

Diagnostic embarqué appliqué à un système mécanique ‘moteur diesel’

Embarked diagnosis applied to a mechanical system "diesel engine"

Zine Laabidine Bensafia^{*1}, Rabah Lakel²

¹Laboratoire Mécanique Industrielle (LMI), Département de Génie Mécanique, Université Badji Mokhtar, BP 12, Annaba 23000, Algérie.

²Laboratoire d'Automatique et Signaux d'Annaba (LASA), Département d'Electronique, Université Badji Mokhtar, BP 12, Annaba 23000, Algérie.

Soumis le 05/04/2016

Révisé le 19/09/2016

Accepté le 21/09/2016

ملخص

تنفيذ نظام التشخيص المحمول لمحركات الديزل ضرورة لا مفر منها. من خلال النماذج الواردة في الأدب, نماذج من محرك الديزل الجيل الجديد وكذلك نماذج العيوب التي قد تأثر عليه تم إعدادها. نظام للتشخيص المحمول الذي يعتمد على استخدام تقنية التعرف على الأشكال قد تم إنشائه.

الكلمات المفتاحية: التشخيص المحمول – محركات الديزل – نموذج المعرفة – التعرف على الأشكال - التشخيص القائم على نموذج – التصنيف

Résumé

L'implémentation d'un système de diagnostic embarqué pour les moteurs diesel est une nécessité incontournable. À partir des modèles décrits dans la littérature, les modèles du moteur diesel dernière génération ainsi que les défauts pouvant l'affecter ont été établis. Un système de diagnostic embarqué basé sur l'utilisation des techniques de reconnaissance de formes floues à été développé.

Mots Clés: diagnostic embarqué – moteur diesel – modèle de connaissance – reconnaissance de formes floue - diagnostic à base de modèle - classification.

Abstract

The implementation of OBD (on-board diagnostic) systems for diesel engines has become an unavoidable necessity. From the models described in the literature, the latest generation diesel engine models as well as defects affecting it were established. A board diagnostic system based on the use of fuzzy pattern recognition techniques was developed.

Key words: board diagnostics - diesel engine - knowledge model - fuzzy Pattern recognition - diagnosis with model - Classification.

*Auteur Correspondant binou23@yahoo.fr

1. INTRODUCTION

Les moteurs Diesel modernes sont de plus en plus complexes et la sécurité préventive dans de tels systèmes continue à intéresser les constructeurs. Il s'agit d'un enjeu majeur dont l'objectif est l'augmentation de la sécurité et la diminution de la pollution, afin de prévoir la moindre défaillance d'une part et de répondre aux exigences des normes environnementales d'autre part.

La surveillance et le diagnostic dans les moteurs diesel sont devenus des tâches importantes. Elles imposent des systèmes embarqués et visent le diagnostic en temps réel à bord du véhicule afin de prévenir toute défaillance dans le système et éventuellement l'identifier et la localiser [1].

De nos jours, tout moteur diesel est commandé par un/ou plusieurs calculateurs traitant les informations collectées par des capteurs (pression, vitesse, température...etc.) et commandant les actionneurs (pompe, électrovanne ...etc.).

Ces moteurs intègrent des systèmes de diagnostic afin de répondre aux exigences des clients en matière de sécurité, de confort et de consommation et ceci même en présence des défauts.

L'exploitation du système de diagnostic embarqué permet en temps réel d'adopter le meilleur comportement en présence des défauts et en temps différé (off line) de développer une stratégie de maintenance préventive.

Sous l'hypothèse d'un couple de freinage constant qui ne représente que la résistance exercée par les parties en rotation du moteur à vide, un ensemble de modèles de fonctionnement avec et sans défauts est proposé [2]. Les défauts pouvant apparaître sont : défauts d'injection, défaut de fuite d'admission, défaut de soupape d'admission et défaut de compression.

A partir des données générées par l'ensemble de modèles associées à une base de connaissance relative au moteur, un système de diagnostic complet basé sur les techniques de reconnaissance des formes floue est proposé, permettant de détecter et de localiser les défauts [3].

2. MODÉLISATION DU MOTEUR

Dans notre travail, nous présentons un ensemble de modèles du moteur diesel avec et

sans défaut à partir de la synthèse des modèles simplifiés présentés notamment dans les travaux [2,3]. Cet ensemble comprend : le modèle de l'injection et de la compression avec et sans défaut, le modèle d'admission avec et sans défaut, le modèle du bloc moteur sans défaut et le modèle des émissions polluantes. Sachant que le système est complexe, les défauts d'admission, de compression et d'injection influent sur le fonctionnement du moteur et sur les émissions polluantes.

L'objectif de la construction de ce modèle est de le rendre le plus simple possible en gardant son aptitude à représenter fidèlement le comportement d'un moteur diesel à vide. Ce modèle n'inclut donc pas les technologies de suralimentation à géométrie variable et de recirculation des gaz.

2.1 Modèle d'injection

Le modèle d'injection consiste à prédire le débit de carburant injecté en fonction de

l'accélération x_p et de la vitesse de rotation

ω du moteur. Il intègre une régulation du rapport ($\Delta m_f / \omega$).

Le modèle est représenté par les deux équations suivantes :

$$m_f = i_0 + \Delta m_f$$

$$\Delta m_f = \omega (i_1 + i_2 \times x_p + i_3 \times x_p^2 + i_4 \times \omega)$$

Où : i_0 est le débit minimal d'injection (régime de ralenti de moteur).

Δm_f modélise la variation de débit de carburant autour d' i_0, i_1, i_2, i_3 et i_4 .

Lorsque le conducteur accélère, il impose une valeur d'équilibre au rapport $\Delta m_f / \omega$

Pour une position x_p constante le débit de carburant ainsi que la vitesse augmentent tant que le rapport n'atteint pas sa valeur de consigne.

2.1.1 Le modèle de défaut d'injection

Ce défaut traduit une diminution de l'efficacité des injecteurs (injecteurs grippés ou encrassés), qui provoque une baisse de puissance de ces derniers, le débit du carburant injecté sera donc plus faible que prévu.

L'équation de ce modèle est la suivante :

$$m_{fd} = (1 - k) \times m_f$$

2.2 Le modèle d'admission

Le modèle d'admission dépend du débit de sortie du compresseur et des débits d'air aspiré par les cylindres. Les équations du modèle sont :

$$\frac{dp_a}{dt} = \frac{rT_a}{V_a} (m_c - m_{cyl})$$

$$m_c = C_m \times \omega$$

Dans notre étude on suppose que la température d'admission T_a est constante.

2.2.1 Modèle d'admission avec défaut de fuite dans le collecteur d'admission

La fuite est modélisée par un trou rond de diamètre d au niveau de l'admission, l'équation (3) devient :

$$\frac{dP_{ad}}{dt} = \frac{rT_a}{V_a} (m_c - m_{cyl} - m_{fuite})$$

m_{fuite} (Débit de fuite) est donnée par la relation d'écoulement de Saint-Venant [3]:

$$m_{fuite} = \left(\pi \frac{d}{2} \right)^2 \frac{P_a}{\sqrt{rT_a}} \sqrt{\frac{2C_p}{r}} \sqrt{1 - \left(\frac{P_{atm}}{P_a} \right)^{\frac{\gamma-1}{\gamma}}}$$

2.2.2 Modèle d'admission avec défaut des soupapes d'admissions

Ce défaut apparait lorsqu'il y a une diminution de l'efficacité des soupapes d'admission d'ordre $k = 20\%$ (une accumulation d'impureté peut gêner l'ouverture d'une soupape). Le débit d'air sortant de l'admission va être plus faible que le débit entrant. On le modélise par l'équation suivante :

$$m_{cyl} = (1 - k) \times m_{cyl}$$

La pression devient :

$$\frac{dP_{ad}}{dt} = \frac{rT_a}{V_a} (m_c - m_{cyl} + km_{cyl})$$

2.2.3 Modèle d'admission avec défaut de compression

En fonctionnement, les ailettes du turbo compresseur peuvent s'encrasser jusqu'à casser, le compresseur perd donc de son efficacité. Le débit de sortie du compresseur va donc chuter, l'équation de ce modèle est comme suit [2] :

©UBMA - 2016

$$m_{cd} = (1 - k) \times m_c$$

L'équation (3) devient :

$$\frac{dP_{ad}}{dt} = \frac{rT_a}{V_a} ((1 - k)m_c - m_{cyl})$$

2.3 Le modèle du bloc moteur (solidi mouvement)

Le modèle du bloc moteur doit prendre en considération les solides en mouvement, la puissance fournie et les puissances résistantes [4]. L'équation de conservation d'énergie qui exprime le régime moteur en fonction de la puissance indiquée et la puissance résistante, cette équation nous donne :

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{1}{J\omega} \left(P_i - P_b - \frac{1}{2} \frac{\omega^3}{J} \Delta \right)$$

Où : P_b est la puissance résistante (4)

$$P_b = C_r \times \omega$$

P_i : est la puissance indiquée fournie par le moteur

$$P_i = p_{ci} \times \eta_i \times m_f$$

Avec m_f est le débit de carburant, η_i étant le rendement du moteur (5)

$$\eta_i = a_\lambda + b_\lambda \times \lambda + c_\lambda \times \lambda^2$$

λ Présente le rapport entre le débit d'air aspiré par les cylindres et le débit du carburant.

$$\lambda = \frac{m_{cyl}}{m_f}$$

$$m_{cyl} = \frac{P_a \times \omega}{T_a} \times \frac{V_{cy} \times (\alpha_0 + \alpha_1 \times \omega + \alpha_2 \times \omega^2)}{4\pi}$$

2.4 Le modèle des émissions polluantes

Le taux de fumée noir dans les gaz d'échappement O_p est exprimé en fonction du régime moteur, du débit de carburant et du débit d'air entrant dans les cylindres. L'équation de ce modèle est la suivante :

$$O_p = o_1 \times \omega \left(\frac{m_{cyl}}{m_f} \right)^{-o_2}$$

3. DIAGNOSTIC

Afin de pouvoir détecter et isoler les différents défauts, nous mettons en œuvre une méthodologie de diagnostic du moteur diesel

moderne basé sur la reconnaissance des formes floue. Cette méthodologie repose sur deux étapes ; la première est la classification des données de simulation (apprentissage hors ligne), la seconde étape est la reconnaissance en ligne (temps réel) du mode de fonctionnement du moteur diesel (apprentissage en ligne).

3.1 Reconnaissance de forme

Cette partie est consacrée à la conception d'un système de diagnostic basé sur la

reconnaissance des formes floue qui répond en temps réel aux problèmes d'identification de l'état actuel, de la prédiction d'une évolution vers un mode de défaillance [5,6].

Le diagnostic par reconnaissance de forme est posé formellement comme suit : Définition de l'espace de représentation, structuration de l'espace de représentation et la construction d'une règle de décision [7].

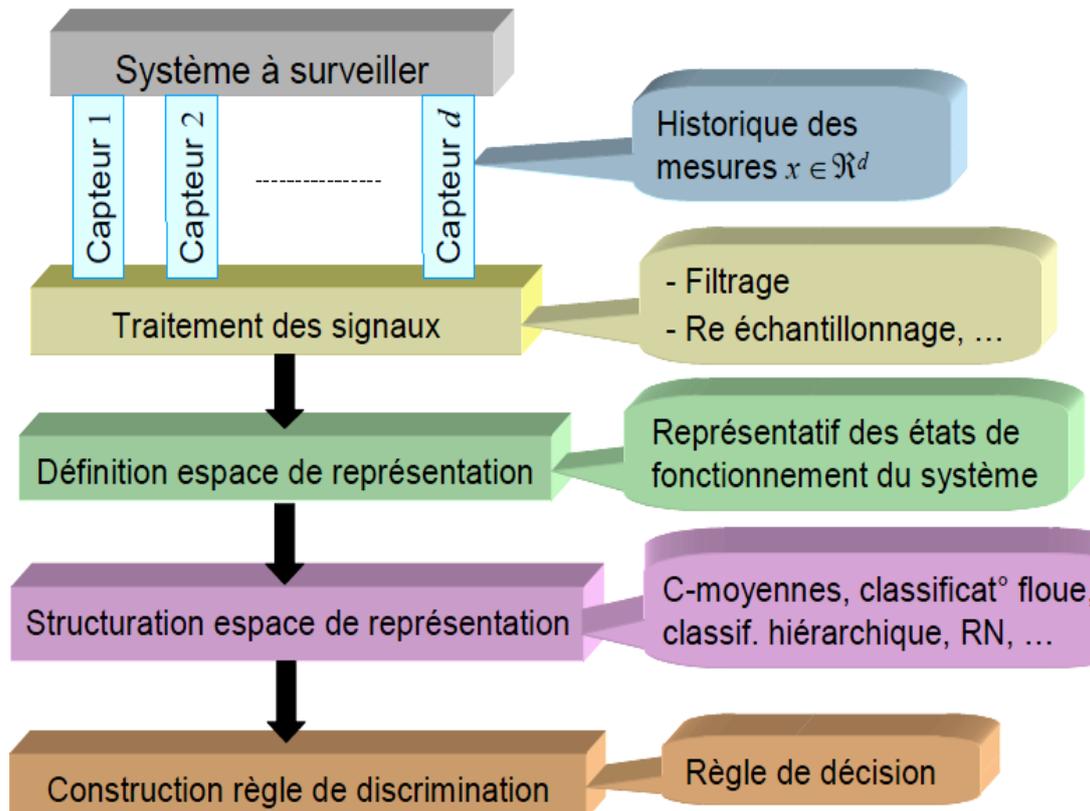


Figure 1. Diagnostic d'un système approche reconnaissance de forme [7].

3.1.1 Définition de l'espace de représentation

Cette étape consiste à construire le vecteur forme, c.à.d. sélectionner les d paramètres à extraire à partir des signaux recueillis. Le but est de réduire la quantité de données en retenant que les variables les plus importantes et filtrer les informations redondantes. Cela fait réduire le temps de classification pour les nouveaux observateurs.

3.1.2 Structuration de l'espace de représentation

La structuration de l'espace de représentation consiste dans l'organisation des données en

classes représentatives des modes de fonctionnement du système. La classification peut être effectuée en deux modes, un mode supervisé (les classes d'appartenance des données sont connues), le second mode est le non supervisé (on ne dispose d'aucune information sur la structuration des données en classes). Nous nous plaçons dans le cas d'un apprentissage non supervisé car on ne connaît pas les modes réels de fonctionnement des observations. Ces méthodes de coalescences sont généralement intégrées dans des architectures plus complexes [7]

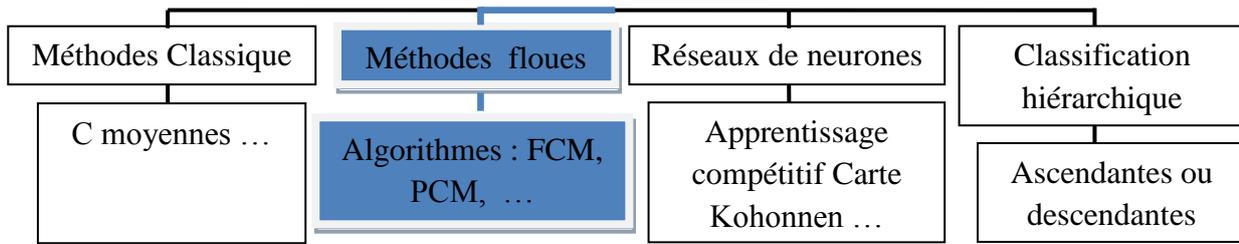


Figure 2. Différentes méthodes de coalescence [7]

Algorithme FCM (Fuzzy C-Means)

C moyennes floues (FCM) est un algorithme de classification non supervisée floue. Il effectue une optimisation itérative en évaluant de façon approximative les minimums d'une fonction d'erreur. Les FCM sont un cas particulier d'algorithmes basés sur la minimisation d'un critère ou d'une fonction objectif [8, 9, 10].

Soit l'ensemble d'apprentissage $X_a = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ défini dans \mathfrak{R}^d que l'on souhaite partitionner en M classe. Soit $V = \{V_1, V_2, \dots, V_M\}$ qui représente c-uplet de prototype. L'objectif de l'algorithme est de minimiser la fonction objective J_m associée aux c -moyennes floues, J_m est définie par :

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N (u_{ik})^m \|X_i - V_k\|_A^2 \tag{10}$$

Pour tout $k(1 \leq k \leq M)$, V_k est un vecteur à d composantes qui représente le prototype de la $k^{ème}$ (Centre classe de la classe k), $m > 1$ est l'indice flou.

On peut aussi écrire

$$\|X_i - V_k\|_A^2 = (X_i - V_k)^t A (X_i - V_k) \tag{11}$$

C'est la norme de distance entre l'observation X_i et le centre V_k au sens de la métrique induite par la matrice symétrique définie positive A . La mise à jour itérative des prototypes et des degrés d'appartenance est donnée par les deux équations suivantes :

$$V_k = \frac{\sum_{i=1}^N u_{i,k}^m X_i}{\sum_{i=1}^N u_{i,k}^m} \tag{12}$$

$$u_{i,k} = \left[\sum_{l=1}^M \left(\frac{\|X_i - V_k\|_A}{\|X_i - V_l\|_A} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \tag{13}$$

Algorithme PCM (Possibilistic C-Means)

Selon [10-14], on a proposé une approche possibiliste de l'algorithme (c -moyenne). Cette approche est censée conduire à une meilleure performance. Son principe est de rendre compte de la typicité d'un vecteur quelconque par rapport à chacune des classes possibles. La méthode est basée sur la minimisation du critère suivant :

$$J_m^{PCM}(U, V) = \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N u_{i,k}^m \|X_i - V_k\|_A^2 + \sum_{k=1}^M w_k \sum_{i=1}^N (1 - u_{i,k})^m \tag{14}$$

Le second terme ajouté, par rapport à l'équation (10), vise à maximiser les degrés d'appartenance pour qu'ils ne soient pas tous nuls. w_k Définit à quelle distance du centroïde une donnée aura un degré d'appartenance de $1/2$. Les prototypes sont calculés de la même façon que FCM, les degrés d'appartenance sont calculés différemment par l'introduction du paramètre w_k :

$$u_{i,k} = \frac{1}{\sum_{l=1}^M \left(1 + \frac{\|X_i - V_k\|_A^2}{w_k} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \tag{15}$$

La confusion des centres est l'inconvénient de cet algorithme.

Algorithme MPCM

Pour éliminer le problème de confusion des centres, les MPCM limitent la contribution des

points les plus éloignés d'un centre donné dans le calcul des coordonnées du centre via la modification de la formule des degrés d'appartenance :

$$u_{i,k} = \frac{1}{\sum_{i=1}^M \left(1 + \frac{\|X_i - V_k\|_A^2}{w_k} \right)^{\frac{m}{m-1}}} \quad (16)$$

Cet algorithme présente l'avantage de sauvegarder les apports espérés de l'approche possibiliste, tout en éliminant l'inconvénient de confusion des centres.

3.1.3 Construction d'une règle de décision

Le but dans cette étape est de définir à quelle classe affecter une nouvelle observation X recueillie à un instant donné sur le système. Le problème peut survenir si cette observation n'appartient à aucune de nos classes. Ceci

regroupe deux cas : soit la nouvelle observation n'est affectée à aucune classe, on procède alors à un rejet en distance ; soit la nouvelle observation est entre deux classes entraînant une ambiguïté qui risque de déboucher sur une erreur de classification, on procède alors à un rejet en ambiguïté. La règle de décision peut être construite en utilisant une approche statistique ou une approche analytique. Le but est de classifier des nouvelles observations pour déterminer les modes de fonctionnement du système.

4. RESULTATS ET DISCUSSIONS

La simulation dure 100s, les figures 3, 4 et 5 présentent respectivement l'évolution de la vitesse de rotation sans défaut et lors de l'apparition des défauts, l'évolution de la pression d'admission sans défaut et en présence des défauts et l'évolution des émissions polluantes sans défaut et avec défauts.

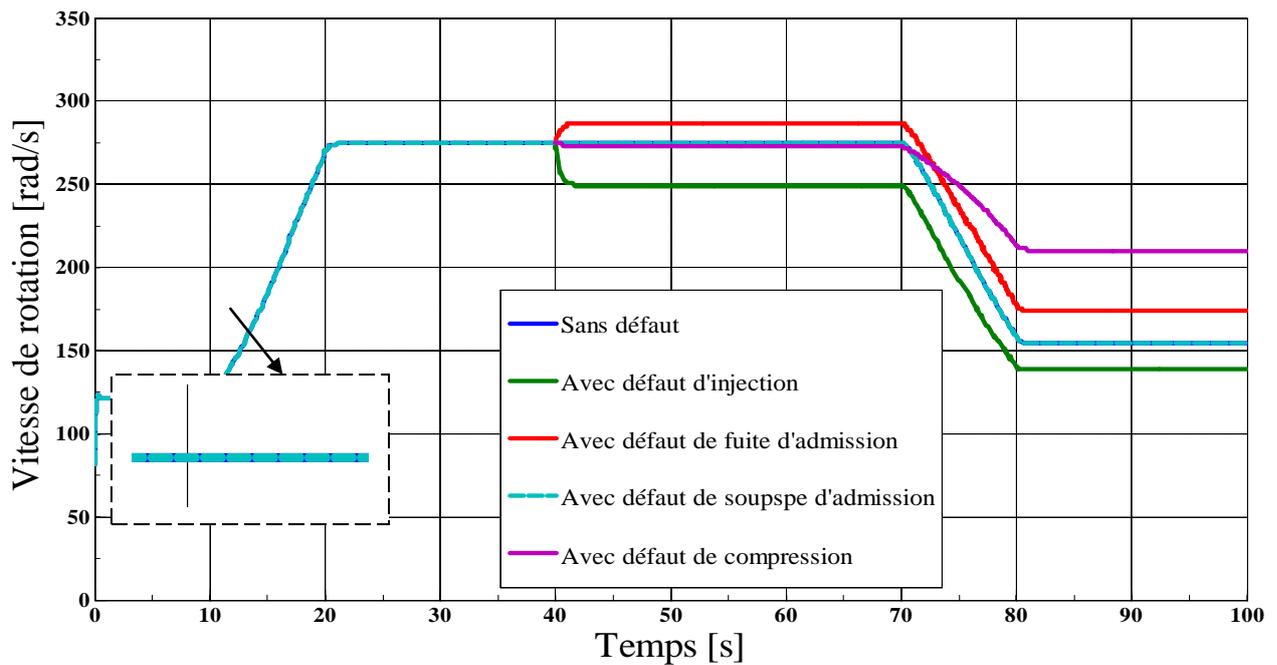


Figure 3. Influence des défauts sur la vitesse de rotation

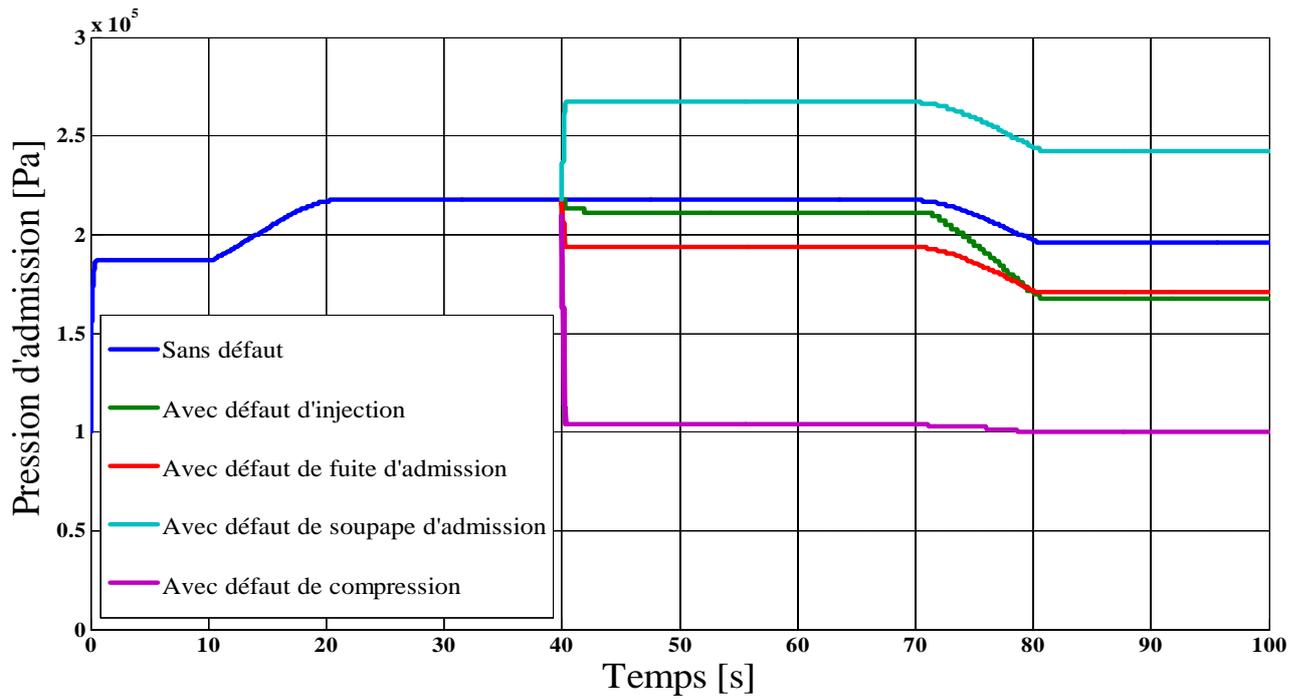


Figure 4. Influence des défauts sur la pression d'admission

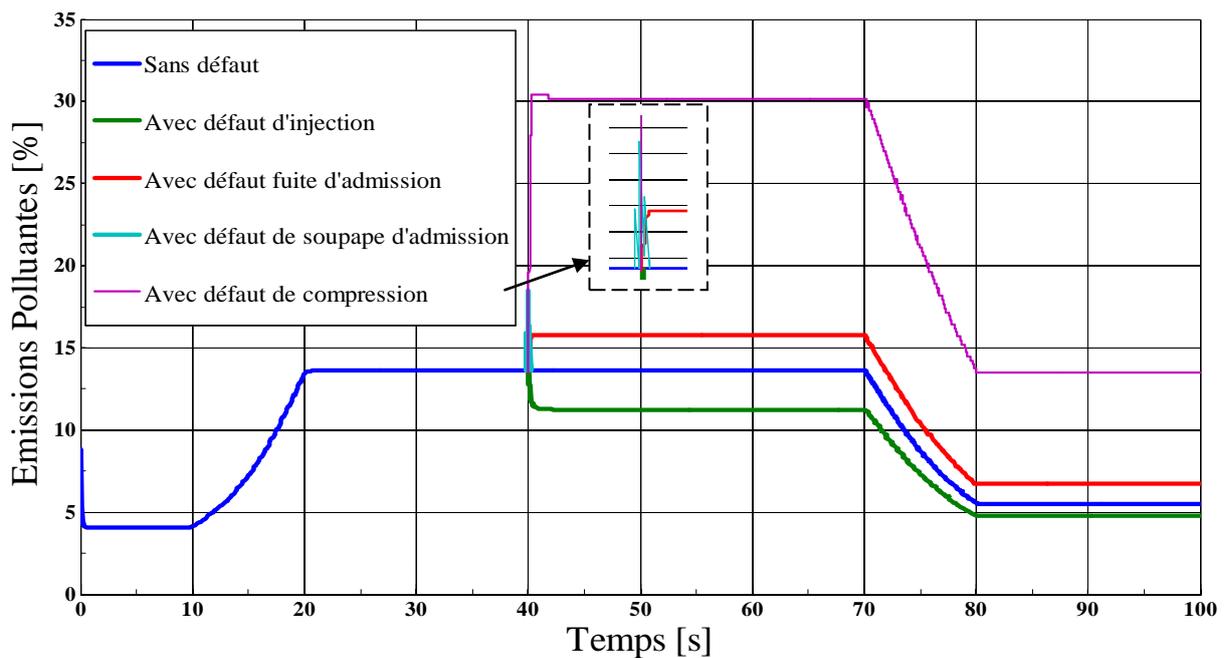


Figure 5. Influence des défauts sur les émissions Polluantes

La baisse de puissance et d'efficacité des injecteurs cause une diminution du carburant injecté, par rapport au débit nominal, le débit devient plus faible, cette baisse de quantité de carburant injecté fait que la vitesse de rotation (Fig.3) va diminuer ainsi que le débit d'air admis et le débit de compression lors de l'apparition de défaut (t=40s). Les émissions polluantes (Fig. 5) sont plus faibles que prévu. La pression d'admission diminue avec une très

faible variation (Fig. 4) car les débits d'air aspirés par les cylindres et le débit à la sortie du compresseur restent dans le même ordre de grandeur.

La fuite d'admission agit directement sur les débits d'air aspirés par les cylindres, donc lors de l'apparition de défaut, la pression d'admission va chuter (Fig. 4). Le débit du carburant augmente ce qui entraîne une augmentation de la vitesse de rotation (Cf.

Annexe1). Le mélange air carburant est donc déséquilibré, à cet effet les émissions des gaz sortants vont augmenter (Fig. 5) courbe en rouge.

La diminution de l'efficacité des soupapes d'admission d'ordre $k = 20\%$, entraîne une diminution d'air aspiré par les cylindres (équation 6). A cet effet, la pression d'admission va augmenter (équation 6.1) et le débit d'air aspiré revient à sa valeur nominale. La vitesse de rotation (Fig.3) ne varie pas et on observe un pic d'émissions des gaz polluants lorsque le défaut apparaît.

Un défaut de compression entraîne une chute de pression d'admission (équation 7.1), et cette chute de pression (équation 7) fait varier la vitesse de rotation (Fig.3), et la variation de vitesse va causer une augmentation des émissions polluantes (Fig.5).

Les résultats du programme de classification, illustrés graphiquement via les figures 6, 8 et 10, font ressortir cinq classes représentant l'ensemble des observations.

Les figures 7, 9 et 11 illustrent les modes de fonctionnement du moteur (mode sain et modes avec défauts).

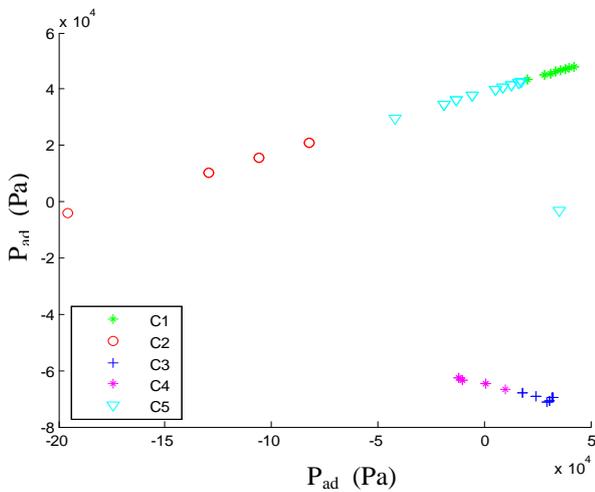


Figure 6. Classification des données de Pression

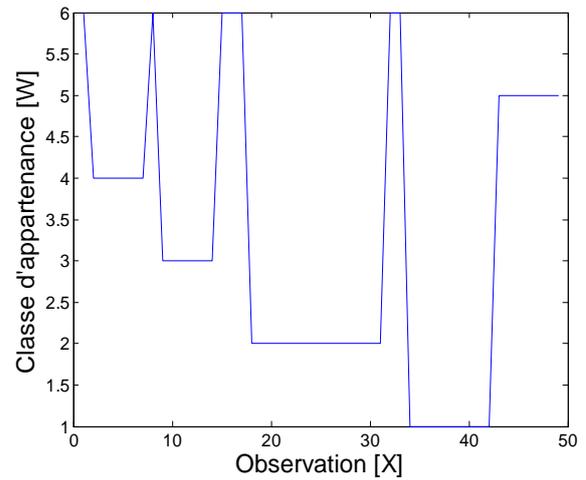


Figure 7. Modes de fonctionnement du moteur

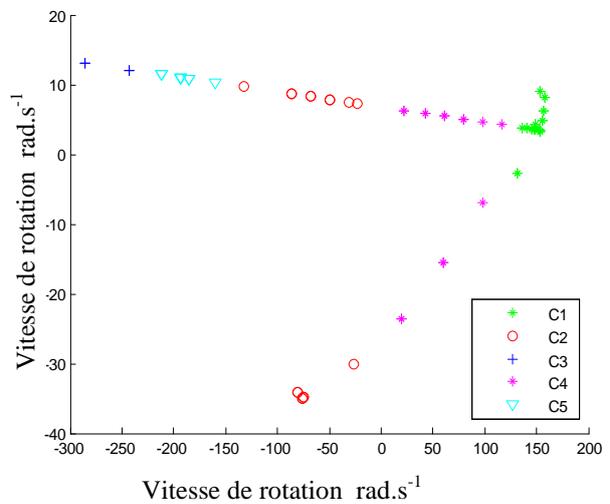


Figure 8. Classification de vitesse de rotation

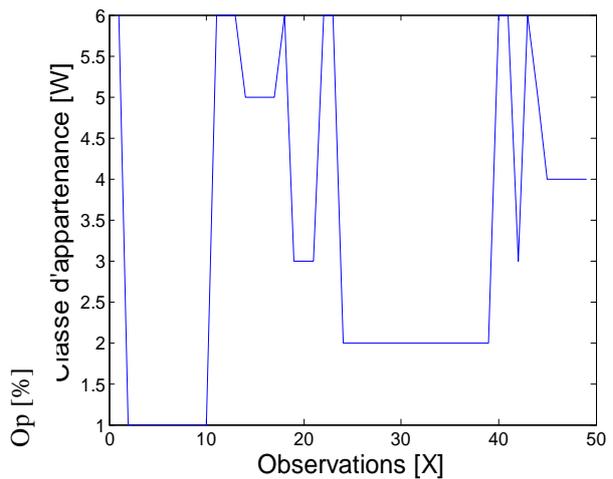


Figure 9. Modes de fonctionnement du moteur

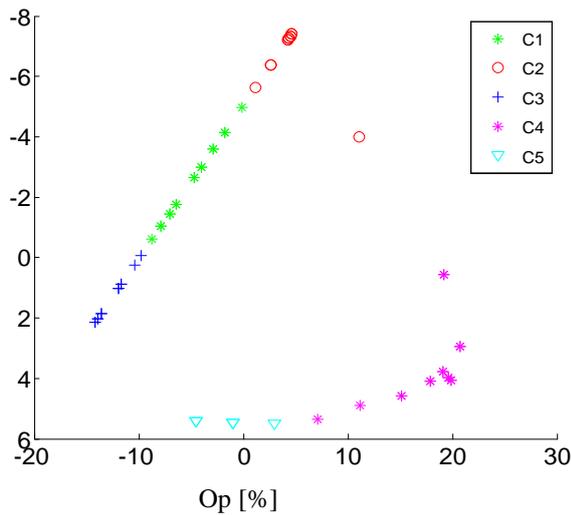


Figure 10. Classification des émissions polluantes

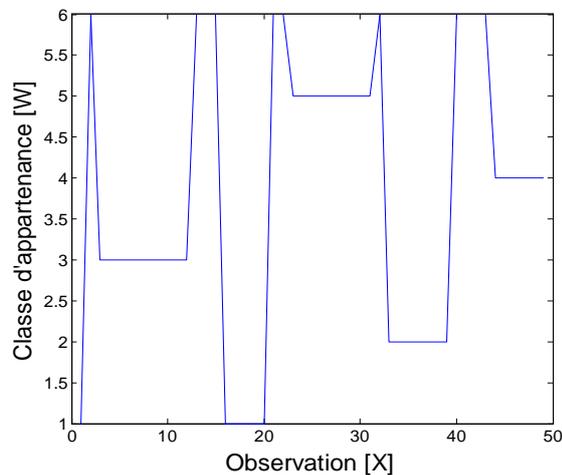


Figure 11. Modes de fonctionnement du moteur

Selon les résultats de classification, nous constatons l'existence de cinq modes de fonctionnement correspondant aux cinq classes révélées.

La classe C1, appelé mode sain, est décrite par des observations se trouvant dans des intervalles de mesure correspondant aux conditions nominales de fonctionnement.

La classe C2, défaut d'injection, est décrite par une diminution de l'ensemble des mesures des paramètres qui décrivent le système.

La classe C3, défaut de soupape d'admission, est décrite par une conservation des mesures des paramètres de la vitesse de rotation, une augmentation de la pression d'admission accompagnée d'un pic des émissions de gaz polluants.

La classe C4, défaut fuite d'admission, est décrite par une augmentation des mesures des paramètres de la vitesse de rotation et des émissions polluantes avec une diminution des mesures de la pression d'admission.

La classe C5, défaut de compression, est décrite par une diminution de la pression d'admission et une augmentation des émissions polluantes. La vitesse de rotation est variable, elle dépend de la position de l'accélérateur.

5. CONCLUSION

Dans cet article, nous avons établis une synthèse des modèles décrits dans la littérature afin de construire un modèle d'un moteur diesel dernière génération, qui est un modèle de connaissance. Il est difficile d'obtenir des paramètres depuis la littérature car les travaux sur le moteur diesel sont réalisés sous contrat.

La comparaison des résultats de simulation du moteur diesel sous MATLAB/SIMULINK des modèles (avec et sans défauts), nous permet de détecter le défaut sans nous donner d'information sur sa localisation.

Les résultats issus de la simulation sous MATLAB/SIMULINK sont utilisés pour mettre en œuvre un système de diagnostic basé sur l'utilisation de la reconnaissance des formes floues pour nous permettre de détecter et d'isoler les défauts. Le programme développé sous MATLAB a été appliqué avec succès, il nous a permis de déterminer les différents modes de fonctionnement du moteur qui sont au nombre de cinq (fonctionnement normale, fonctionnement en présence d'un défaut d'injection, fonctionnement en présence d'un défaut de soupape d'admission, fonctionnement en présence d'un défaut de fuite d'admission et fonctionnement en présence d'un défaut de compression).

La reconnaissance en ligne via cette méthode nous permet la surveillance en temps réel des modes de fonctionnement du moteur diesel.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

[1] Sabeh Z., 2006. Diagnostic à base de modèle : application à un moteur diesel suralimenté à injection directe. Thèse de doctorat. Université de Rouen, France. 2p.
 [2] Noura H., Peysson F et Younes R., 2006. Diagnostic de défauts sur un moteur diesel, Conférence internationale francophone d'automatique CIFA 2006, Bordeaux, France, 1-3.

[3] Peysson F., 2005. Diagnostic et tolérance aux fautes des moteurs diesels. Stage de recherche. Laboratoire des sciences de l'information et des systèmes, France, 24-33.

[4] Younes R., Ouladsine M., Noura H., 2006. Optimisation du débit d'air dans le diesel suralimenté, Conférence internationale francophone d'automatique 2006, Bordeaux, France, 2p.

[5] Bensaadi R., Mouss H., 2005. Diagnostic de défaillances par reconnaissance de formes, 3rd International Conference Sciences of Electronic, technologies of information and telecommunications SETIT 2005, Tunisia.

[6] Bensaadi R., Mouss H., Mouss D., 2007. Une méthode à base de la reconnaissance de formes floue pour le diagnostic des procédés industriels, Conférence internationale : conception et production intégrées CPI'2007, Rabat, Maroc.

[7] Handis M., 2012. Modélisation des défaillances et leur diagnostic par les méthodes de reconnaissance des formes floue. Mémoire de magister. Université Badji Mokhtar, Annaba, Algérie, 27-35.

[8] Khodja L., 1997. Contribution à la classification floue non supervisée, Thèse de doctorat en physique expérimentale et instrumentation. Université de Savoie Mon Blanc, France, 41-47.

[9] Yang M.S & Wu K.L., 2002. A possibilistic type of alternative fuzzy c-means, Proceedings of the 2002 IEEE International Conference, Honolulu, Hawaii, 1456-1459.

[10] Treerattanapitak K., Jaruskulchai C., 2013. Possibilistic Exponential Fuzzy Clustering. *Journal of Computer Science and Technology*, Volume 28 (2), 311-321.

[11] ASSAS O., 2013. Classification floue des images, thèse de doctorat en sciences électronique. Université de Batna, Algérie, 20-24.

[12] Krishnapuram R & Keller J., 1993. A possibilistic Approach to Clustering, *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol.1(2), 98-110.

[13] Ojeda-Magafia B., Ruelas R., Corona-Nakamura M.A & Andina D., 2006. An improvement to the possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm, World Automation Congress WAC'06, IEEE, Budapest, Hungary, 1-8.

[14] Rajesh N. Davé., 1991. Characterization and detection of noise in clustering, *Pattern Recognition Letters*, Elsevier, Vol.12 (11), 657-664.

ANNEXES

Annexe 1: Influence de la chute de pression sur la vitesse de rotation

Après une chute de la pression l'équation (8.5)

$$\text{devient : } m_{cyl d} = \frac{(P_a - \Delta) \times \omega_d}{T_a} \times \frac{V_{cy} \times (\alpha_0 + \alpha_1 \times \omega_d + \alpha_2 \times \omega_d^2)}{4\pi} \tag{17}$$

$$\lambda_d = \frac{m_{cyl d}}{m_f} = \lambda - \frac{(P_a - \Delta) \times \omega_d}{T_a} \times \frac{V_{cy} \times (\alpha_0 + \alpha_1 \times \omega_d + \alpha_2 \times \omega_d^2)}{4\pi} \times \frac{1}{m_f} = \lambda - K \tag{18}$$

$$\eta_{id} = a_\lambda + b_\lambda \times \lambda_d + c_\lambda \times \lambda_d^2 = K(a_\lambda + K - b_\lambda - 2c_\lambda \times K) \tag{19}$$

$$\frac{d\omega_d}{dt} = \frac{1}{J\omega_d} \left(p_{ci} \times n_{id} \times m_f - P_b - \frac{1}{2} \frac{\omega_d^3}{J} \Delta \right) = \frac{d\omega}{dt} + \frac{(K(a_\lambda + K - b_\lambda - 2c_\lambda \times K))}{J\omega_d} p_{ci} \times m_f \quad (20)$$

En observant l'équation (20), on remarque que le défaut peut entraîner une diminution ou une augmentation du régime moteur.

Annexes 2: liste des variables utilisées

Tableau 1. Variables

Nom	Variables	
	Description	Unité
p_{ad}	Pression d'admission	Pa
m_{cyl}	Débit d'air d'admission	Kg.s ⁻¹
m_c	Débit de sortie de compresseur	Kg.s ⁻¹
m_f	Débit du carburant	Kg.s ⁻¹
ω	Vitesse de rotation	Rad.s ⁻¹
O_p	Opacité (émissions polluantes)	%
p_{ad}	Pression d'admission avec défaut	Pa
$m_{cyl d}$	Débit d'air d'admission avec défaut	Kg.s ⁻¹
m_{cd}	Débit de compression avec défaut	Kg.s ⁻¹
m_{fd}	Débit carburant avec défaut	Kg.s ⁻¹
m_{fuit}	Débit de fuite	Kg.s ⁻¹
P_i	Puissance indiqué du moteur	W
η_i	Rendement indiqué	Ø

Annexes 3 : liste des constantes

Tableau 2. Constantes

Nom	Constantes	
	Description et valeur	Unité
α_0	$7.73 \cdot 10^{-1}$	Ø
α_1	$1.54 \cdot 10^{-3}$	s.rad ⁻¹
α_2	$2.94 \cdot 10^{-6}$	S ² .rad ²
p_{ci}	Pouvoir calorifique du carburant [$4 \cdot 10^7$]	J.kg ⁻¹
a_λ	$7.2 \cdot 10^{-2}$	Ø
b_λ	$1.8 \cdot 10^{-4}$	Ø
c_λ	$1.7 \cdot 10^{-4}$	Ø
V_{cy}	Cylindre du moteur [$1.588 \cdot 10^{-3}$]	m ³
P_b	Puissance de freinage [12]	W
i_0	$2 \cdot 10^{-4}$	Kg.s ⁻¹
i_1	$9.7785 \cdot 10^{-9}$	Kg.rad ⁻¹

i_2	2.1238×10^{-6}	$\text{Kg} \cdot \text{rad}^{-1}$
i_3	4.186×10^{-8}	$\text{Kg} \cdot \text{rad}^{-1}$
i_4	4.9877×10^{-12}	$\text{Kg} \cdot \text{rad}^{-2}$
c_m	Modèle du compresseur à vide [$1.5 \cdot 10^{-4}$]	$\text{Kg} \cdot \text{rad}^{-1}$
C_p	Chaleur massique de l'air [10^3]	$\text{J} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$
P_{atm}	Pression atmosphérique [10^5]	Pa
γ	Coefficient adiabatique des gaz parfaits [1.4]	\emptyset
V_a	Volume d'admission [10^{-3}]	m^3
r	Constante des gaz parfaits [1,4]	$\text{J} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$
T_a	Température d'admission [328]	K
O_1	Modèle d'opacité [10]	\emptyset
O_2	Modèle d'opacité [-1.258]	\emptyset
J	Moment d'inertie [0.12]	$\text{Kg} \cdot \text{m}^{-2}$
Δ	Modèle solide en mouvement 10^{-4}	$\text{s} \cdot \text{N}^{-1} \cdot \text{m} \cdot \text{rad}^{-2}$