

## A.1 Influence de la chute de pression sur la vitesse de rotation

Après une chute de la pression l'équation (4.20) devient :

$$m_{cyl} = \frac{(P_a - \Delta) \times \omega_d}{T_a} \times \frac{V_{cy} \times (\alpha_0 + \alpha_1 \times \omega_d + \alpha_2 \times \omega_d^2)}{4\pi} \quad (\text{A.1.1})$$

$$\lambda_d = \frac{m_{cyl}}{m_f} = \lambda - \frac{(P_a - \Delta) \times \omega_d}{T_a} \times \frac{V_{cy} \times (\alpha_0 + \alpha_1 \times \omega_d + \alpha_2 \times \omega_d^2)}{4\pi} \times \frac{1}{m_f} = \lambda - K \quad (\text{A.1.2})$$

$$\eta_{id} = a_\lambda + b_\lambda \times \lambda_d + c_\lambda \times \lambda_d^2 = K(a_\lambda + K - b_\lambda - 2c_\lambda \times K) \quad (\text{A.1.3})$$

$$\frac{d\omega_d}{dt} = \frac{1}{J\omega_d} \left( p_{ci} \times n_{id} \times m_f - P_b - \frac{1}{2} \frac{\omega_d^3}{J} \Delta \right) = \frac{d\omega}{dt} + \frac{(K(a_\lambda + K - b_\lambda - 2c_\lambda \times K))}{J\omega_d} p_{ci} \times m_f \quad (\text{A.1.4})$$

En observant l'équation (A.1.4), on remarque que le défaut peut entraîner une diminution ou une augmentation du régime moteur.

### A.1.1 Listes des constantes

Nom	Constantes	
	Description et valeur	Unité
$\alpha_0$	$7.73 \cdot 10^{-1}$	Ø
$\alpha_1$	$1.54 \cdot 10^{-3}$	s.rad <sup>-1</sup>
$\alpha_2$	$2.94 \cdot 10^{-6}$	S <sup>2</sup> .rad <sup>2</sup>
$p_{ci}$	Pouvoir calorifique du carburant [ $4 \cdot 10^7$ ]	J.kg <sup>-1</sup>
$a_\lambda$	$7.2 \cdot 10^{-2}$	Ø
$b_\lambda$	$1.8 \cdot 10^{-4}$	Ø
$c_\lambda$	$1.7 \cdot 10^{-4}$	Ø
$V_{cy}$	Cylindre du moteur [ $1.588 \cdot 10^{-3}$ ]	m <sup>3</sup>
$P_b$	Puissance de freinage [12]	W
$i_0$	$2 \cdot 10^{-4}$	Kg.s <sup>-1</sup>
$i_1$	$9.7785 \cdot 10^{-9}$	Kg.rad <sup>-1</sup>
$i_2$	$2.1238 \cdot 10^{-6}$	Kg.rad <sup>-1</sup>
$i_3$	$4.186 \cdot 10^{-8}$	Kg.rad <sup>-1</sup>
$i_4$	$4.9877 \cdot 10^{-12}$	Kg.rad <sup>-2</sup>
$c_m$	Modèle du compresseur à vide [ $1.5 \cdot 10^{-4}$ ]	Kg.rad <sup>-1</sup>
$C_p$	Chaleur massique de l'air [ $10^3$ ]	J.kg <sup>-1</sup> .K <sup>-1</sup>
$P_{atm}$	Pression atmosphérique [ $10^5$ ]	Pa
$\gamma$	Coefficient adiabatique des gaz parfaits [1.4]	Ø
$V_a$	Volume d'admission [ $10^{-3}$ ]	m <sup>3</sup>
$r$	Constante des gaz parfaits [1,4]	J.kg <sup>-1</sup> .K <sup>-1</sup>

$T_a$	Température d'admission [328]	K
$O_1$	Modèle d'opacité [10]	∅
$O_2$	Modèle d'opacité [-1.258]	∅
$J$	Moment d'inertie [0.12]	Kg.m <sup>2</sup>
$\Delta$	Modèle solide en mouvement 10 <sup>-4</sup>	s.N <sup>-1</sup> .m.rad <sup>-2</sup>

Tableau A.1.1 : Listes des constantes

## A.2 Transformation et sélection de l'information

Pour la réduction de l'espace de représentation nous avons utilisé une analyse en composante principale pour palier le problème de redondance et sélectionner les composantes pertinentes. L'analyse en composante principale a été appliquée sur les données de pression d'admission, la vitesse de rotation et les données d'émission polluantes.

### A.2.1 ACP Sur les données de pression d'admission

Nous avons réalisé une A.C.P sur un ensemble de Cinq variables quantitatives représentant l'influence de quatre types de défauts sur la pression d'admission dans un moteur diesel. Après avoir importé les données dans le logiciel XLSTATE2009, nous avons calculé la matrice des données centrées et réduites afin de travailler avec la matrice de corrélations pour calculer les valeurs et les vecteurs propres.

#### STATISTIQUES ELEMENTAIRES

VARIABLES	MOYENNES	ECARTS-TYPES
Pression admission	191336,571	24212,681
Pad défaut injection	189935,217	23777,991
Pad défaut soupape admission	208188,008	38224,126
Pad défaut fuite admission	183492,803	23448,440
Pad défaut compression	157688,849	44680,240

Tableau A.2.1 : Statistiques élémentaires (Données de pression d'admission)

#### Matrice Corrélation Pearson (n)

	$p_a$	$p_a$ injection	$p_a$ soup adm	$p_a$ fuit adm	$p_a$ comp
$p_a$	1				
$p_a$ injection	0,997	1			
$p_a$ soup adm	0,817	0,772	1		
$p_a$ fuit adm	0,901	0,931	0,487	1	
$p_a$ compression	0,222	0,294	-0,380	0,621	1

Tableau A.2.2 : Matrice de corrélation Pearson (données de pression d'admission)

Valeurs propres, Variabilité et qualité cumulée des composantes principales

	F1	F2	F3	F4	F5
Valeur propre	3,545	1,453	0,002	0,000	0,000
Variabilité(%)	70,894	29,068	0,032	0,004	0,001
% cumulé	70,894	99,963	99,995	99,999	100,000

**Tableau A.2.3 : Valeur propre, Variabilité et cumulé des composantes principales de la pression d'admission.**

La valeur propre représente la variance des individus sur l'axe correspondant. Dans notre cas ont une variance de 3,545 sur le 1<sup>er</sup> axe, 1,453 sur le 2<sup>ème</sup> axe, 0,002 sur le 3<sup>ème</sup> axe ... etc.

Cette information n'est pas facilement interprétable, nous allons exprimer chaque variance en valeur relative de la variance totale.

Dans notre exemple avec 5 variables initiales, les pourcentages de variation expliquée par les axes principaux sont donc respectivement :

$$100 \times (3,545 / 5) = 70,9\% ; 100 \times (1,453 / 5) = 29,06\%, \text{ etc. } \dots$$

Les différentes composantes étant non corrélées par construction, la part d'information expliquée par 2 axes données est égale à l'addition des parts expliqués par chaque axe.

$$70,894 + 29,068 = 99,962\% \text{ pour le plan 1-2}$$

$$0,032 + 0,004 = 0,036\% \text{ pour le plan 3-4}$$

... etc.

Vecteur Propre

	F1	F2	F3	F4	F5
$p_a$ Sans défaut	0,528	-0,084	-0,350	0,724	-0,259
$p_a$ défaut d'injection	0,531	-0,022	0,081	-0,050	0,842
$p_a$ Soup d'admission	0,401	-0,543	-0,318	-0,607	-0,272
$p_a$ fuite d'admission	0,499	0,282	0,713	-0,124	-0,384
$p_a$ compression	0,169	0,786	-0,511	-0,300	-0,055

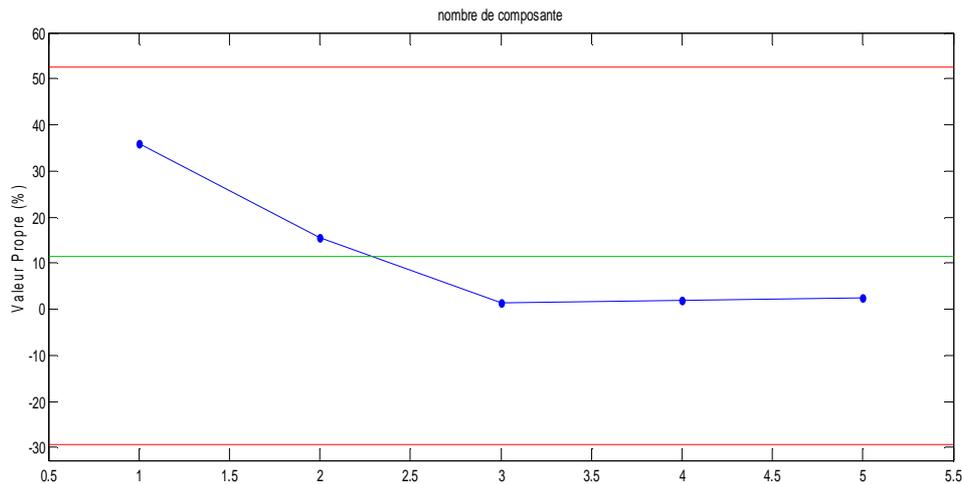
**Tableau A.2.4 : Valeur propre**

Les vecteurs propres contiennent les coefficients à affecter aux variables initiales et qui permettant le calcul des composantes principales. Pour notre cas la 1<sup>ère</sup> composante principale s'obtient en faisant :

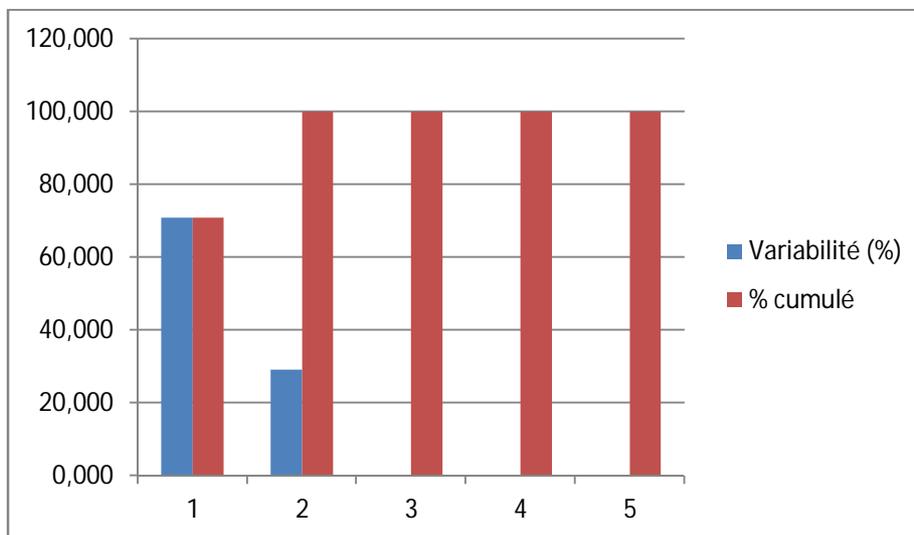
$$0,528 + 0,531 + 0,401 + 0,499 + 0,169$$

Pour un axe donné, les variables qui ont les plus forts coefficients en valeur absolue sont celles qui contribuent le plus d'information de cet axe, par exemple, ce sont la Pad Sans défaut, Pad défaut d'injection, Pad soup d'admission, Pad fuite d'admission qui ont contribué le plus à la formation du 1<sup>er</sup> axe, c'est les deux variables Pad compression et Pad soup d'admission qui ont contribué le plus à la formation du 2<sup>ème</sup> axe, ... etc.

En pratique, on s'intéresse rarement aux vecteurs propres. Pour interpréter les axes, on regarde surtout les corrélations entre les variables et les axes.



**Figure A.2.1 : Valeur Propre en fonction de nombre de composante.**



**Figure A.2.2 : Variabilité et cumulé  $p_a$ .**

La figure A.2.2 représente la quantité globale individuelle et cumulée de chaque composante principale. La quantité globale d'une composante principale mesure le pourcentage de l'inertie totale qui est expliquée par l'axe principal correspondant. Celle-ci se mesure par le ratio entre la valeur propre correspondante et le nombre de variables. Elle est considérée comme étant la proximité de la composante principale concernée par rapport à l'ensemble des variables de départ.

## Interprétation

### Choix du nombre d'axes à retenir

Nous utilisons pour cela le tableau A.2.6, le critère de Kaiser nous conduit à sélectionner deux axes, expliquant 99,96% de l'inertie totale du nuage. Ce qui est très bon. L'axe 1 retient 70,89% et l'axe 2 retient 29,07%, l'axe 3 retient 0,03%, l'axe 4 retient 0%, l'axe 5 retient 0%

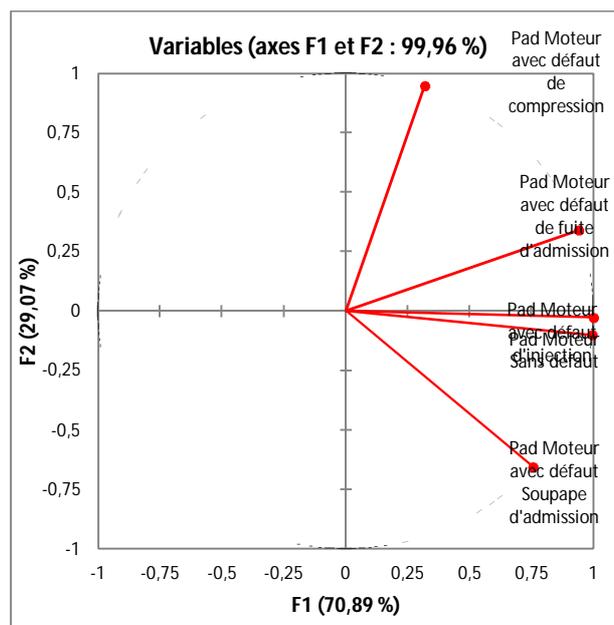
Etude des variables :

	F1	F2	F3	F4	F5
$p_a$ (Sans défaut)	0,995	-0,101	-0,014	0,010	-0,002
$p_a$ défaut d'injection	1,000	-0,026	0,003	-0,001	0,007
$p_a$ Soup d'admission	0,755	-0,655	-0,013	-0,008	-0,002
$p_a$ fuite d'admission	0,940	0,340	0,029	-0,002	-0,003
$p_a$ compression	0,319	0,948	-0,021	-0,004	0,000

**Tableau A.2. 5 : Corrélation entre les variables et les axes principaux**

L'examen des corrélations entre les variables initiales et les axes principaux va nous permettre de répondre comment les variables sont-elles structurées ?

Le calcul et l'interprétation de ces corrélations se font de la même façon que pour 2 variables quantitatives quelconques. Par exemple 0,995 est le coefficient de corrélation entre la variable Pad sans défaut et l'axe 1 ; il s'obtient à partir des valeurs des individus pour la variable Pad sans défaut et pour la 1<sup>ère</sup> composante principale. Pour nous aider à interpréter ces corrélations, le logiciel XLSTAT2009 nous donne le cercle de corrélation ci-dessous :

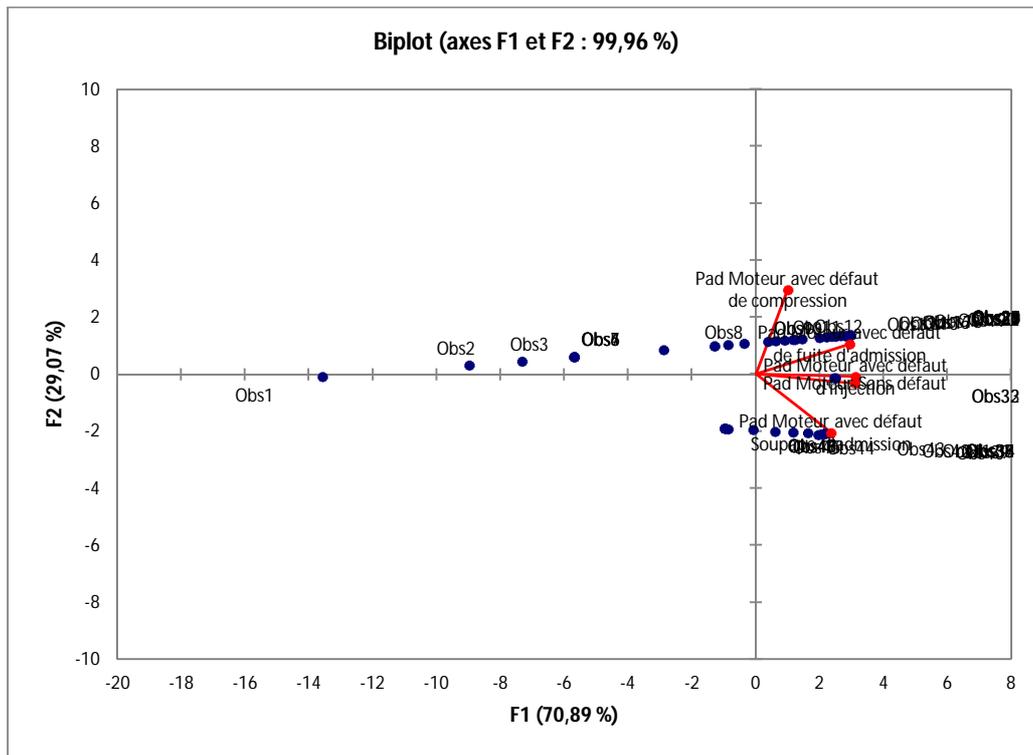


**Figure A.2.3 : Cercle des Corrélations : Représentation des variables axe 1 et axe 2**

La figure A.2.3 a été réalisée à partir des corrélations entre les 5 Variables initiales et les deux premières composantes principales.

Pour observer les individus, il ne reste qu'à construire les plans à partir des composantes principales les plus intéressantes, le plan principal 1-2 sera examiner en premier, par ce que c'est le plan sur lequel le maximum d'information est visible.

Dans notre cas les individus se répartissent sur l'ensemble du plan.



**Figure A.2.4 : Représentation des individus axe 1et axe 2**

L'interprétation des axes factoriels se fait séquentiellement, pour chaque axe et chaque nuage de points, en regardant les contributions à la formation des axes.

Variables : On sait que les variables contribuant le plus à la formation de l'axe 1 sont celles dont les coordonnées sur cet axe sont proches de 1 en valeur absolue. Pour repérer les contributions significatives, on utilise le tableau 5 : on compare les valeurs de la colonne F1 coordonnées du premier axe factoriel, à la racine de la contribution moyenne  $1/\sqrt{8}=35\%$ ,

Le signe donnant le sens de contribution. On obtient :

-	+
$p_a$ défaut de compression	Pad sans défaut Pad défaut d'injection Pad soupape d'admission Pad fuite d'admission

Observation	F1	F2	F3	F4	F5
Obs1	-7,207	-0,083	0,035	0,003	0,001
Obs2	-4,770	0,254	0,023	0,001	0,000
Obs3	-3,885	0,376	0,019	0,001	0,000
Obs4	-3,022	0,496	0,015	0,000	0,000
Obs5	-3,020	0,496	0,015	0,000	0,000
Obs6	-3,020	0,496	0,015	0,000	0,000
Obs7	-3,020	0,496	0,015	0,000	0,000
Obs8	-1,530	0,702	0,007	-0,001	0,000
Obs9	-0,687	0,818	0,003	-0,002	0,000
Obs10	-0,687	0,818	0,003	-0,002	0,000
Obs11	-0,462	0,849	0,002	-0,002	0,000
Obs12	-0,196	0,886	0,001	-0,002	0,000
Obs13	0,204	0,942	-0,001	-0,003	0,000
Obs14	0,331	0,959	-0,002	-0,003	0,000
Obs15	0,486	0,980	-0,003	-0,003	0,000
Obs16	0,619	0,999	-0,003	-0,003	0,000
Obs17	0,647	1,003	-0,003	-0,003	0,000
Obs18	0,767	1,019	-0,004	-0,003	0,000
Obs19	1,055	1,059	-0,005	-0,003	0,000
Obs20	1,175	1,076	-0,006	-0,003	0,000
Obs21	1,259	1,087	-0,006	-0,003	0,000
Obs22	1,329	1,097	-0,007	-0,003	0,000
Obs23	1,414	1,109	-0,007	-0,003	0,000
Obs24	1,491	1,119	-0,008	-0,004	0,000
Obs25	1,491	1,119	-0,008	-0,004	0,000
Obs26	1,575	1,131	-0,008	-0,004	0,000
Obs27	1,575	1,131	-0,008	-0,004	0,000
Obs28	1,575	1,131	-0,008	-0,004	0,000
Obs29	1,575	1,131	-0,008	-0,004	0,000
Obs30	1,575	1,131	-0,008	-0,004	0,000
Obs31	1,575	1,131	-0,008	-0,004	0,000
Obs32	1,330	-0,108	0,024	0,056	0,022
Obs33	1,306	-0,107	0,020	0,058	-0,016
Obs34	1,171	-1,726	0,058	0,003	0,025
Obs35	1,149	-1,725	0,055	0,005	-0,009
Obs36	1,149	-1,725	0,055	0,005	-0,009
Obs37	1,149	-1,725	0,055	0,005	-0,009
Obs38	1,149	-1,725	0,055	0,005	-0,009
Obs39	1,097	-1,745	0,091	-0,029	-0,013
Obs40	1,036	-1,770	0,031	-0,033	0,026
Obs41	0,871	-1,711	0,043	0,010	0,014
Obs42	0,620	-1,698	-0,006	-0,010	0,000
Obs43	0,317	-1,664	0,006	-0,015	-0,012
Obs44	-0,045	-1,625	-0,059	-0,007	-0,005

Obs45	-0,461	-1,600	-0,107	-0,002	0,016
Obs46	-0,513	-1,577	-0,090	0,004	-0,004
Obs47	-0,513	-1,577	-0,090	0,004	-0,004
Obs48	-0,513	-1,577	-0,090	0,004	-0,004
Obs49	-0,513	-1,577	-0,090	0,004	-0,004

**Tableau A.2.6 : Coordonnées des observations.**

L'axe 1 oppose la pression d'admission en présence de défaut de compression, toutes les autres variables sont bien représentées sur l'axe. La première composante principale explique donc correctement tous les variables.

Les Individus : on utilise le tableau suivant :

On compare les valeurs de la colonne F1 à la racine de la première valeur propre  $\sqrt{3,545} = 1,43$ .

-	+
Les autre Obs	Obs 24, Obs 25, Obs ..., Obs 31 Obs 41, Obs 42,

Il n'est pas nécessaire de calculer les qualités de représentation des variables. Les variables bien représentées sont celles qui sont proches du bord du cercle des corrélations. L'axe 1 oppose les Obs : Obs24 jusqu'au Obs 31, Obs41 et Obs 42 au autre Obs.

Après avoir réalisé L'ACP normé et interprété ses résultats sur l'exemple des données de la pression d'admission, nous avons effectué L'ACP pour les deux autres bases de données (Vitesse de rotation et émissions polluantes).

### A.3 FPGA Cyclone II

Les FPGA Cyclone II à 90 nm, sont conçus à partir de zéro pour un coût modique et pour fournir un ensemble de fonctions personnalisées pour les applications sensibles aux volumes élevés. Les FPGA Cyclone II offrent des performances élevées et une faible consommation d'énergie à un coût qui rivalise avec celui des ASIC.

La famille Cyclone II FPGA d'Altera est conçue sur un processus SRAM 1,2 V à couche de cuivre, à faible coefficient de perméabilité et est optimisée pour la plus petite taille de matrice possible.

Basée sur la technologie de processus 90 nm de TSMC, qui utilise des plaquettes de 300 mm, la gamme Cyclone II FPGA offre des densités plus élevées, plus de fonctionnalités, des performances exceptionnelles et les avantages de la logique programmable aux prix ASIC. La famille FPGA Cyclone II étend la portée des FPGA dans des applications à haut volume et sensibles aux coûts, en continuant le succès de la famille FPGA Cyclone.

Le tableau A.3.1 présente les caractéristiques et la disponibilité de la famille FPGA CycloneII.

Dispositif	EP2C5	EP2C8	EP2C15	EP2C20	EP2C35	EP2C50
LE	4,608	8 256	14 448	18 752	33 216	50 528
M4K RAM Blocs (4 kbits + 512 bits de parité)	26	36	52	52	105	129
Mémoire embarquée (Kbits)	117	162	234	234	473	581
Multiplicateurs embarqués 18 bits x 18 bits	13	18	26	26	35	86
PLLs	2	2	4	4	4	4
Nombre maximal d'E / S d'utilisateur	158	182	315	315	475	450
Canaux différentiels	58	77	132	132	205	193

**Tableau A.3.1 : Présentation de la famille FPGA Cyclone II.**

Le tableau A.3.2 présente une vue d'ensemble de l'emballage des périphériques Cyclone II et des comptages des broches d'E / S de l'utilisateur.

Taille du paquet (mm x mm)	EP2C5	EP2C8	EP2C15	EP2C20	EP2C35	EP2C50
TQFP à 144 broches (22 x 22)	89	85				
PQFP 208 broches (30,6 x 30,6)	142	138				
PQFP à 240 broches (32 x 32)				142		
FineLine BGA à 256 broches (17 x 17)	158	182	152	152		
484-Pin Ultra FineLine BGA (19 x 19)					322	294
484 broches FineLine BGA (23 x 23)			315	315	322	294
672-Pin FineLine BGA (27 x 27)					475	450
896-Pin FineLine BGA (31 x 31)						

**Tableau A.3.2 : Packages de périphériques Cyclone II et broches d'E/S utilisateur maximum.**

Le tableau A.3.3 présente les périphériques de configuration appropriés à utiliser pour les FPGA Cyclone II.

Dispositif de configuration	Périphériques Cyclone II pris en charge					
	EP2C5	EP2C8	EP2C15	EP2C20	EP2C35	EP2C50
<b>EPCS1</b>	X					
<b>EPCS4</b>	X	X	X	X		
<b>EPCS16</b>	X	X	X	X	X	X
<b>EPCS64</b>	X	X	X	X	X	X

**Tableau A.3.3 : Dispositifs de configuration appropriés pour les FPGA Cyclone II.**

Le tableau A.3.4 montre le support de température industrielle pour les FPGA Cyclone II.

Dispositif	Paquet	Catégorie de vitesse
<b>EP2C5</b>	TQFP à 144 broches FBGA à 256 broches PQFP 208 broches	-8
<b>EP2C8</b>	TQFP à 144 broches FBGA à 256 broches PQFP 208 broches	-8
<b>EP2C20</b>	FBGA à 256 broches FBGA à 484 broches	-8
<b>EP2C35</b>	FBGA à 484 broches UFBGA 484 broches FBGA à 672 broches	-8
<b>EP2C50</b>	FBGA à 484 broches UFBGA 484 broches FBGA à 672 broches	-8

**Tableau A.3.4 : Support de température industrielle du dispositif cyclone II.**

# BIBLIOGRAPHIE

---

[ALEXANDRE 06] Alexandre P., 2006. Contribution au Diagnostic Décentralisé des Systèmes à Evénements Discrets : Application aux Systèmes Manufacturiers, UNIVERSITE DE REIMS CHAMPAGNE ARDENNE, Thèse de doctorat, Génie Informatique, Automatique et Traitement du Signal.

[ALOUANE 08] Alouane B., 2008. Recherche de partitions floues optimales par segmentation floue pour la fouille de données quantitative. Mémoire de magister. Université M'hamedBougara de Boumerdes, Algérie, 47-53.

[AMBAPOUR 09] Ambapour S., 2009. Théorie des ensembles flous : application à la mesure de la pauvreté au Congo. Document de travail. Bureau d'application des methodestatiqtiques et informatiques. Brazzaville, 7-8.

[ASSAS 13] Assas O., 2013. Classification floue des images. Thèse de doctorat. Université de Batna, algérie, 23-24.

[ASSAS 13] Assas O., 2013. Classification floue des images. Thèse de doctorat. Université de Batna, Algérie, p23-24.

[BDIRINA 06] BDIRINA K., 2006. Diagnostic de Défauts d'Engrenage par Analyse Spectrale, Université de M'SILA, Mémoire de Magister.

[BENCHERIF 18] Bencherif M., 2018. Moteurs à Combustion Interne, Combustion et Eléments deCarburation. Polycopié destiné aux étudiants de licence et master LMD, Université Mohammed Boudiaf, Oran.

[BERZEK 81] Berzek J.C., 1981. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms, New York.

[BOSCH 08] Bosch R., 2008. Évolution technologiques du système d'injection common rail. Conférence CNAM SIA, p09.

[BOUALI 10] Bouali M., 2010. Contributions à l'analyse formelle et au diagnostic à partir de réseaux de Pétri colorés avec l'accessibilité arrière. Thèse de doctorat, Université de technologie de compiègne, 7-10.

[BOUZIDI 16] Bouzidi A., 2016. Diagnostic et contrôle des systèmes de conditionnement de l'énergiephotovoltaïque. Cas d'un système connecté au réseau électrique. Mémoire de magister. Université Hadj Lakhdar Batna, Algérie, p95-102.

[CEDRA 90] Cedra C & Gauthier D., 1990. Les moteurs diesel Technologie et fonctionnement, ouvrage.

[CHAIBI 14] Chaibi S., 2014. Accélération de l'apprentissage des SVMs pour le traitement de bases de données de grandes tailles : Application à la reconnaissance des mots arabes isolés, Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar Annaba, Algérie, p73-77.

[CHRISTOPHE 00] Christophe C., 2000. Méthodes d'Aide à la Décision pour la Détection et la Localisation de Défauts dans les Entraînements Electriques », Institut National Polytechnique de Grenoble, Thèse de doctorat, Electronique, Electrotechnique, Automatique, Télécommunication et Signal.

[CLAUDIA 07] Claudia Victoria Isaza Narvaez., 2007. Diagnostic par techniques d'apprentissage floues : conception d'une methode de validation et d'optimisation des partitions. Thèse de doctorat. Université de Toulouse, France, 15-28.

- [COMBACAU 91] Combacau M., 1991. Commande et surveillance des systèmes à événements discrets complexes : application aux ateliers flexibles. Thèse de doctorat. Université Paul Sabatier, Toulouse, France.
- [DERBEL 09] DERBEL H., 2009. Diagnostic à base de modèles des systèmes temporisés et d'une sous-classe de système dynamique hybrides, Université Joseph Fourier-Grenoble I, Thèse de doctorat, Electronique, Electrotechnique, Automatique, Traitement du signal.
- [DJEFFAL 11] DJEFFAL A., 2011. Utilisation des méthodes support vector machine (SVM) dans l'analyse des bases de données, Thèse de doctorat, Université Mohamed Khider Biskra, Algérie, p7-26.
- [DIETTERICH 95] Dietterich T.G, Bakiri G., 1995. Solving multiclass learning problems via error-correcting output codes, Journal of artificial intelligence research, Volume 2, p263-286.
- [DIEZLLEDO 08] DIEZLLEDO E., 2008. Diagnostic et Pronostic de défaillance dans des composants d'un moteur d'avion », Université TOULOUSE III-PAUL SABATIER, Thèse de doctorat, Automatique.
- [Dubuisson 90] Dubuisson B., 1990. Diagnostic et reconnaissance des formes. Traité des nouvelles technologies. Série diagnostic et Maintenance. Hermès, Paris.
- [FRELICOT 92] Frélicot C., 1992. Un système adaptatif de diagnostic prédictif par reconnaissance des formes floues,. Thèse de doctorat, Université de technologie de Compiègne.
- [FRELICOT 93] Frélicot C., Dubuisson B., 1993. A posteriori ambiguity reject solving in fuzzy pattern classification using a multi-step predictor of membership vectors in uncertainty in intelligent systems. Elsevier Science.
- [GAOUAOUI 12] Gaouaoui M., 2012. Diagnostic par reconnaissance des formes : application à la machine asynchrone. Mémoire de magistère. Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, Algérie.
- [GENUER 17] Genuer R., Poggi J.M., Arbres CART et Forêts aléatoires Importance et sélection de variable. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01387654v2>.
- [GLORENNEC 99] Glorennec P.Y., 1999. Algorithme d'apprentissage pour systèmes d'inférence floue. Hermès.
- [GUILLAUME 05] Guillaume G., 2005. Diagnostic des systèmes à l'aide d'observateurs à mémoire finie. Application au common Rail, Université d'Orléans, Thèse de doctorat, Automatique et Traitement du signal.
- [HAFA 12] Hafa A., 2012. Sélection de variables biologiques par l'approche FILTER. Mémoire de Master en Informatique. Université Abou BekerBelkaid, Algérie, 21-23.
- [HAMOU MAMAR 08] HamouMamar Z., 2008. Analyse Temps-Echelle et reconnaissance des formes pour le diagnostic du système de guidage d'un tramway sur pneumatiques. Thèse de doctorat en informatique. Université Blaise Pascal Clermont II.
- [HANDIS 12] 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.
- [HEATH 97] Heath S., 1997. Embedded systems design. Butterworth-Heinemann. Newton, MA, USA, 2p.
- [HOUTHUYS 17] Houthuys L. ,Langone R., Johan A.K., 2017. Multi-view least squares support vectormachines classification. Publication Science Direct. Neurocomputing 282 (2018), p78–88.

- [HS07] Henzinger T.A & Sifakis J., 2007. The discipline of embedded systems design. *Computer*, 32-40.
- [JEAN-HUGH 99] Jean-Hugh T., 1999. Diagnostic d'un système non stationnaire à partir d'une approche de reconnaissance des formes floue. Application au diagnostic de cliquetis moteur. Université du Marine, traitement de signal, volume 16, n°3.
- [KADRI 13] Kadri O, Mouss H, Mouss M D, Abdelhadi A., 2013. Reconnaissance des forms par SVM pour le diagnostic du système de pasteurization d'une usine de lait, Publication revue des sciences et de la technique – RST-, Volume 4 N°1.
- [KEMPOWSKY 04] KEMPOWSKY T., 2004. Surveillance de Procédés a Base de Méthodes de Classification : Conception d'un Outil d'Aide pour la Détection et le Diagnostic des Défaillances, Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, Thèse de Doctorat, Système Industriels.
- [KHODJA 97] 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.
- [KRISHNAPURAM 05] Krishnapuram R & Keller J., 2005. A possibilistic approach to clustering. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* 1(2), 98-110.
- [LAOUTI 12] LOUITI M.N., 2012. Diagnostic de défauts par les machines à vecteurs supports : application à différentes systèmes multi variables non linéaires, Thèse de doctorat, Université Claude Bernard Lyon 1, France, p41-50.
- [LAURENT 09] Laurent P., 2009. Extraction du bruit de combustion d'un moteur Diesel. Développement et application d'un spectrofiltre, Institut National des Science Appliquées de Lyon, thèse de Doctorat, Acoustique.
- [MARIA 01] MARIA H., YANNIS B., MICHALIS V., 2001. On clustering validation techniques. *Journal of intelligent information systems*, 107-145.
- [MASSON 92] Masson M., 1992. Contribution à l'élaboration d'une méthode de décision avec rejet par réseaux de neurones. Application à la surveillance des systèmes. Thèse de doctorat. Université de technologie de Compiègne.
- [MASSON 96] Masson M.H., Dubuisson B & Frélicot C., 1996. Conception d'un module de reconnaissance des formes floues pour le diagnostic. *Journal Européen des Système Automatisés (RAIRO-APII-JESA)*, 319-341.
- [MOCHAWECH 03] Mochawech M.S., 2003. Conception d'un système de diagnostic adaptatif et prédictif base sur la method fuzzy pattern matching pour la surveillance en ligne des systems évolutifs, Université de Reims, France, 28-29.
- [MOUSSA NAHIM 16] Moussa-Nahim H., 2016. Contribution à la modélisation et à la prédiction de défaillances sur les moteurs diesel marins. Thèse de doctorat. Université Aix Marseille, France.
- [NOHRA09] Chadi N., 2009. Diagnostic de défauts sur un moteur diesel. Thèse de doctorat, Université PAUL CEZANNE, France.
- [NOURA 06] Noura H., Peysson F et Younes R., 2006. Diagnostic de défauts sur un moteur diesel, Conférence international francophone d'automatique CIFA 2006, Bordeaux, France.
- [OLIVIER 04] Olivier G., 2004. Modélisation du moteur à allumage par compression dans la perspective du contrôle er du diagnostic, Université de Rouen, thèse de Doctorat, Energétique.

- [PEYSSON 05] Peysson F., 2005. Diagnostic et Tolérance aux Fautes des moteurs diesel, stage de recherche. Laboratoire des Sciences de l'information et des Systèmes, Universités Paul Cezanne, de Provence, de la Méditerranée, France.
- [PHAN 09] Phan Q. Dzung, Le M. Phuong, Hong H. Lee, Bui N. Thang, Le Dinh Khoa, 'A new FPGA implementation of four- switch three- phase inverter', IEEE International Conference on Power Electronics and Drive Systems, Nov. 2009.
- [PHILIPPE 00] Philippe L., Patrick G., 2000. De l'utilisation d'OBD pour la sélection de variables. Rapport technique PSI.
- [POISSON 06] Poisson D., Mahjoub S., 2006. La reconnaissance de forme comment améliorer les techniques de reconnaissance de forme 3D. Mémoire de recherche, ESGI 5ème Année Spécialisation Animation Numérique Interactive. Paris, France. p4.
- [RACOCEANU 06] RACOCEANU D., 2006. Contribution à la Surveillance des Systèmes de Production et Utilisant les Techniques de L'Intelligence Artificielle, Université de Franche-Comté, Synthèse de l'activité scientifique en vue d'obtention de l'Habilitation à Diriger des Recherches, Automatique.
- [RIPOLL 99] RIPOLL P., 1999. Conception d'un Système de Diagnostic Flou Appliqué au Moteur Automobile, Université de SAVOIE, Thèse de doctorat, Electronique, Electrotechnique et Automatique.
- [ROCHA 14] Rocha., Ryan., Klautau A., 2014. In defense of on-vs-all classification, The Journal of machine learning research, p101-141.
- [ROLAND 03] Roland C., 2003. Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes. Thèse de doctorat en Electronique. Ecole centrale de Lyon, France.
- [SABEH 06] SABEH Z., 2006. Diagnostic à base de modèle : application à un moteur diesel suralimenté à injection directe, Institut National Polytechnique de Lorraine, Thèse de doctorat, Automatique.
- [SADOU 07] Sadou N., 2007. Aide à la conception des systèmes embarqués sûrs de fonctionnement, Thèse de doctorat, Université Toulouse III – Paul Sabatier, France.
- [SBILI 15] Sbili L., 2015. Segmentation d'image par classification floue. Mémoire de magister en automatique. Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, algerie, p43.
- [TATIANA 04] Tatiana K., 2004. Surveillance de procédés à base de méthodes de classification : conception d'un outil d'aide pour la détection et le diagnostic des défaillances. Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, France.
- [TOUZET 92] TOUZET C., 1992. Les Réseaux de Neurones Artificiels, Cours, Exercice et TP, 1992.
- [TREERATTANAPITAK 13] Treerattanapitak K., Jaruskulchai C., 2013. Possibilistic Exponential Fuzzy Clustering. Journal of Computer Science and Technology, Volume 28 (2), 311-321.
- [XIAOHUI 13] Xiaohui Song., 2013. FPGA Implementation of a Support Vector Machine based Classification System and its Potential Application in Smart Grid, Thèse de doctorat, Université de Tolido, p30-47.
- [YANG 07] Y. Yang, D. Yu and J. Cheng., 2007. A fault diagnosis approach for roller bearing based on envelop spectrum and SVM, Measurement, Elsevier, Volume 40, p943-950.

[YANG 02] Yang M.S & Wu K.L., 2002. A possibilistic type of alternative fuzzy c-means, Proceedings of the 2002 IEEE International Conference, Honolulu, Hawaiï, 1456-1459.

[YOUNES 06] Younes R., Mustapha Ouladsine., Hassan Noura., 2006. Optimisation du débit d'air dans le diesel suralimenté, Conférence internationale francophone d'automatique 2006, Bordeaux, France, p2.

[YOUNES 93] Younes R., 1993. Elaboration d'un modèle de connaissance du moteur diesel avec turbocompresseur a géométrie variable en vue de l'optimisation des ses émissions, Thèse de doctorat, L'école centrale de Lyon, France, p95.

[ZIANI 15] ZIANI R., 2015. Contribution à l'analyse et à la classification automatique des défauts mécaniques, Thèse de doctorat, Université Ferhat Abbas Sétif 1, Algérie, p25-36.

[ZWINGELSTEIN 95] ZWINGELSTEIN G., 1995. Diagnostic des défaillances : théorie et pratique pour les systèmes industriels. Edition HERMES.