais il peut y avoir différents critères d'arrêt : l'erreur passe en dessous d'un seuil, le temps de calcul est borné, la vitesse de progression est conditionnée... L'arrêt prématuré permet parfois d'éviter le sur-apprentissage.

On peut maintenant évaluer les résultats fournis par la toolbox.

2 critères permettent d'évaluer ces résultats, l'erreur quadratique moyenne (MSE pour Mean Squared Error) entre les entrées et la cible et la régression R qui mesure la corrélation entre ces entrées et la cible. La MSE doit être proche de zéro et la régression proche de 1.

### 5) Modifier le réseau de neurones

Cette étape permet de recalculer le modèle si ces performances ne sont pas satisfaisantes.

A ce niveau, on peut essayer de faire un nouvel apprentissage, de changer la taille du réseau de neurones ou encore de fournir un échantillon de données plus grand si les résultats ne sont pas satisfaisants.

### 6) Sauvegarder les résultats

La dernière étape consiste à sauvegarder les résultats. A partir de la toolbox, on peut générer le script Matlab simple ou perfectionné afin de reproduire les résultats ou de résoudre des problèmes similaires. On peut sauvegarder les données et générer le diagramme Simulink ainsi que le diagramme du réseau de neurones.

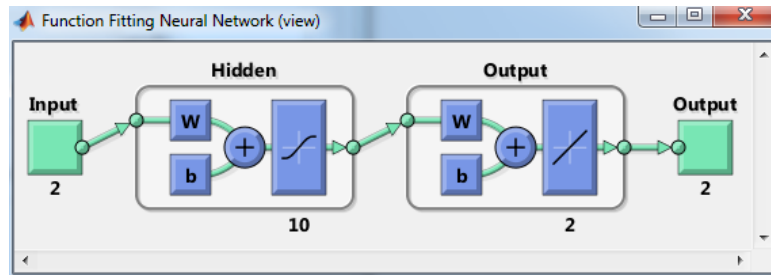


FIGURE 4.2 : DIAGRAMME REPRESENTATIF DU RESEAU DE NEURONES.

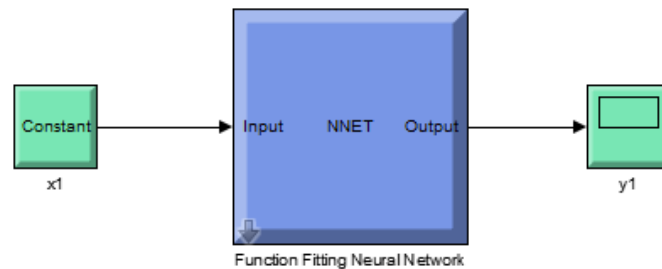


FIGURE 4.3 : DIAGRAMME SIMULINK DU MODELE.

Il faut noter que le réseau de neurones ne fournit pas toujours de règle exploitable par un humain. Le réseau reste souvent une boîte noire, comme l'illustre la figure précédente, qui fournit une réponse quand on lui présente une donnée, mais qui ne fournit pas de justification facile à interpréter. La théorie derrière les réseaux de neurones pourrait faire l'objet d'une étude bien plus approfondie mais aussi très complexe, ce qui nous intéresse est de pouvoir tester la capacité des réseaux de neurones dans le cas de notre problème, c'est pourquoi cette approche des réseaux de neurones reste simple.

## 2. Modélisation par un réseau de neurones de l'efficacité du catalyseur

### 2.1. Etape de création des réseaux de neurones

L'objectif du réseau de neurones que l'on veut créer est de fournir l'efficacité du catalyseur à partir d'un jeu d'entrées prédéfinies. La première étape est de définir ce jeu d'entrée en fonction de l'importance des paramètres de calcul de l'efficacité.

Parmi les données d'entrées, 5 entrées sont importantes pour l'estimation de l'efficacité. La cinquième entrée est aussi un critère important mais comme elle est moins importante, on ne la prendra pas forcément en compte dans nos entrées pour le début des simulations :

1. La température en amont du catalyseur (ExM\_tUsSCREstim).
2. Le ratio NO<sub>2</sub>/NO<sub>x</sub> en amont du catalyseur (ExM\_rNO<sub>2</sub>NO<sub>x</sub>UsSCREstim\_MP)
3. La masse de NH<sub>3</sub> chargée (mNH<sub>3</sub>Ld)
4. La vitesse spatiale ou temps de séjour des gaz d'échappement (NORIA\_spdVol\_MP)
5. Le débit massique d'Adblue injecté (NORIS\_mfAddRed)

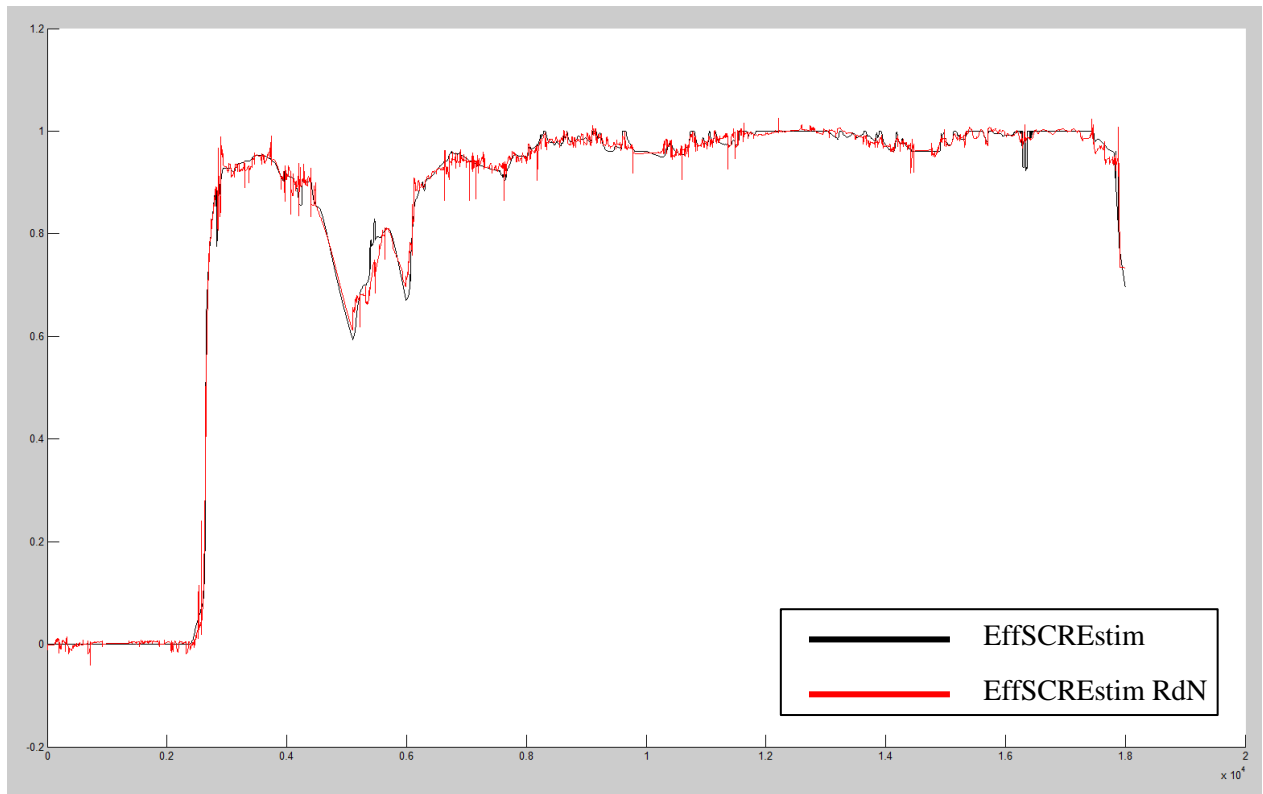
La première étape fut donc de créer une routine Matlab permettant de créer les vecteurs Entrées et Cible pour tous les cycles d'études :

```
input_4e = [mNH3Ld ExM_rNO2NOxUsSCREstim_MP ExM_tUsSCREstim NORIA_spdVol_MP];
target = [Axisuit_EffSCREstim];
```

- Apprentissage unitaire

Afin de bien appréhender le fonctionnement de la toolbox et de se donner une première idée des résultats fournis par les réseaux de neurones mais aussi pour envisager certaines difficultés, on a testé dans un premier temps, la toolbox indépendamment sur chaque cycle.

La figure suivante montre l'efficacité cible et l'efficacité donnée par le réseau de neurones pour un cycle WLTC :



**FIGURE 4.4 : REPRESENTATIONS DES DEUX EFFICACITES POUR UN CYCLE WLTC.**

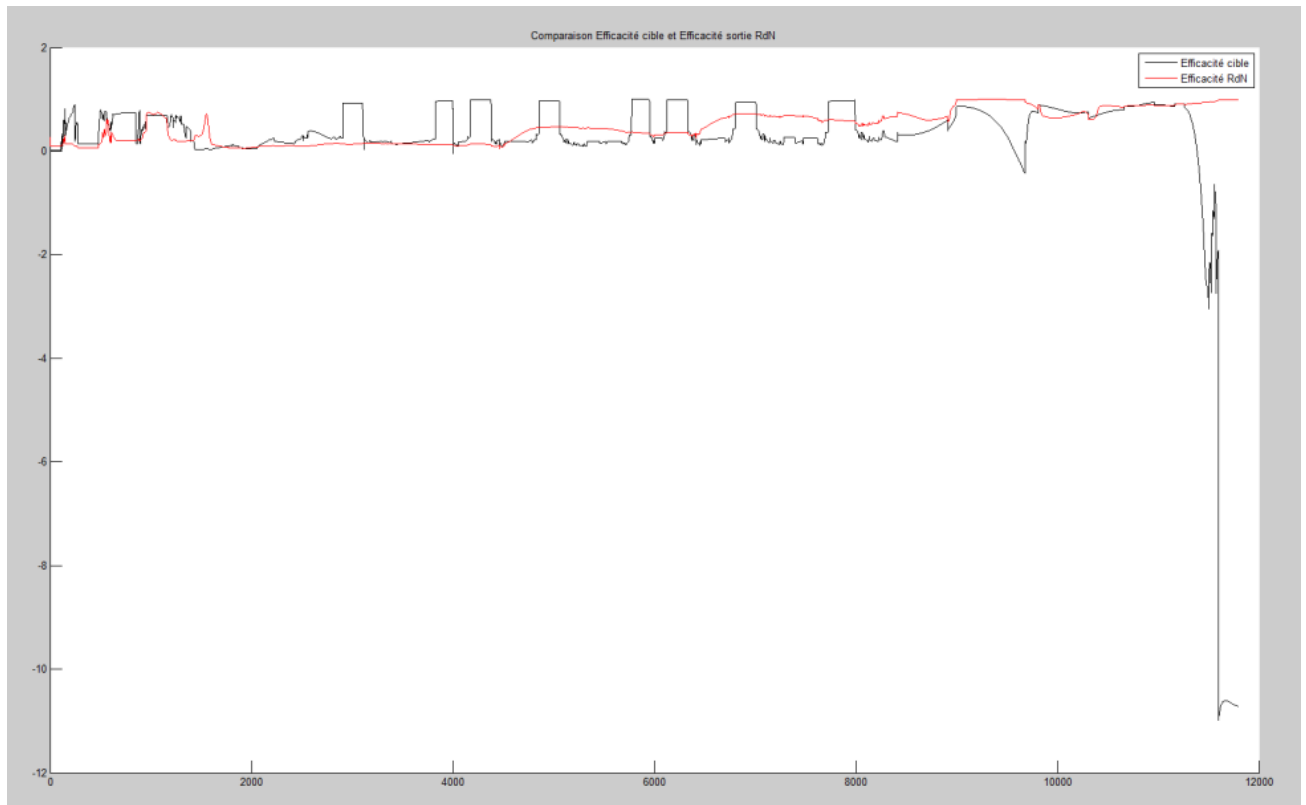
A partir de ces tests on a pu faire plusieurs observations. Tout d'abord, il y a une réelle cohérence entre les deux efficacités mais cela est évident car on apprend sur un vecteur d'entrée fournie par un cycle et on applique le réseau de neurones sur ce même cycle. Cependant il faut noter que même dans ce cas, certaines valeurs diffèrent vraiment entre l'efficacité cible et l'efficacité fournie par le réseau de neurones. De plus il y a des incohérences importantes dans l'efficacité modélisée : l'efficacité fournie est parfois négative ou supérieure à 1.

- Apprentissage combiné

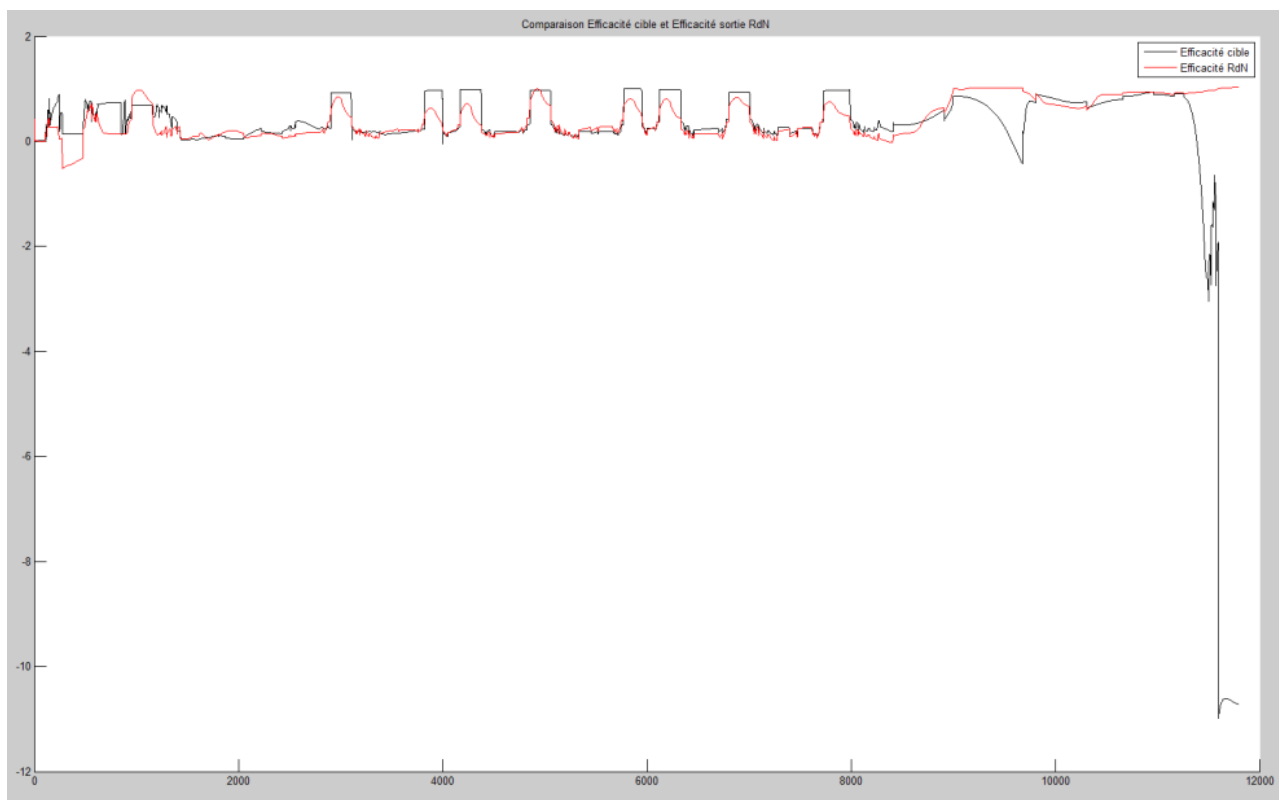
Pour se rapprocher pas à pas de l'utilisation qu'on souhaite faire des réseaux de neurones, on décide de faire l'apprentissage du réseau de neurones sur les 4 premiers cycles pour avoir le plus de points possibles pour les bases d'apprentissage et de validation puis d'appliquer le réseau de neurone obtenu indépendamment sur les 3 autres cycles restants.



A la suite des ces manipulations on a de nouvelles observations : dans un premier temps il s'avère que les résultats sont de suite moins satisfaisants quand on regarde le tracé des efficacités. Le problème de bornes sur l'efficacité est toujours présent et on remarque surtout que les résultats sont très différents si on fait un seul apprentissage ou si on en fait deux à la suite.



**FIGURE 4.5 : EFFICACITES POUR UN CYCLE MVEG APRES UN PREMIER APPRENTISSAGE DU RESEAU DE NEURONES.**



**FIGURE 4.6 : EFFICACITES POUR UN CYCLE MVEG APRES UN DEUXIEME APPRENTISSAGE DU RESEAU DE NEURONES.**

▪ Plan d'exploitation

Le but de cette étude est de trouver le réseau de neurone idéal et fonctionnel pour donner une efficacité précise et robuste du catalyseur et de le comparer avec les autres modélisations. Pour ce faire, on a développé une routine permettant de tester différentes combinaisons de réseau de neurones à partir des critères de base sur les réseaux de neurones dans la toolbox.

Au début de l'étude on décide des critères à appliquer. On cherche à balayer un nombre important de réseaux de neurones afin de trouver une régularité dans les résultats pour pouvoir améliorer la répartition de ces critères au fur et à mesure.

Les critères qu'on fait évoluer sont :

- le nombre de neurones sur la couche cachée
- la répartition du nombre de points dans la base d'apprentissage, de validation et de test
- le nombre d'apprentissage sur le cycle étudié

(1<sup>er</sup> apprentissage)

Nombre de neurones

Répartition base (en %)	8	10	12	14	16	18	20	22
50 / 45 / 5								
60 / 35 / 5								
70 / 25 / 5								
80 / 15 / 5								
90 / 5 / 5								

(2 <sup>ème</sup> apprentissage)	Nombre de neurones							
	8	10	12	14	16	18	20	22
Répartition base (en %)								
50 / 45 / 5								
60 / 35 / 5								
70 / 25 / 5								
80 / 15 / 5								
90 / 5 / 5								

**TABLEAU 7 : MATRICE DES RESULTATS DES APPRENTISSAGES DES RESEAUX DE NEURONES**

## 2.2. Application des réseaux de neurones et résultats

En plus de créer la routine de création des réseaux de neurones, on a créé une routine pour les appliquer aux cycles de test (cycle MVEG, cycle RDE et cycle RICARDO) et pour dépouiller ses résultats.

La méthodologie à suivre pour créer, appliquer et dépouiller les réseaux de neurones est la suivante :

- On lance le script Matlab [launch\\_RdN. Mat](#)
- On configure les entrants ainsi que les critères à faire varier.

```

% Choix des entrants
user_traces_C = 'DV5R_4Traces';

% Nombre de neurones sur la couche cachée
user_hiddenLayerSize_T = [8:2:20];

% répartition du nombre de points [Apprentissage Validation Test]
user_ratio_M = [...
    50 45 5;
    60 35 5;
    70 25 5;
    80 15 5;
    90 5 5;
    ];

% nombre d'apprentissage sur le cycle étudié
user_nbTrain_C = 2;

```

- On lance la simulation, le fichier final sauvegardé est une structure contenant tous les réseaux de neurones (soit 70 dans notre configuration initiale). Il faut penser à modifier la date de la simulation pour ne pas écraser des réseaux de neurones déjà conçus.

- Le deuxième script à lancer pour appliquer les réseaux de neurones est [Application\\_RdN.m](#). Ce script charge la structure contenant les réseaux de neurones ainsi que les entrées et les cibles des cycles de validation. La routine applique les réseaux de neurones un par un aux différents cycles.
- On calcule l'erreur quadratique moyenne sur l'ensemble d'apprentissage (EQMA) entre l'efficacité ciblée et l'efficacité calculée par le réseau de neurones pour tester les réseaux de neurones.
- Enfin, on a différentes routines pour dépouiller les résultats :
  - [matrices\\_RdN.m](#) : permet de renvoyer les matrices contenant les EQMA)
  - [evalOk\\_RdN.m](#) : permet de dire si le réseau de neurones donne des valeurs de l'efficacité inférieures à 0 ou supérieures à 1
  - [temps\\_RdN.m](#) : permet de donner les temps d'apprentissage.

Voici les premières matrices de résultats pour notre cycle de test ainsi que la matrice donnant les temps d'apprentissage de chaque réseau de neurones :

**Temps apprentissage Training 1 (sec)**

	8	10	12	14	16	18	20
50/45/5	459	116	221	84	303	178	172
60/35/5	58	98	54	75	62	257	135
70/25/5	63	140	73	95	160	172	374
80/15/5	68	2	79	144	132	273	143
90/5/5	1	230	40	60	100	104	187
<b>Moyenne</b>	130	117	93	92	151	197	202

**Temps apprentissage Training 2 (sec)**

	8	10	12	14	16	18	20
50/45/5	92	351	77	77	109	248	159
60/35/5	80	237	153	93	220	137	168
70/25/5	48	68	131	146	339	185	274
80/15/5	55	1	61	136	111	186	122
90/5/5	59	292	94	39	69	130	91
<b>Moyenne</b>	67	190	103	98	170	177	163

**TABLEAU 8 : TEMPS D'APPRENTISSAGE DES RESEAUX DE NEURONES POUR LE CYCLE MVEG**

Les temps de création des réseaux de neurones varient significativement (de 1 seconde à 500 secondes). Ces temps ne sont pas liés au nombre de neurones dans le réseau. Le temps total pour le premier apprentissage est de 4911 secondes et 4838 secondes pour le deuxième apprentissage. Soit un temps total pour la simulation de 9750 secondes soit environ 2 heures et 43 minutes. Ces simulations sont assez longues car il s'agit ici des résultats pour un cycle or nous avons lancé les simulations sur les 3 cycles, même si on ne présente pas tous les résultats. Chaque simulation prenait donc environ 10 heures.

**MVEG\_Train 1**

	8	10	12	14	16	18	20
50/45/5	17,4	20,2	19,7	20	26,4	23,6	17,8
60/35/5	19,7	18,9	22,7	19,1	17,9	20,2	19,4
70/25/5	19,3	20,1	29,7	20,2	26,3	18,2	19,1
80/15/5	16,1	23,7	20,3	17,1	17,3	19,1	23,9
90/5/5	16,7	19,3	19,3	16,8	20,2	17,6	18,6

**MVEG\_Train 2**

	8	10	12	14	16	18	20
50/45/5	18,3	16,9	17,9	17,2	21,4	18,6	19,2
60/35/5	16,4	17	30,6	18,9	22,6	17,3	17,4
70/25/5	18,1	24,5	17,1	23,2	24,4	19,1	19,3
80/15/5	18,9	24,5	17	22,7	18,7	18,9	18,2
90/5/5	30,2	18,6	17,2	17,3	18,7	18,1	19,6

**TABLEAU 9 : RESULTATS DE L'EQMA POUR L'APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES SUR LE CYCLE MVEG**

Le problème majeur de ces premiers résultats est le manque de cohérence entre les modèles, on s'attendait à avoir une continuité dans les résultats et ainsi pouvoir se concentrer sur une zone en particulier de ce tableau pour améliorer la finesse du réseau de neurones. Or on voit bien qu'il n'y a pas de continuité ni de répétition dans ces résultats. De plus, notre critère est une EQMA minimale, proche de 5% or ici nous sommes en moyenne à 20,1% pour le premier apprentissage et 19,8% pour le second apprentissage. La répétition des apprentissages ne semble donc pas avoir un impact positif sur nos résultats. Pour la suite on se concentrera sur un apprentissage pour réduire les temps de calculs.

### 3. Perspectives de continuité des recherches

- Modification du PLEX (plan d'exploitation)

Les premiers tests ont montré une discontinuité des résultats. Pour améliorer cela, on a décidé d'agrandir le plan d'exploitation et de modifier drastiquement les critères utilisés pour créer les réseaux de neurones. Nous avons lancé plusieurs simulations et création de réseaux de neurones (de 1 à 100 neurones avec un pas de 2 neurones, seulement les 10 premiers neurones, changement des bases...

Une des priorités dans la continuité des recherches est de relancer les simulations en modifiant la création de la répartition des bases d'apprentissage, de validation et de tests. En effet, le problème majeur que nous avons est le manque de répétabilité à cause de la répartition aléatoire des points des cycles dans les différentes bases. Il faut donc réussir à fixer les bases que nous voulons utiliser.

- Utilisation des TSK et du LoLiMoT

Un autre service de PSA utilise des réseaux de neurones. Ils travaillent à partir de neurones hybrides, les neurones TSK : produit d'un réseau de neurone RBF (un réseau PMC avec quelques caractéristiques qui diffèrent, par exemple il n'y a qu'une seule couche cachée) avec une fonction affine. [18] Rentrer dans les détails du TSK à partir des seules données précédentes semble un peu compliqué. Il faut savoir que la modélisation d'un processus sur un espace défini par un réseau TSK peut s'interpréter comme la concaténation de modèles linéaires (ML) définis sur des sous espaces réduits. On peut les représenter comme sur la figure suivante :

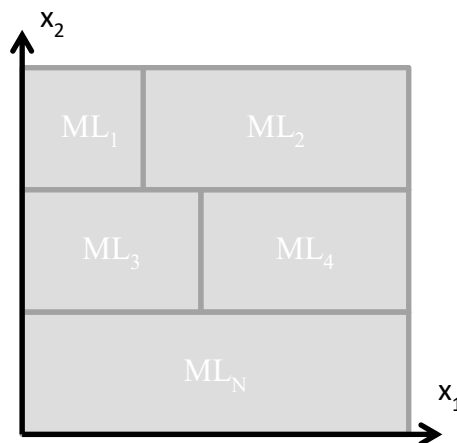
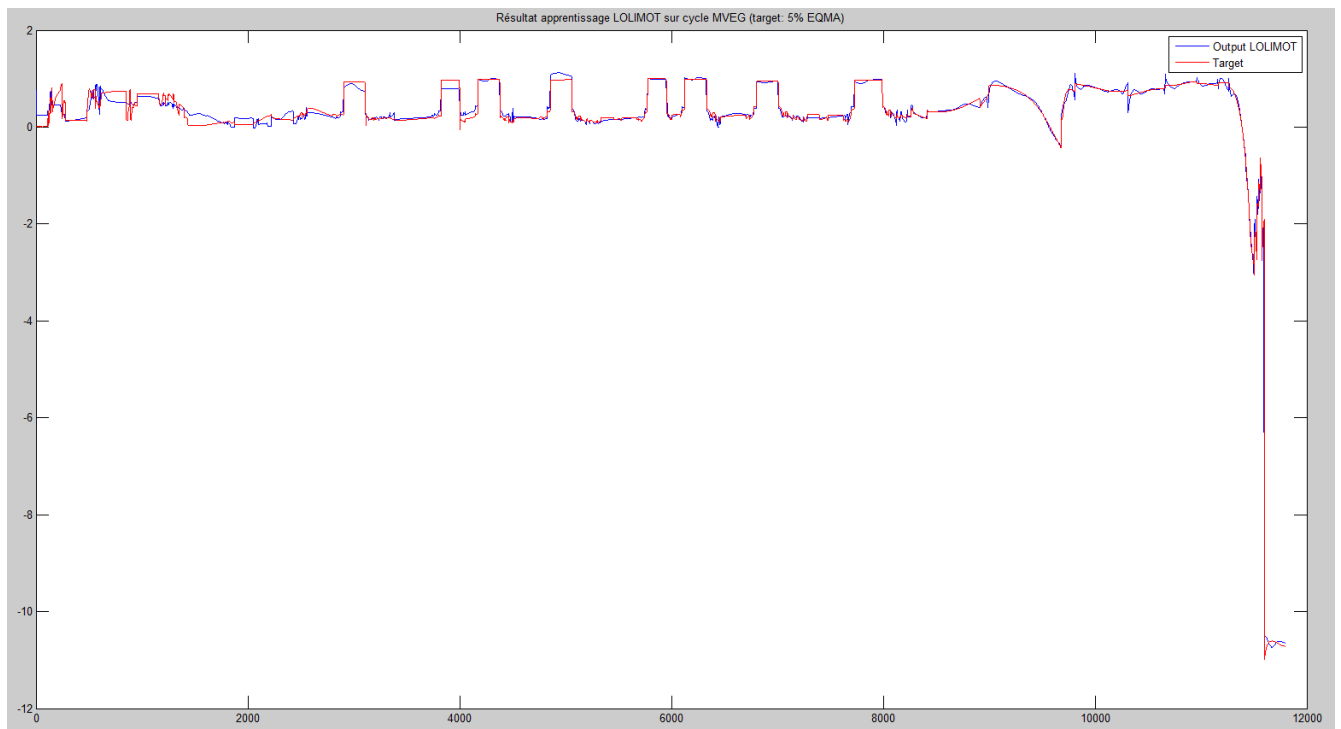


FIGURE 4.7 : INTERPRETATION DU MODELE TSK

Il faut donc placer spatialement les neurones, pour cela on peut soit partir de connaissances sur le processus à modéliser soit faire appel à un algorithme de placement des neurones. Le LoLiMoT ou Local Linear Model Tree est un algorithme de placement spatial des RBF. Il permet de découper l'espace de définition d'un processus P non linéaire en sous-espaces orthogonaux. Le découpage se fait par dichotomie. [19]

Nous avons testé les outils sur le TSK et le LoLiMoT sur nos entrants dans le cas d'un apprentissage unitaire. Ces tests sont faits en parallèle de la fin de la rédaction de ce mémoire, on ne peut donc pas présenter les résultats ici. Cependant, il semble y avoir un intérêt et une utilisation possible de ces réseaux.

Voici une idée d'un résultat que nous avons pu observer :



**FIGURE 4.1 : RESULTAT D'APPRENTISSAGE LOLIMOT SUR LE CYCLE MVEG**

Les perspectives d'utilisation de ces réseaux sont donc intéressantes et à approfondir. Il faut donc continuer à explorer cette piste. Une des actions à réaliser pour la suite est donc d'appliquer les mêmes critères sur l'utilisation des perceptrons et TSK afin de comparer les résultats pour des réseaux équivalents (même cible de l'EQMA, même nombre de neurones, apprentissage combiné...).

# Conclusion

Pour conclure ce mémoire, l'objectif initial était d'évaluer de nouvelles modélisations de l'efficacité du catalyseur SCR. La première étape était de faire l'analyse du modèle existant pour avoir une base de comparaison. La deuxième étape fut d'améliorer la modélisation existante en une modélisation pseudo 1D. Enfin la dernière étape était de découvrir les réseaux de neurones, de comprendre leur fonctionnement et d'essayer de les utiliser pour trouver une nouvelle modélisation de l'efficacité. Le projet était de comparer la précision des trois modèles et leur robustesse.

A l'heure actuelle, les routines de comparaison pour la précision et la robustesse des modèles sont fonctionnelles, le modèle pseudo 1D est en phase de finalisation et les recherches sur les réseaux de neurones sont toujours en cours.

Pendant ce stage, je me suis confrontée aux réalités du travail sur des projets de plusieurs mois. Les ambitions de ce stage étaient à l'origine plus élevées, nous avons dû revoir notre planning et le travail réalisable au fur et à mesure que le temps passait. J'aurais souhaité sortir un modèle amélioré pour remplacer le modèle actuel surtout avec les perspectives qu'offre les réseaux de neurones, mais six mois pour remplacer une modélisation complète d'un paramètre aussi important que l'efficacité est un délai qui était malheureusement trop court.

Les perspectives d'évolution de ce stage sont nombreuses car l'opportunité d'améliorer le modèle est réelle. L'utilisation des réseaux de neurones pour traiter des problèmes liés aux tâches de contrôle moteur occupera encore des générations d'ingénieurs et de chercheurs car il y a encore de nombreuses pistes à explorer et les progrès à faire sont encore immenses dans ces domaines.



## Bibliographie

- [1] NORMAND, J.M. (2015). *Rudolf Diesel, l'inventeur malheureux du moteur de la polémique*, Le Monde
- [2] DOVAT, F. *Le cycle 4 temps*, [en ligne], <[http://www4.ac-nancy-metz.fr/autocompetences/2\\_ressources\\_pedagogiques/1\\_motorisation/2\\_motorisation\\_liste\\_t\\_echnologie.htm](http://www4.ac-nancy-metz.fr/autocompetences/2_ressources_pedagogiques/1_motorisation/2_motorisation_liste_t_echnologie.htm)>
- [3] *Fonctionnement d'un moteur à explosion/combustion et les différents types*, [en ligne], <<http://www.fiches-auto.fr/articles-auto/fonctionnement-d-une-auto/s-726-fonctionnement-d-un-moteur.php>>
- [4] AUTO Guide, *Auto Diesel : 15 Avantages et inconvénients*, [en ligne], <<http://selection.readersdigest.ca/auto/guide-achat/auto-diesel-15-avantages-et-inconvenients/>>
- [5] MATTHESS, N. et al. (2016). *Catalyse et dépollution automobile*, Documents internes PSA
- [6] HEYWOOD, John. B. *Internal Combustion Engine Fundamentals*. (1988) McGrawHill series in mechanical engineering, printed in USA. McGraw-Hill, New York
- [7] ADEME, (2014), *Emissions de particules et de NOx par les véhicules routiers*, [en ligne], <[http://www.villes-sante.com/wp-content/uploads/avis\\_ademe\\_emissions\\_particules\\_vehicules\\_juin2014.pdf](http://www.villes-sante.com/wp-content/uploads/avis_ademe_emissions_particules_vehicules_juin2014.pdf)>
- [8] TAYLOR, P. (2016), *Match antipollution : PSA vs Renault*, [en ligne], <<https://news.autoplus.fr/Renault/Renault-PSA-Pollution-CO2-Technologies-1500753.html>>
- [9] UCKUN, S., (2013). *When 3D is not needed*, [en ligne], <<http://www.digitaleng.news/de/when-3d-is-not-needed/>>
- [10] PIERRE, A., *Métrologie : précision vs. Exactitude*, [en ligne], <<https://aurelienpierre.com/metrologie-precision-vs-exactitude/>>
- [11] BAUDOT, J.Y., *Les indicateurs d'écart*, [en ligne], <<http://www.jybaudot.fr/Stats/indicecart.html>>
- [12] FUTURA TECH, *Réseau neuronal*, [en ligne], <<http://www.futura-sciences.com/tech/definitions/informatique-reseau-neuronal-601/>>
- [13] KORCZAK, J. (2000). *Réseaux neuronaux, Perceptron Multi-Couche*, [en ligne] <[http://icube-avr.unistra.fr/fr/img\\_auth.php/3/35/Neuro\\_chap1.pdf](http://icube-avr.unistra.fr/fr/img_auth.php/3/35/Neuro_chap1.pdf)>
- [14] DAMBRICOURT, F., (2017) *Eléments de conception de Modèles par Apprentissage*, Documents internes PSA
- [15] Wiki Stat, *Réseaux de neurones*, [en ligne], <<https://www.math.univ-toulouse.fr/~besse/Wikistat/pdf/st-m-app-rn.pdf>>

- [16] PETITJEAN, G. *Introduction aux réseaux de neurones*, <[https://www.lrde.epita.fr/~sigoure/cours\\_ReseauxNeurones.pdf](https://www.lrde.epita.fr/~sigoure/cours_ReseauxNeurones.pdf)>
- [17] SEGUIN, J., *Différents types de réseaux neuronaux*, [en ligne] <http://www-igm.univ-mlv.fr/~dr/XPOSE2001/seguin/final/ReseauNeuro.html>
- [18] *Les réseaux de neurones RBF*, [en ligne], <<https://rfia2012.files.wordpress.com/2012/02/les-rc3a9seaux-de-neurone-rbf.pdf>>
- [19] MARTINEZ-MORALES, J.D. et al. (2012). *Modeling of internal combustion engine emissions by Lolimot algorithm*, [en ligne] <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212017312002563>>

## Table des figures

Figure 1.1 : Courbe de vitesse du cycle réglementaire MVEG.....	18
Figure 1.2 : Représentation des limites d'émissions en Diesel.....	19
Figure 1.3 : Mesure des émissions en conduite réelle à l'aide d'un PEMS sur une voiture Peugeot.....	20
Figure 1.4 : Ligne de dépollution h4.....	22
Figure 1.5 : Ligne de dépollution h0'.....	22
Figure 2.1 : Architecture de rang 0 du système SCR.....	29
Figure 2.2 : Architecture de l'unité de contrôle du SCR.....	30
Figure 2.3 : Architecture de la fonction PhyMdl.....	31
Figure 2.4 : Principe de commande du système SCR.....	33
Figure 2.5 : Représentation des concepts de précision et de robustesse.....	34
Figure 2.6 : Schéma de la ligne h4 avec les critères d'évaluation de la précision.....	36
Figure 2.7 : Profils des vitesses des différents cycles pour le moteur DV5R.....	41
Figure 2.8 : Profils des vitesses des différents cycles pour le moteur DW.....	42
Figure 2.9 : Enveloppe des traces DV5R.....	43
Figure 2.10 : Champs moteurs des différentes traces des cycles des moteurs DV5R.....	43
Figure 2.11 : Comparaison entre l'enveloppe de toutes les traces et celle des traces choisies.....	44
Figure 2.12 : Répartition des points pour la totalité des cycles du moteur DW.....	45
Figure 2.13 : Répartition des points pour les traces choisies pour le moteur DW.....	45
Figure 2.14 : Résultat de la précision du modèle 0D.....	45
Figure 3.1 : Transformation de la température du modèle 0D au modèle pseudo 1D.....	47
Figure 3.2 : Transformation de l'efficacité et du ratio du modèle 0D au modèle pseudo 1D.....	48
Figure 3.3 : Schéma des flux du modèle NORIA 0D.....	49
Figure 3.4 : Schéma des flux du modèle Pseudo 1D.....	49
Figure 4.1 : Schéma simplifié d'un réseau de neurones. [12].....	51
Figure 4.2 : Diagramme représentatif du réseau de neurones.....	55
Figure 4.3 : Diagramme Simulink du modèle.....	55
Figure 4.4 : Représentations des deux efficacités pour un cycle WLTC.....	56
Figure 4.5 : Efficacités pour un cycle MVEG après un premier apprentissage du réseau de neurones.....	57
Figure 4.6 : Efficacités pour un cycle MVEG après un deuxième apprentissage du réseau de neurones.....	58
Figure 4.7 : Interprétation du modèle TSK.....	62
Figure 4.8 : Résultat d'apprentissage LoLiMoT sur le cycle MVEG.....	63

## **Table des tableaux**

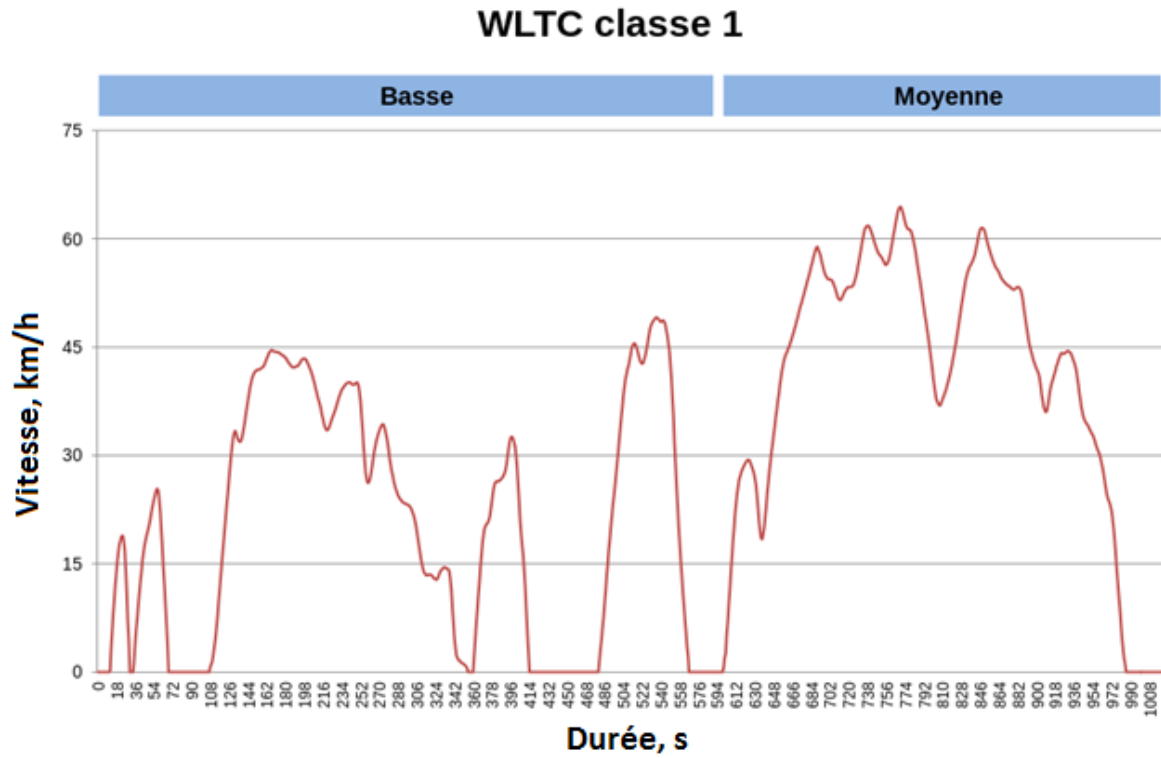
Tableau 1 : Avantages et inconvénients des métaux précieux du wahscoat. ....	23
Tableau 2 : Propriétés des modèles 0D, 1D et 3D.....	26
Tableau 3 : Critères d'évaluation de la précision. ....	35
Tableau 4 : Critères d'évaluation de la robustesse. ....	37
Tableau 5 : Résultats de la routine des calculs de précision.....	38
Tableau 6 : Essais de recherche des calibrations initiales .....	46
Tableau 7 : Matrice des résultats des apprentissages des réseaux de neurones.....	59
Tableau 8 : temps d'apprentissage des réseaux de neurones pour le cycle MVEG .....	60
Tableau 9 : Résultats de l'EQMA pour l'application des réseaux de neurones sur le cycle MVEG.....	61

## **Table des annexes**

Annexe 1 : Profils de vitesse du cycle WLTC pour les différentes classes de véhicules
Annexe 2 : Résultats des travaux sur les traces pour les moteurs DW
Annexe 3 : Schéma de la modélisation pseudo 1D sous Simulink

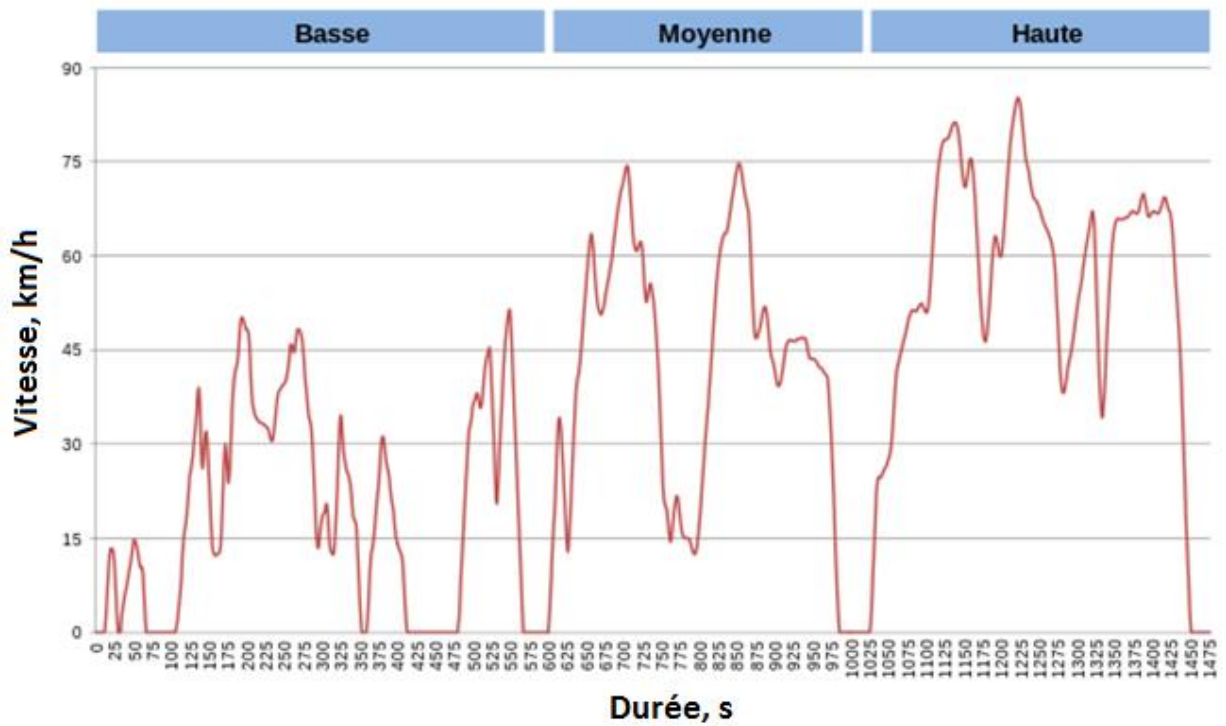
## Annexe 1 : Profils de vitesse du cycle WLTC pour les différentes classes de véhicules

- Classe 1 : véhicules à faible puissance avec puissance massique  $\leq 22$  W/kg



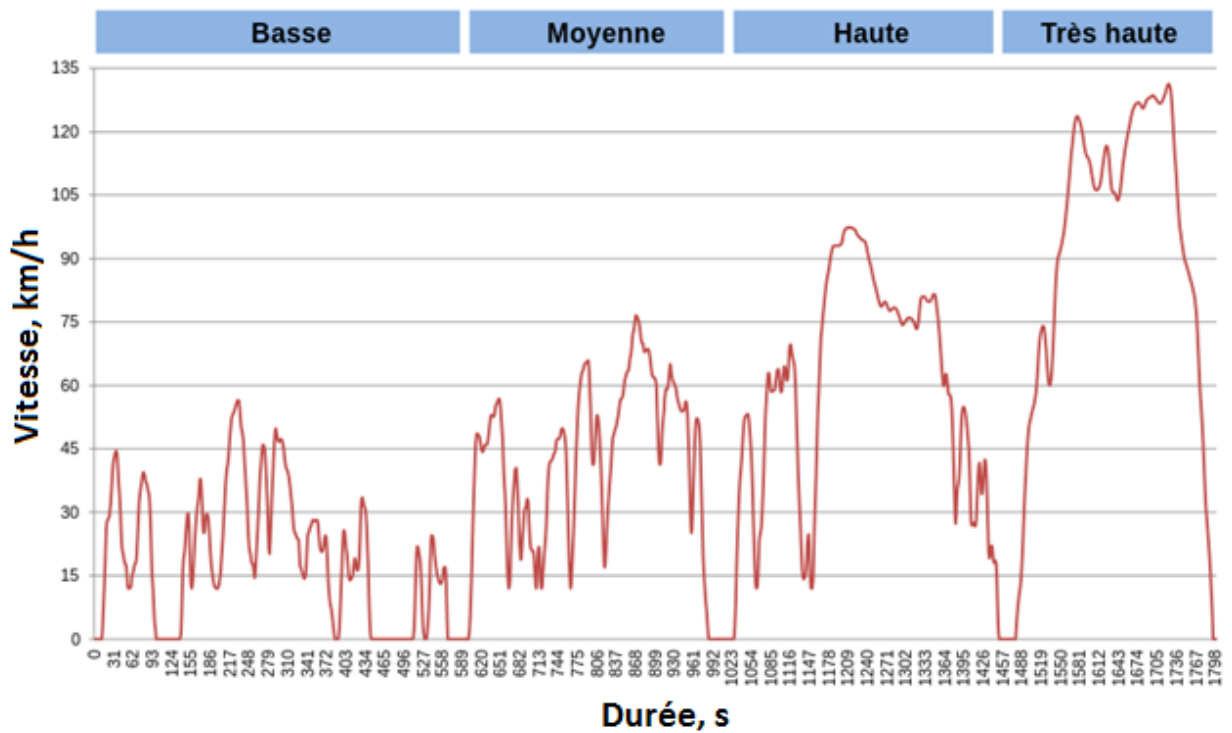
- Classe 2 : véhicules avec  $22$  W/kg < puissance massique  $\leq 34$  W/kg

### WLTC classe 2



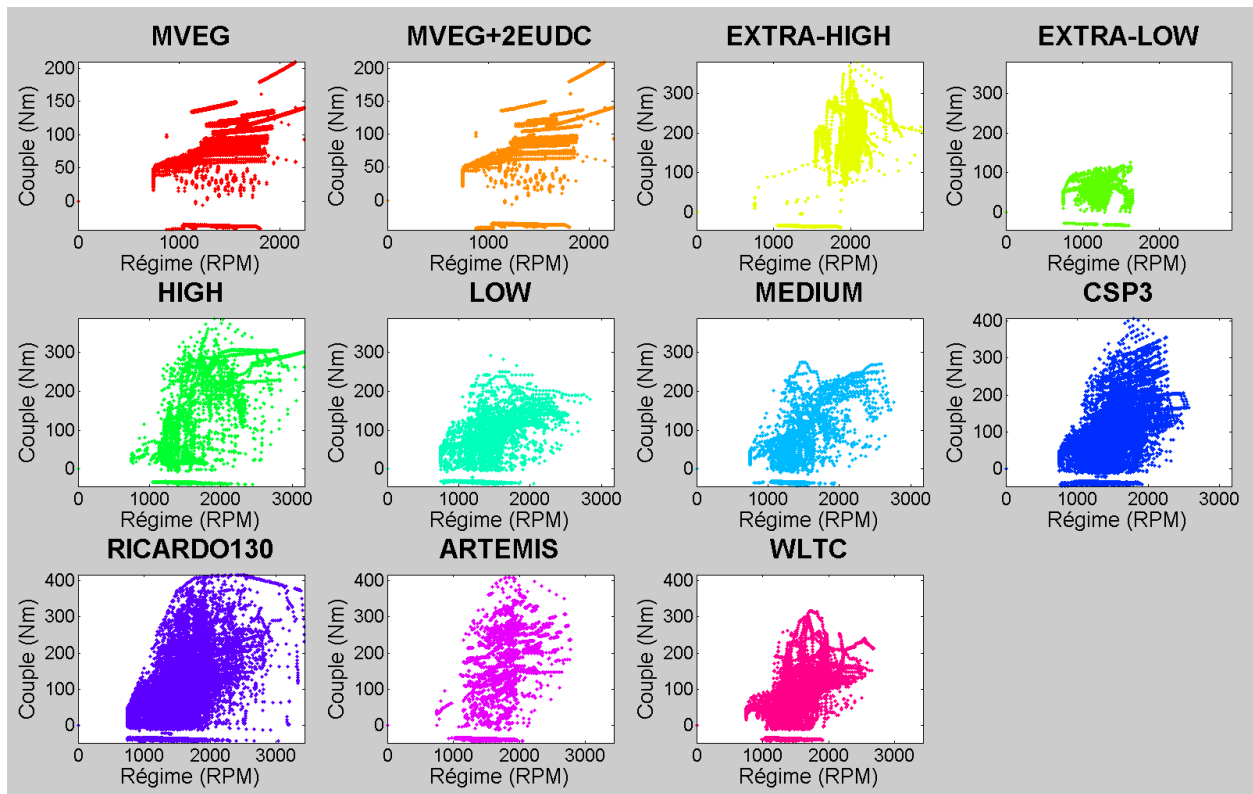
- Classe 3 : véhicules à puissance élevée avec puissance massique  $> 34$  W/kg

### WLTC classe 3

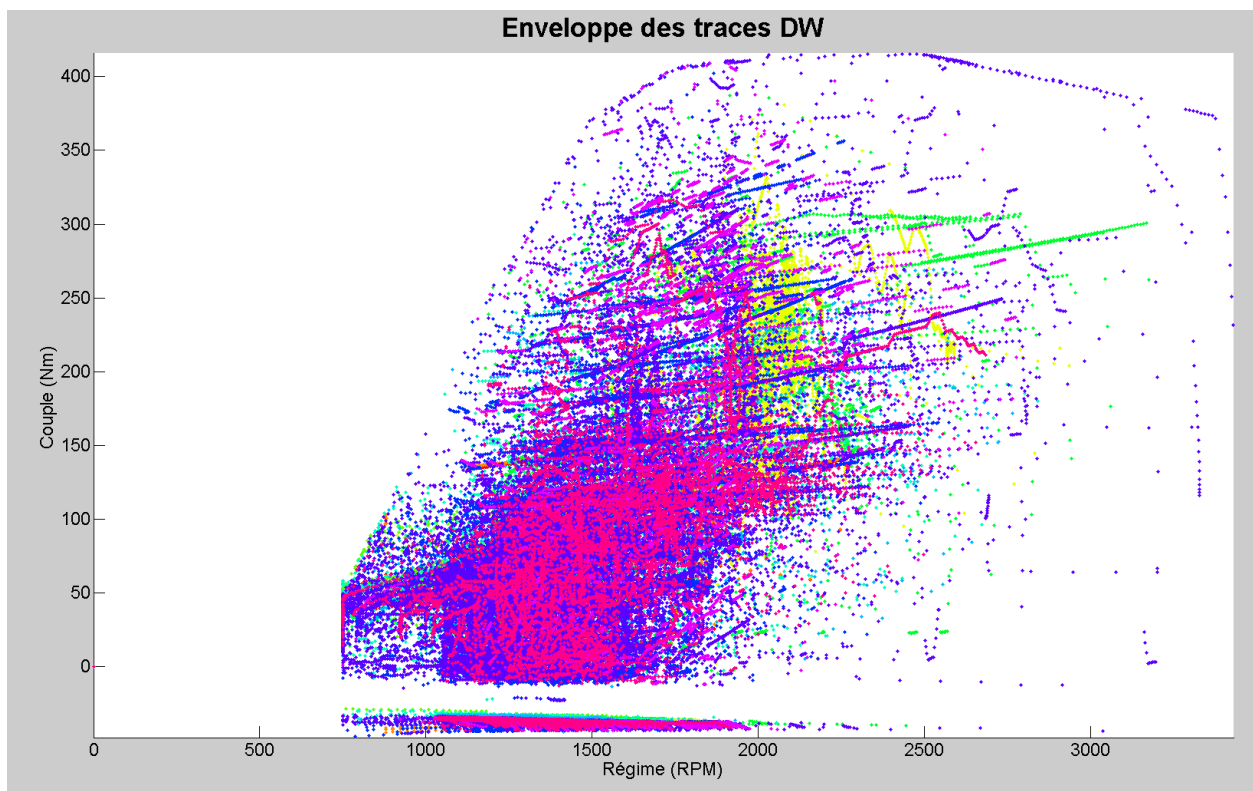


## Annexe 2 : Résultats des travaux sur les traces pour les moteurs DW

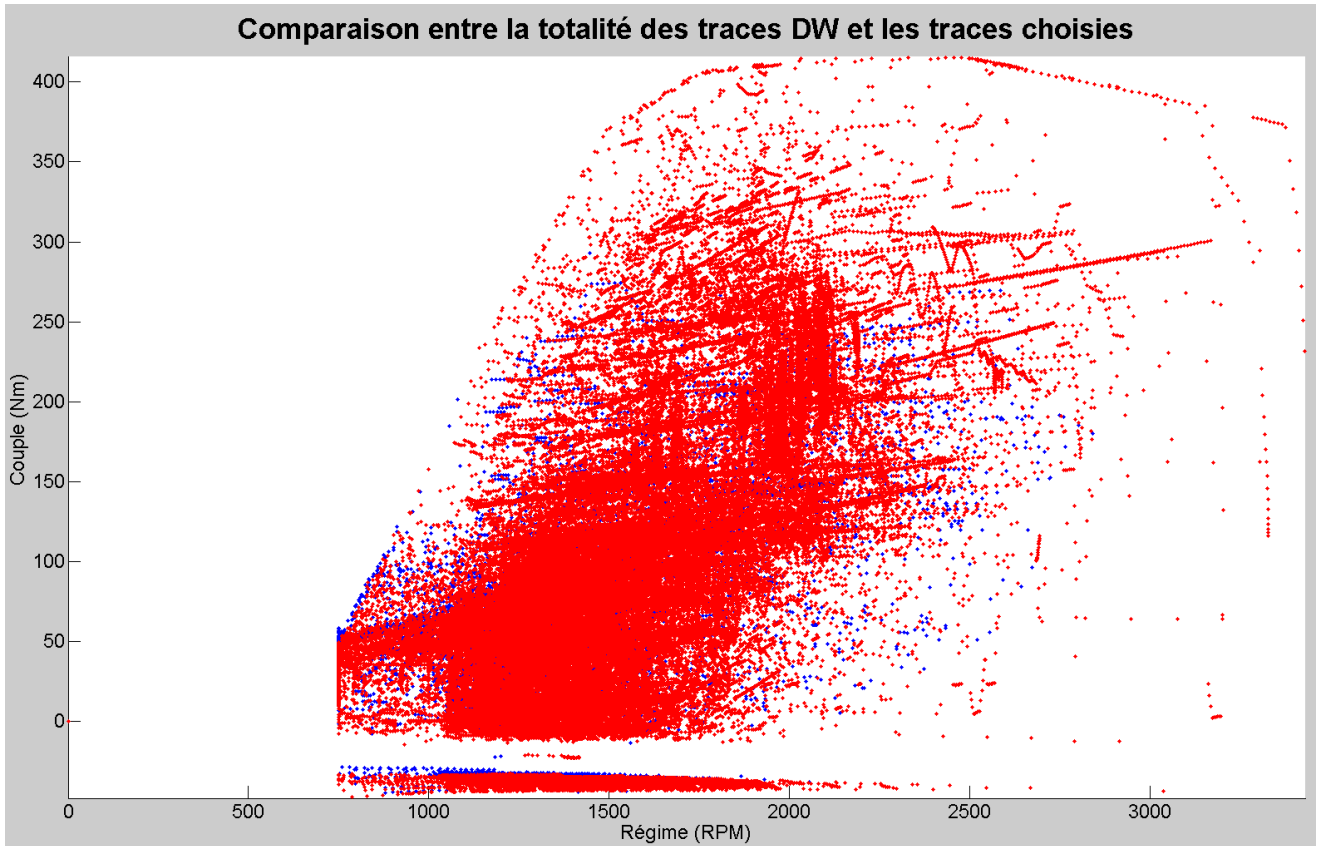
- Enveloppe du champ moteur pour chaque trace



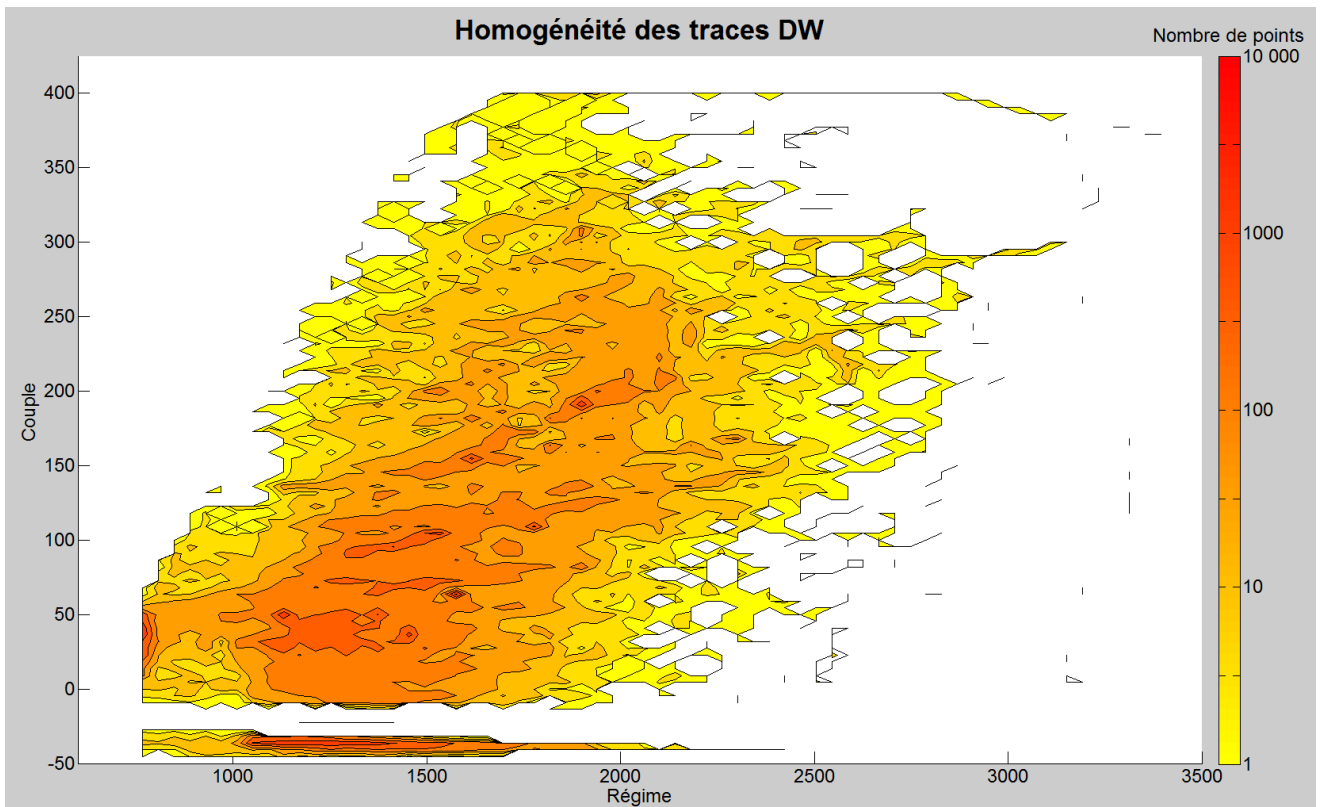
- Enveloppe du champ moteur pour toutes les traces



- Comparaison entre l'enveloppe du champ moteur de toutes les traces et celle des traces choisies : ARTEMIS, WLTC, High, Extra-High, MVEG, CSP3 et RICARDO.

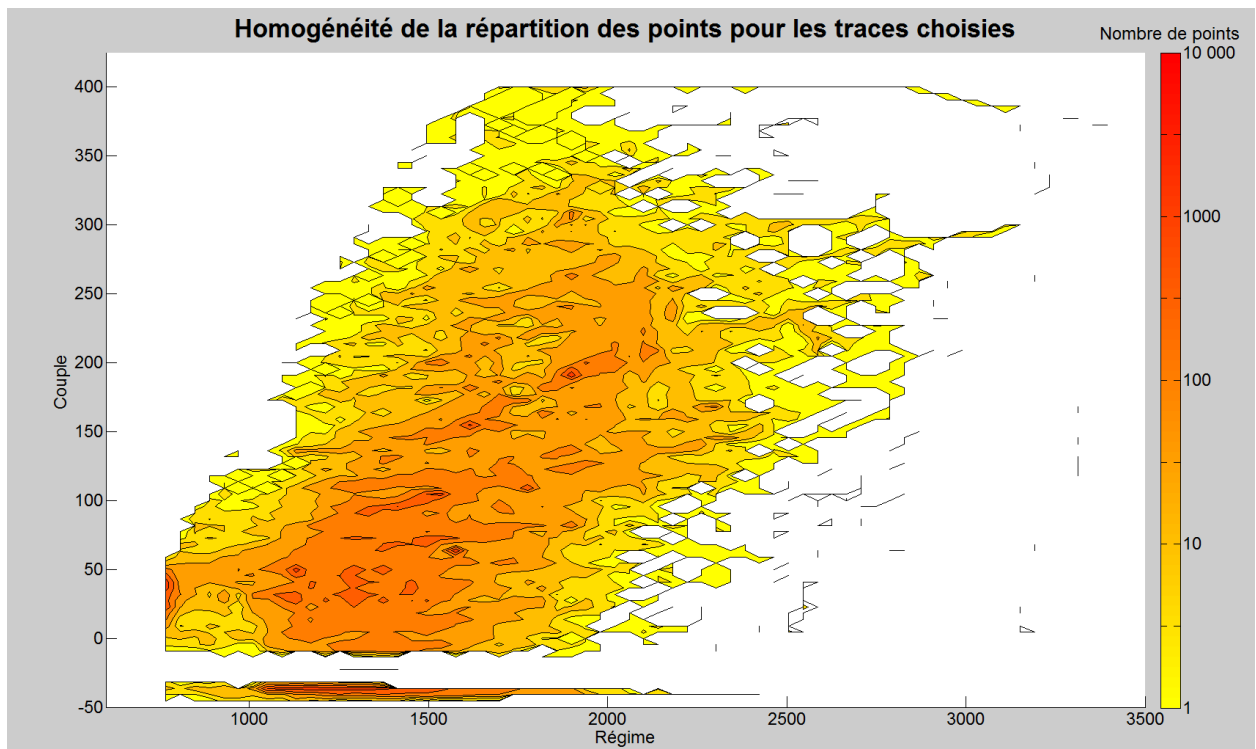


- Homogénéité de toutes les traces pour les moteurs DW





- Homogénéité des traces choisies



**Annexe 3 : Schéma de la modélisation pseudo 1D sous Simulink**

