



HAL
open science

Extraction du bruit de combustion d'un moteur Diesel. Développement et application d'un spectrofiltre.

L. Pruvost

► **To cite this version:**

L. Pruvost. Extraction du bruit de combustion d'un moteur Diesel. Développement et application d'un spectrofiltre.. Sciences de l'ingénieur [physics]. INSA de Lyon, 2009. Français. NNT: . tel-00429987

HAL Id: tel-00429987

<https://theses.hal.science/tel-00429987>

Submitted on 5 Nov 2009

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Thèse

**Extraction du bruit de combustion d'un moteur Diesel.
Développement et application d'un spectrofiltre.**

présentée devant

L'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon

pour obtenir

le grade de docteur

École doctorale : Mécanique, Énergétique, Génie Civil, Acoustique (MEGA)

Spécialité : Acoustique

par

Laurent PRUVOST

Ingénieur diplômé de l'ESM2

Soutenue le 10 juillet 2009 devant la commission d'examen

Jury

PARIZET	Etienne	(Pr)	LVA	(INSA - Lyon)	Directeur
LECLERE	Quentin	(MdC)	LVA	(INSA - Lyon)	Co-directeur
ANTONI	Jérôme	(Pr)	Roberval	(UTC - Compiègne)	Rapporteur
EL BADAoui	Mohamed	(MdC)	LASPI	(Université de St-Etienne)	Rapporteur
FOLTETE	Emmanuel	(MdC)	FEMTO-ST	(Université de Franche-Comté)	Examineur
SIMON	Laurent	(Pr)	LAUM	(Université du Maine)	Examineur
POLAC	Laurent	(Ing)	Renault SA	(CTR - Rueil-Malmaison)	Invité

Thèse préparée au Laboratoire Vibrations Acoustique de l'INSA de Lyon

INSA Direction de la Recherche - Ecoles Doctorales – Quadriennal 2007-2010

SIGLE	ECOLE DOCTORALE	NOM ET COORDONNEES DU RESPONSABLE
CHIMIE	CHIMIE DE LYON http://sakura.cpe.fr/ED206 M. Jean Marc LANCELIN Insa : R. GOURDON	M. Jean Marc LANCELIN Université Claude Bernard Lyon 1 Bât CPE 43 bd du 11 novembre 1918 69622 VILLEURBANNE Cedex Tél : 04.72.43 13 95 Fax : lancelin@hikari.cpe.fr
E.E.A.	ELECTRONIQUE, ELECTROTECHNIQUE, AUTOMATIQUE http://www.insa-lyon.fr/eea M. Alain NICOLAS Insa : D. BARBIER ede2a@insa-lyon.fr Secrétariat : M. LABOUNE AM. 64.43 – Fax : 64.54	M. Alain NICOLAS Ecole Centrale de Lyon Bâtiment H9 36 avenue Guy de Collongue 69134 ECULLY Tél : 04.72.18 60 97 Fax : 04 78 43 37 17 eea@ec-lyon.fr Secrétariat : M.C. HAVGOUDOUKIAN
E2M2	EVOLUTION, ECOSYSTEME, MICROBIOLOGIE, MODELISATION http://biomserv.univ-lyon1.fr/E2M2 M. Jean-Pierre FLANDROIS Insa : H. CHARLES	M. Jean-Pierre FLANDROIS CNRS UMR 5558 Université Claude Bernard Lyon 1 Bât G. Mendel 43 bd du 11 novembre 1918 69622 VILLEURBANNE Cédex Tél : 04.26 23 59 50 Fax 04 26 23 59 49 06 07 53 89 13 e2m2@biomserv.univ-lyon1.fr
EDIIS	INFORMATIQUE ET INFORMATION POUR LA SOCIETE http://ediis.univ-lyon1.fr M. Alain MILLE Secrétariat : I. BUISSON	M. Alain MILLE Université Claude Bernard Lyon 1 LIRIS - EDIIS Bâtiment Nautibus 43 bd du 11 novembre 1918 69622 VILLEURBANNE Cedex Tél : 04.72. 44 82 94 Fax 04 72 44 80 53 ediis@liris.cnrs.fr - alain.mille@liris.cnrs.fr
EDISS	INTERDISCIPLINAIRE SCIENCES- SANTE Sec : Safia Boudjema M. Didier REVEL Insa : M. LAGARDE	M. Didier REVEL Hôpital Cardiologique de Lyon Bâtiment Central 28 Avenue Doyen Lépine 69500 BRON Tél : 04.72.68 49 09 Fax :04 72 35 49 16 Didier.revel@creatis.uni-lyon1.fr
Matériaux	MATERIAUX DE LYON M. Jean Marc PELLETIER Secrétariat : C. BERNAVON 83.85	M. Jean Marc PELLETIER INSA de Lyon MATEIS Bâtiment Blaise Pascal 7 avenue Jean Capelle 69621 VILLEURBANNE Cédex Tél : 04.72.43 83 18 Fax 04 72 43 85 28 Jean-marc.Pelletier@insa-lyon.fr
Math IF	MATHEMATIQUES ET INFORMATIQUE FONDAMENTALE M. Pascal KOIRAN Insa : G. BAYADA	M. Pascal KOIRAN Ecole Normale Supérieure de Lyon 46 allée d'Italie 69364 LYON Cédex 07 Tél : 04.72.72 84 81 Fax : 04 72 72 89 69 Pascal.koiran@ens-lyon.fr Secrétariat : Fatine Latif - latif@math.univ-lyon1.fr
MEGA	MECANIQUE, ENERGETIQUE, GENIE CIVIL, ACOUSTIQUE M. Jean Louis GUYADER Secrétariat : M. LABOUNE PM : 71.70 –Fax : 87.12	M. Jean Louis GUYADER INSA de Lyon Laboratoire de Vibrations et Acoustique Bâtiment Antoine de Saint Exupéry 25 bis avenue Jean Capelle 69621 VILLEURBANNE Cedex Tél :04.72.18.71.70 Fax : 04 72 18 87 12 mega@lva.insa-lyon.fr
ScSo	ScSo* M. BRAVARD Jean Paul Insa : J.Y. TOUSSAINT	M. BRAVARD Jean Paul Université Lyon 2 86 rue Pasteur 69365 LYON Cedex 07 Tél : 04.78.69.72.76 Fax : 04.37.28.04.48 Jean-paul.bravard@univ-lyon2.fr

*ScSo : Histoire, Géographie, Aménagement, Urbanisme, Archéologie, Science politique, Sociologie, Anthropologie

Remerciements

Je tiens à remercier en premier lieu Quentin Leclère et Etienne Parizet, pour leur encadrement et pour la confiance qu'ils m'ont accordée. Mes remerciements vont également à Jean-Louis Guyader, directeur du LVA, pour m'avoir accueilli au sein de son équipe et pour avoir mis à ma disposition tous les moyens techniques du laboratoire. Je me souviendrai toujours de la bonne ambiance du LVA. Pour ça, je remercie tous les membres du laboratoire : enseignants-chercheurs, personnel technique, personnel administratif, doctorants et étudiants étrangers. Je remercie la Région Rhône-Alpes qui a financé mes recherches pendant 3 ans, et l'Institut Français du Pétrole qui a gracieusement mis du GTL à ma disposition. Je remercie bien sûr Jérôme Antoni et Mohamed El Badaoui d'avoir accepté de faire la relecture de ce rapport. Je leur suis reconnaissant pour le temps qu'ils ont consacré à ce travail. Je remercie également Emmanuel Foltete, Laurent Polac et Laurent Simon d'avoir participé à mon jury de soutenance. Je les remercie pour l'intérêt porté à mon travail. Pour la même raison, je remercie tous ceux qui ont assisté à ma soutenance, et tous ceux qui liront ce rapport. Je dédie cette thèse à toute ma famille, qui m'a toujours encouragé.

Table des matières

Introduction	1
I Contexte scientifique et théorie du spectrofiltre	5
1 Vibroacoustique des moteurs Diesel	7
1.1 Fonctionnement du moteur Diesel	7
1.1.1 Principe de fonctionnement du moteur Diesel	7
1.1.2 Particularités du moteur Diesel	7
1.1.3 Description du cycle du moteur Diesel	8
1.2 Sources vibratoires du moteur Diesel	11
1.2.1 Pressions-cylindre	11
1.2.2 Efforts d'inertie	14
1.2.3 Basculement de piston	15
1.2.4 Injection	17
1.2.5 Pressions pulsées	18
1.2.6 Distribution	18
1.2.7 Bilan sur les sources vibratoires	19
1.3 Bruit de combustion et bruit mécanique	20
1.4 Bilan	23
2 Approche stochastique des signaux issus d'un moteur Diesel	25
2.1 Généralités	25
2.1.1 Définitions	25
2.1.2 Intérêt de l'approche stochastique	25
2.2 Description statistique des processus stochastiques	26
2.2.1 Moments statistiques	26
2.2.2 Stationnarité	27
2.2.3 Moments temporels d'un processus stochastique	28
2.2.4 Ergodicité	31
2.2.5 Cyclostationnarité	32
2.2.6 Moments cyclostatistiques	33
2.2.7 Moments cycliques	35
2.2.8 Cycloergodicité	38
2.2.9 Bilan et implications pour la suite de l'étude	39

2.3	Décomposition des signaux CSL	40
2.3.1	Extraction de la partie CS1	40
2.3.2	Extraction de la partie PCS2	43
2.4	Modélisation CSL des signaux issus d'un moteur Diesel	45
2.4.1	Justification théorique	45
2.4.2	Mise en évidence de la propriété CSL	47
3	Méthodes envisageables pour séparer le bruit de combustion et le bruit mécanique	53
3.1	Méthodes de séparation de sources	53
3.1.1	Méthodes aveugles	53
3.1.2	Méthodes éclairées	53
3.2	Le filtre optimal de Wiener	55
3.3	Le spectrofiltre	56
3.3.1	Identification de système et soustraction de bruit	56
3.3.2	Erreur aléatoire	58
3.3.3	Erreur de biais	59
3.3.4	Bilan	60
4	Extraction du bruit de combustion avec le spectrofiltre	61
4.1	Cas d'un moteur monocylindre	61
4.2	Cas d'un moteur multicylindre	62
4.3	Justification de l'usage du spectrofiltre	64
4.4	Possibles adaptations du spectrofiltre	65
4.4.1	Le corrélofiltre	65
4.4.2	Le spectrofiltre à facteur d'oubli	66
4.4.3	Les filtres variants	66
4.4.4	Bilan	67
4.5	Spectrofiltre calculé avec la partie aléatoire des signaux	67
4.5.1	Principe de la méthode	67
4.5.2	Justification théorique de la méthode	68
4.6	Echantillonnages temporel et angulaire	71
4.6.1	Echantillonnage angulaire direct	71
4.6.2	Echantillonnage angulaire <i>a posteriori</i>	73
4.6.3	Echantillonnage angulaire direct Vs <i>a posteriori</i>	75
4.6.4	Echantillonnage temporel Vs angulaire	76
II	Validation et application du spectrofiltre	79
5	Séparation de sources cohérentes et entrelacées dans le plan temps-fréquences	81
5.1	Position du problème	81
5.2	Résultats	84
5.2.1	Identification de filtre	84
5.2.2	Séparation de sources	86

6	Validation de la méthode sur des bruits de moteur Diesel de synthèse	89
6.1	Protocole expérimental	89
6.1.1	Indice de qualité d'extraction	89
6.1.2	Indéterminisme de l'erreur	90
6.1.3	Synthèse des bruits de moteur	90
6.2	Résultats	97
6.2.1	Erreur incompressible	97
6.2.2	Optimisation des fenêtres d'analyse	99
6.2.3	Effet du niveau de bruit de mesure	107
6.2.4	Effet du niveau de bruit mécanique	109
6.2.5	Effet de la synchronisation entre la combustion et le basculement de piston	110
6.2.6	Effet du régime	114
6.2.7	Effet de la cartographie d'injection	116
6.2.8	Effet de la durée des signaux	118
6.2.9	Effet du rééchantillonnage angulaire des signaux	119
7	Validation de la méthode sur des bruits de moteur Diesel réels	121
7.1	Dispositif expérimental	121
7.1.1	Banc moteur	121
7.1.2	Signaux mesurés	121
7.2	Validation de la méthode par le critère de causalité	125
7.2.1	Mesure de la causalité par l'indice κ	125
7.2.2	Comportement de κ sur les bruits de synthèse	125
7.2.3	Comportement de κ sur les bruits réels	127
7.3	Validation de la méthode par le critère de robustesse	127
7.3.1	Mesure de la causalité par l'indice ν	127
7.3.2	Comportement de ν sur les bruits de synthèse	129
7.3.3	Comportement de ν sur les bruits réels	129
8	Application du spectrofiltre en conditions réelles	131
8.1	Effet du point de fonctionnement sur les transferts vibratoires de combustion	131
8.2	Effet du point de fonctionnement sur la composition du bruit de moteur	133
8.2.1	Paramètres influençant le bruit global du moteur	133
8.2.2	Paramètres influençant la composition du bruit du moteur	137
8.2.3	Bilan	144
	Conclusions et perspectives	145

Introduction

Jusqu'au début des années 1990, les moteurs Diesel équipaient principalement les véhicules utilitaires. Ces moteurs étaient appréciés pour leur robustesse, leur couple important et leur faible coût vis-à-vis de la consommation de carburant (le prix de l'essence était environ 50% plus élevé que celui du gasoil). Cependant, ils étaient loin d'égaliser les moteurs à allumage commandé¹ en termes d'agrément de conduite. Ils nécessitaient un temps de préchauffage non négligeable, leur accélération était poussive, et ils généraient de forts niveaux de bruit et de vibrations à l'intérieur du véhicule. De plus, ils généraient une importante pollution atmosphérique et sonore qui leur donnait une mauvaise image auprès des usagers de véhicules personnels. Ils émettaient un bruit très caractéristique, particulièrement impulsif et irrégulier, considéré comme agressif et peu élégant [LdPP⁺98, Has04, HG04, ASHT05, BH05, SNHA07]. Au final, les utilisateurs de véhicules personnels préféraient les moteurs à allumage commandé, d'autant plus que le prix de l'essence n'était pas encore trop dissuasif. Les caractéristiques acoustiques du moteur Diesel sont principalement dues au processus de combustion du gasoil [RP04, RPPS04, Ren04, SWH04, ASHT05, SNHA07]. Dans ces moteurs, le carburant s'auto-enflamme sous l'effet d'une compression très importante. La combustion résultante est brusque et violente, et peut présenter des irrégularités causées par des conditions thermodynamiques instables (composition du mélange et répartition des gaz frais dans la chambre de combustion, température, etc...). Dans les moteurs à allumage commandé, la combustion est amorcée par un arc électrique et le front de flamme se propage de manière plus graduelle. De plus, la compression nécessaire est largement moins importante. Par conséquent, les fluctuations de pression sont moins violentes que dans le moteur Diesel, et elles génèrent moins de vibrations. D'autre part, l'attelage mobile est moins massif dans les moteurs à allumage commandé. Les vibrations causées par les forces d'inertie et par les impacts² sont donc également réduites.

Au cours des deux dernières décennies, le moteur Diesel a gagné en popularité grâce à la conjoncture économique et aux avancées technologiques dont il a bénéficié. A l'heure actuelle, en France et en Allemagne, les moteurs Diesel équipent 70% des véhicules neufs. Le prix des carburants a fortement augmenté et l'écart s'est réduit entre le prix du gasoil et celui de l'essence, mais le gasoil reste moins onéreux. La consommation en carburant est maintenant devenue un facteur décisif à l'achat d'un véhicule, même pour les particuliers qui utilisent relativement peu leur véhicule. Par ailleurs, le moteur Diesel est devenu moins polluant et

1. Les moteurs à allumage commandé sont les moteurs à essence.

2. Ces impacts sont permis par les jeux d'appariement qui sont nécessaires pour permettre aux pièces mobiles de se dilater sous l'effet de la température sans enrayer le moteur. Ils peuvent avoir lieu, par exemple, entre deux engrenages ou entre les pistons et la face interne des cylindres.

moins bruyant grâce aux efforts de recherche engagés par les constructeurs pour respecter des normes environnementales européennes de plus en plus contraignantes³. L'injection du gasoil a été repensée ; Les injecteurs-pompe ont permis d'améliorer les performances des moteurs en augmentant les pressions d'injection. Le système de rampe commune (*common rail* en anglais) a facilité le recours aux injections multiples qui offrent un meilleur contrôle de la combustion. Le rendement du moteur a ainsi pu être optimisé, tout en réduisant les pollutions atmosphérique et sonore. Les moteurs Diesel de nouvelle génération surpassent les moteurs à allumage commandé en termes de couple, de fiabilité et de durabilité. En moyenne, ils consomment moins de carburant que les moteurs à allumage commandé (réduction de 30%) et ils émettent moins de CO₂ (réduction de 25%) [ACE04, HG04, ASHT05, SNHA07]. Ils sont donc plus rentables et plus écologiques. Leur niveau sonore a fortement baissé, en revanche leur qualité sonore reste inférieure à celle des moteurs à allumage commandé.

Actuellement, la qualité sonore s'impose de plus en plus comme un critère de choix pour les clients. Le développement du *design* sonore, qui est particulièrement visible dans le domaine de l'automobile, en témoigne (travail des bruits de claquement de portières et du bruit de moteur en particulier). Dans ce contexte et d'un point de vue commercial, la qualité sonore du moteur Diesel pourrait devenir son principal défaut [RP04, RPPS04, BH05, BH07]. Ce paramètre dépendant fortement de la combustion, les constructeurs espèrent pouvoir isoler la contribution de cette source sonore, ce qui permettrait son analyse/optimisation acoustique [Has04]. Le complémentaire du bruit de combustion est appelé 'bruit mécanique' [Rus82, KZMK97, EBDGS05, ABGW06, PLP06]. La séparation de ces deux bruits est envisageable avec un outil de traitement du signal appelé 'spectrofiltre' [RPPS04, Ren04, EBDGS05, ABGW06, PLP06, PLP07]. Les signaux de pression-cylindre⁴ comportent une manifestation directe de la combustion. Le spectrofiltre fournit une estimation du bruit de combustion en isolant les composantes du bruit du moteur qui sont cohérentes avec les pressions-cylindre. Le principal inconvénient de cette méthode provient d'une cohérence non-négligeable entre le bruit de combustion et le bruit mécanique⁵ ; le bruit de combustion estimé est donc entâché de bruit mécanique. Russell [Rus82] et Albright [Alb95] ont eu l'idée d'introduire un délai aléatoire dans l'injection du carburant pour décorréliser ces deux bruits. Plus récemment, Antoni [ADGR02, Ant09] et El Badaoui [EBDGS05] ont proposé de calculer le spectrofiltre à partir de la partie non-déterministe des signaux. Notre étude constitue une validation théorique et expérimentale de cette méthode.

La première partie de ce document expose le contexte scientifique de notre étude. Elle commence par une revue des principales sources sonores du moteur Diesel. Elle développe ensuite la théorie de la cyclostationnarité, qui est une propriété fondamentale des machines tournantes, et qui justifie l'emploi du spectrofiltre. Cet outil est ensuite introduit, avec une argumentation théorique de la méthode proposée. La seconde partie de ce document est consacrée à sa vali-

3. Cette tendance se poursuit actuellement avec les normes EURO V et EURO VI qui doivent entrer en vigueur en 2009 et 2014.

4. La 'pression-cylindre' désigne la pression régnant à l'intérieur d'une chambre de combustion

5. Le bruit de basculement de piston est une source majeure de bruit mécanique, et il est particulièrement cohérent avec le bruit de combustion [CCH75, ABRT80, Rus82, Alb95, Lec03].

dation expérimentale. Cette partie aborde également l'optimisation de la méthode vis-à-vis des paramètres de traitement du signal. Pour finir, la méthode est appliquée à l'analyse des bruits de moteur Diesel. Leur contenu, *i.e.* l'importance relative du bruit de combustion et du bruit mécanique, est étudié relativement au point de fonctionnement du moteur. Les transferts vibratoires de la combustion et leurs variations sont également examinés en fonction des mêmes paramètres.

Première partie

Contexte scientifique et théorie du spectrofiltre

Chapitre 1

Vibroacoustique des moteurs Diesel

1.1 Fonctionnement du moteur Diesel

1.1.1 Principe de fonctionnement du moteur Diesel

Le moteur Diesel fait partie des moteurs à combustion interne. Ces moteurs comportent une ou plusieurs chambres de combustion, chacune étant délimitée par la culasse (en haut), la chemise du cylindre (surface latérale) et la tête de piston (en bas). Le piston est mobile et son mouvement alternatif est contrôlé par les forces de combustion et d'inertie. La position du piston détermine le volume de la chambre ; ses positions extrêmes sont appelées point mort haut (PMH) et point mort bas (PMB). Le volume de la chambre est respectivement minimal et maximal aux PMH et PMB. La chambre présente des lumières prévues pour l'admission des gaz frais et l'échappement des gaz brûlés. Ces lumières sont équipées de soupapes permettant leur ouverture ou leur fermeture. Les soupapes sont généralement actionnées par un arbre à cames. La combustion du mélange air-gasoil se produit aux alentours du PMH ; elle crée une forte surpression qui repousse le cylindre vers le PMB. Ce mouvement est transformé en mouvement rotatif et transmis au vilebrequin par la bielle.

1.1.2 Particularités du moteur Diesel

La particularité du moteur Diesel se situe au niveau de l'allumage du mélange air-carburant. Le mélange est comprimé jusqu'à ce qu'il dépasse sa température d'auto-inflammation¹. Le moteur Diesel nécessite un rapport volumétrique² élevé, de l'ordre de 1/15 à 1/25, pour que cette auto-inflammation puisse se produire. A titre de comparaison, le rapport volumétrique d'un moteur à essence est de l'ordre de 1/5 à 1/10. Ce type de moteur ne nécessite pas d'atteindre des pressions aussi élevées puisque la combustion est initiée par un arc électrique ; on parle donc de moteur à allumage commandé. L'allumage se produit toujours au même endroit, là où la bougie produit l'arc électrique, et le front de flamme se propage progressivement dans la chambre. Les pressions atteintes sont beaucoup plus élevées, et l'inflammation est beaucoup plus brutale dans les moteurs Diesel ; ces moteurs doivent donc posséder une structure massive capable de résister à des forces colossales, ce qui entraîne un coût de production élevé.

1. la température requise est supérieure à 500°C.

2. rapport des volumes de la chambre de combustion entre le PMH et le PMB.

1.1.3 Description du cycle du moteur Diesel

Le moteur Diesel fonctionne selon un cycle à 4 temps : admission, compression, détente, échappement. Un cycle correspond à une combustion dans chaque chambre du moteur, deux aller-retour du piston et deux tours de vilebrequin, soit 720° d'angle vilebrequin ($^\circ AV$). Nous allons décrire ce cycle avec une approche mécanique et thermodynamique. L'approche mécanique s'appuiera sur la figure³ 1.2. Quant à l'approche thermodynamique, elle s'appuiera sur le diagramme de Clapeyron théorique (c.f. figure 1.1) qui décrit l'état des gaz contenus dans la chambre de combustion, en fonction de leur volume (abscisse V_{cyl}) et de leur pression (ordonnée P_{cyl}).

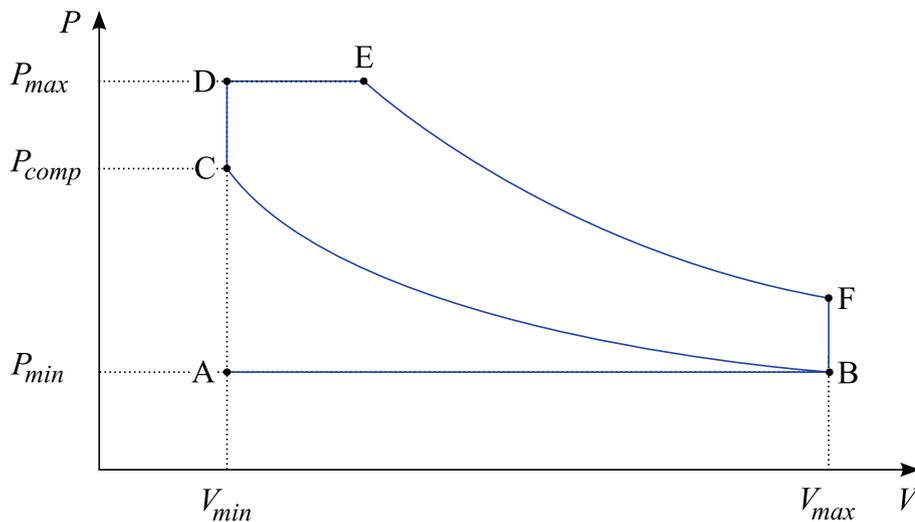


FIGURE 1.1 – Diagramme de Clapeyron théorique du cycle d'un moteur à 4 temps.

Premier temps : admission

L'admission correspond au remplissage de la chambre de combustion avec de l'air frais. Ce premier temps débute à l'ouverture de lumière d'admission, et finit à sa fermeture. Pendant ce temps, la lumière d'échappement reste fermée et le piston descend du PMH au PMB, augmentant ainsi le volume de la chambre. Ceci a pour effet d'aspirer de l'air frais par la lumière d'admission. Cette aspiration se fait naturellement dans le cas des moteurs classiques, au contraire des moteurs suralimentés⁴ qui sont équipés d'une turbine pour augmenter le débit d'air frais. La lumière d'admission s'ouvre quelques $^\circ AV$ avant le PMH, quand le piston finit sa montée. L'inertie des gaz frais leur permet de pénétrer la chambre de combustion malgré la montée du piston ; la quantité d'air frais admis est ainsi maximisée. Le délai angulaire entre l'ouverture de la lumière d'admission et le PMH est appelé 'avance à l'ouverture de l'admission' (AOA). L'inertie des gaz frais est également exploitée à la fin de l'admission : la lumière d'admission est fermée quelques $^\circ AV$ après le PMB, alors que le piston a déjà entamé sa remontée. Le délai angulaire entre le PMB et la fermeture de la lumière d'admission est appelé 'retard à la fermeture de l'admission' (RFA). Sur l'exemple d'épure circulaire de distribution

3. Cette figure correspond à un moteur à allumage commandé. Pour la rendre représentative d'un moteur Diesel, il suffit d'imaginer un injecteur à la place de la bougie d'allumage

4. les moteurs suralimentés sont les moteurs dits 'turbo'

donné en figure 1.3, l'AOA et le RFA sont de 5° AV et 31° AV, respectivement.

D'un point de vue thermodynamique, l'admission est une augmentation de volume à pression constante. Cette pression est sensiblement égale à la pression atmosphérique pour un moteur classique, et plus élevée pour un moteur suralimenté. Sur le diagramme de Clapeyron, l'admission correspond à la ligne horizontale (AB).

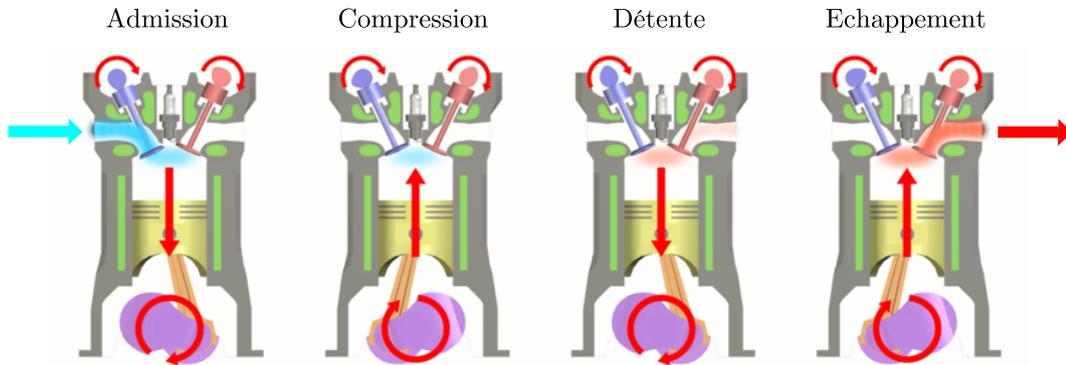


FIGURE 1.2 – Les 4 temps du cycle moteur.

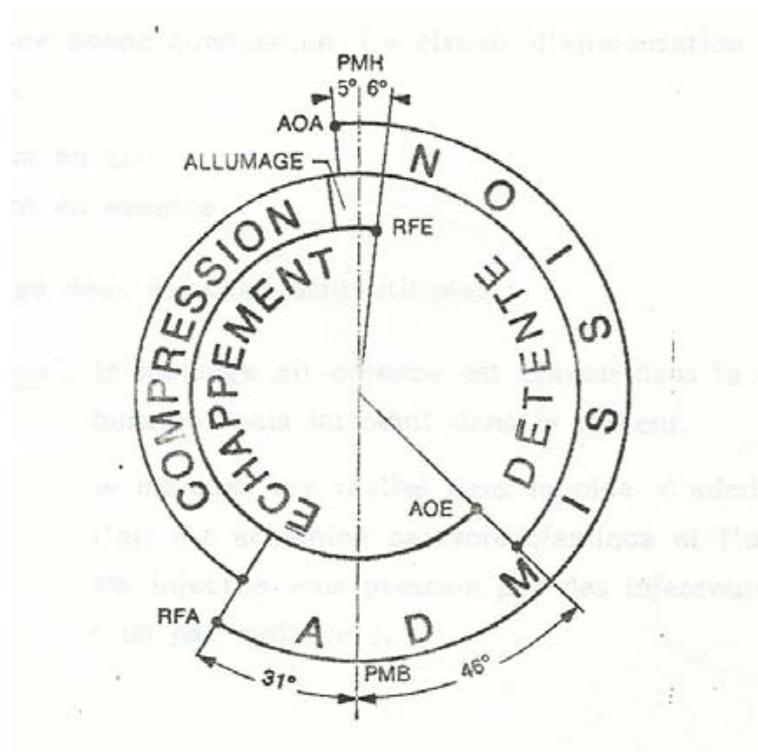


FIGURE 1.3 – Exemple d'épure circulaire de distribution.

Deuxième temps : compression

Le deuxième temps correspond à la compression de l'air frais. Il commence à la fermeture de la lumière d'admission et termine à l'inflammation du mélange. Pendant ce temps, le piston remonte vers le PMH alors que les lumières d'admission et d'échappement sont fermées. L'air contenu dans la chambre voit sa température augmenter à mesure qu'il est comprimé. Le gasoil est injecté sous haute pression à proximité du PMH et il s'enflamme très rapidement au contact de l'air chaud.

D'un point de vue thermodynamique, la compression est une augmentation de pression par diminution du volume. Sur le diagramme de Clapeyron, elle correspond à la courbe (BC).

Troisième temps : détente

Le troisième temps correspond à la détente des gaz brûlés. Il commence avec l'inflammation du mélange et se termine à l'ouverture de la lumière d'échappement. Pendant ce temps les lumières d'admission et d'échappement restent fermées, et le piston redescend vers le PMB sous l'effet des forces de combustion. La bielle transforme ce mouvement en rotation transmise au vilebrequin.

Sur le diagramme de Clapeyron, la détente correspond à la courbe (CDEF). Le segment vertical (CD) représente la phase de combustion rapide ; la surpression engendrée augmente tellement vite que le volume peut être considéré constant. Le segment horizontal (DE) représente la combustion principale ; la surpression augmente moins vite et elle est contrebalancée par la dépression due à l'augmentation du volume de la chambre (le piston redescend vers le PMB). La courbe (EF) représente la post-combustion, pendant laquelle la surpression augmente encore un peu mais en étant dominée par la dépression liée à la descente du piston. Le travail mécanique W_{meca} transmis au vilebrequin est théoriquement égale à l'intégrale de la courbe (CDEF) :

$$W_{meca} = \int_C^F P dV \quad (1.1)$$

Quatrième temps : échappement

Le quatrième et dernier temps correspond à l'échappement, *i.e.* à l'expulsion des gaz brûlés hors de la chambre de combustion. Il commence à l'ouverture de la lumière d'échappement et il prend fin à l'ouverture de la lumière d'admission. Pendant ce temps le piston remonte vers le PMH, ce qui a pour effet de chasser les gaz par la lumière d'échappement. Cette lumière est ouverte quelques °AV avant le PMB afin d'optimiser l'expulsion des gaz en exploitant la surpression résiduelle. Le délai angulaire entre l'ouverture de la lumière d'échappement et le PMB est appelé 'avance à l'ouverture de l'échappement' (AOE). La lumière d'échappement est fermée quelques °AV après l'ouverture de la lumière d'admission, et l'air frais pousse les gaz brûlés résiduels hors de la chambre. Le délai angulaire entre l'ouverture de la lumière d'admission et la fermeture de la lumière d'échappement est appelé 'croisement de soupapes'. Le délai angulaire entre le le PMH et la fermeture de la lumière d'échappement est appelé 'retard à la fermeture de l'échappement' (RFE). L'AOE, le RFE et le croisement de soupapes sont de 46 °AV, 6 °AV et 11

°AV respectivement sur l'exemple donné en figure 1.3.

Sur le diagramme de Clapeyron, l'échappement correspond à la courbe (FBA). Le segment vertical (FB) représente la dépression rapide lorsque la lumière d'échappement est ouverte. Le segment horizontal (BA) représente la diminution de volume à pression constante lorsque le piston remonte vers le PMH alors que la lumière d'échappement est ouverte.

1.2 Sources vibratoires du moteur Diesel

Le vibroacousticien voit le moteur Diesel comme un ensemble de sources vibratoires, dont la diversité explique la complexité du bruit émis. Ces sources peuvent être hiérarchisées selon l'importance de leur contribution. Les forces de combustion et d'inertie sont des sources majeures à l'origine des bruits de combustion et de basculement de piston. L'injection, la distribution et les pressions pulsées contribuent au bruit dans une moindre mesure.

1.2.1 Pressions-cylindre

Dans les cylindres, la remontée du piston et la combustion provoquent une montée en pression si brusque que ses effets sont comparables à ceux d'un choc mécanique [Ric31, Ric68, RH85, TC82]. Ces chocs excitent la structure du moteur en vibrations, via les surfaces internes de la chambre de combustion : culasse et chemise du cylindre (voie haute), et tête de piston (voie basse). Ces vibrations sont ensuite rayonnées en 'bruit de combustion'. La combustion est plus sévère à haut régime et sous forte charge, ce qui renforce le bruit de combustion.

Trace temporelle et spectre des pressions-cylindres

Dans le domaine temporel, une pression-cylindre $P(t)$ est un signal quasi-périodique si le moteur fonctionne en régime stabilisé. Il est constitué d'une série de pics représentant la compression/détente et la combustion qui se produisent à chaque cycle du moteur. La périodicité de ce signal lui confère un spectre discret dont les raies sont séparées de $\Omega/120$ Hz, où Ω est la vitesse de rotation du moteur en tr/min. Les raies sont donc très rapprochées et le spectre peut être considéré continu. L'énergie des pressions-cylindre est concentrée dans les basses fréquences (c.f. figure 1.4). L'autospectre $S_{PP}(f)$ a un maximum qui correspond à sa composante continue, et qui est proportionnel à la pression maximale, P_{\max} [Cra63, TC82, LPLG06]. Cela se vérifie sur la figure 1.4 : on relève un rapport 2 entre les P_{\max} sous charges maximale et minimale, ce qui se traduit par une différence de 6 dB sur les maxima des autospectres. Le pic énergétique des pressions-cylindre (en temps et en fréquences) est donc contrôlé par la charge. Les pressions-cylindre présentées ont été mesurées sur un moteur suralimenté ; La suralimentation, qui se déclenche sous forte charge, contribue à l'augmentation de P_{\max} . L'énergie de $S_{PP}(f)$ décroît rapidement avec la fréquence. Sa partie basses et moyennes fréquences (BF et MF) est contrôlée par le gradient de pression maximal, $|\dot{P}(t)|_{\max}$ [Cra63, TC82, LPLG06]. La compression/détente est plus rapide à haut régime, donc $|\dot{P}(t)|_{\max}$ est plus grand. Par ailleurs, la combustion est plus sévère sous forte charge, ce qui augmente aussi $|\dot{P}(t)|_{\max}$. En somme, la montée en régime et le chargement renforcent $S_{PP}(f)$ en MF et HF. Au-delà de 4 kHz, le spectre est relativement plat,

même s'il présente des bosses qui correspondent aux modes de résonance des chambres de combustion. Ces modes hautes fréquences (HF) sont mal localisés car le volume de la chambre évolue au cours du cycle moteur. Ils sont plus sollicités à haut régime et sous forte charge puisque ces points de fonctionnement impliquent des fortes valeurs de $|\dot{P}(t)|_{\max}$, et donc une forte excitation en HF.

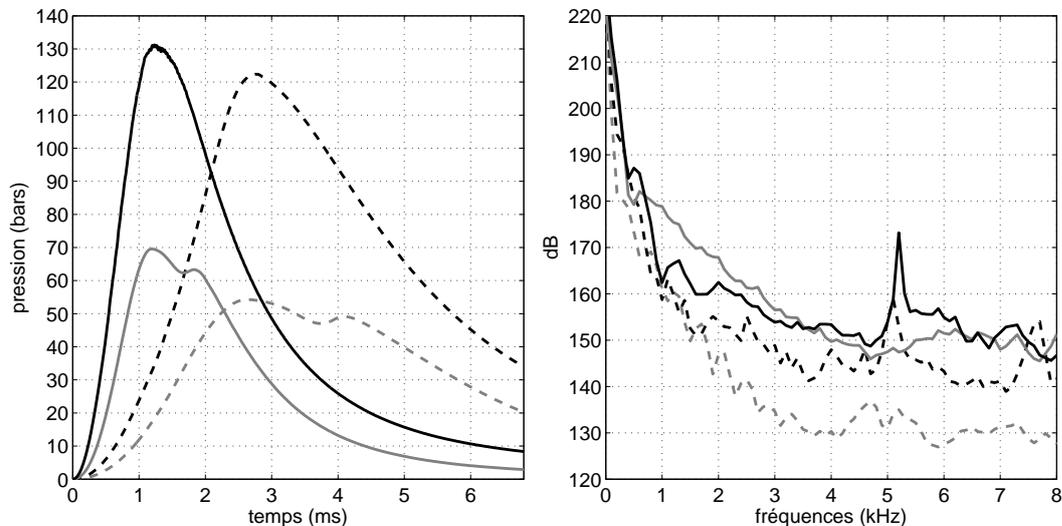


FIGURE 1.4 – Effet du point de fonctionnement sur un signal de pression-cylindre $P(t)$ dans les domaines temporel et fréquentiel. Graphe de gauche : un profil de la pression-cylindre $P(t)$. Graphe de droite : autospectre $10 \cdot \log |S_{PP}(f)|$. Points de fonctionnement : 1300 tr/min (traits pointillés) et 2800 tr/min (traits pleins) sous charge minimale (traits gris) et maximale (traits noirs).

Atténuation de structure

Le bloc moteur peut être vu comme un système linéaire dont la pression-cylindre et le bruit de combustion constituent respectivement l'entrée et la sortie. Ce filtre linéaire est appelé 'atténuation de structure'. L'atténuation de structure varie peu entre des moteurs de technologies et cylindrées semblables [RH85]. Dans ce cas, l'atténuation de structure moyenne est représentative des moteurs considérés. La figure 1.5 (graphe du haut) représente une atténuation de structure standard, représentative des moteurs Diesel à injection directe, qui a été calculée par la firme AVL. L'atténuation est très forte puisqu'il s'agit de la fonction de transfert entre la pression-cylindre (de l'ordre de 100 bars) et la pression acoustique rayonnée à 1 mètre du moteur (de l'ordre du Pa). L'atténuation minimale est de l'ordre de 100 dB entre 2 kHz et 2,5 kHz. L'atténuation est importante dans les BF : elle augmente de 40 dB entre 2 kHz et 200 Hz, et elle augmente encore d'environ 25 dB entre 200 Hz et 20 Hz. Cette forte atténuation des BF s'explique par la rigidité des blocs moteur et par leurs dimensions modestes. Entre 2,5 kHz et 8 kHz, l'atténuation augmente d'environ 25 dB. Il n'est pas nécessaire d'estimer l'atténuation dans les HF, puisque le bruit de combustion a peu d'énergie dans cette bande de fréquences. En effet, les pressions-cylindre ont peu d'énergie HF (*c.f.* figure 1.4), et ce peu d'énergie est atténué par la structure du moteur.

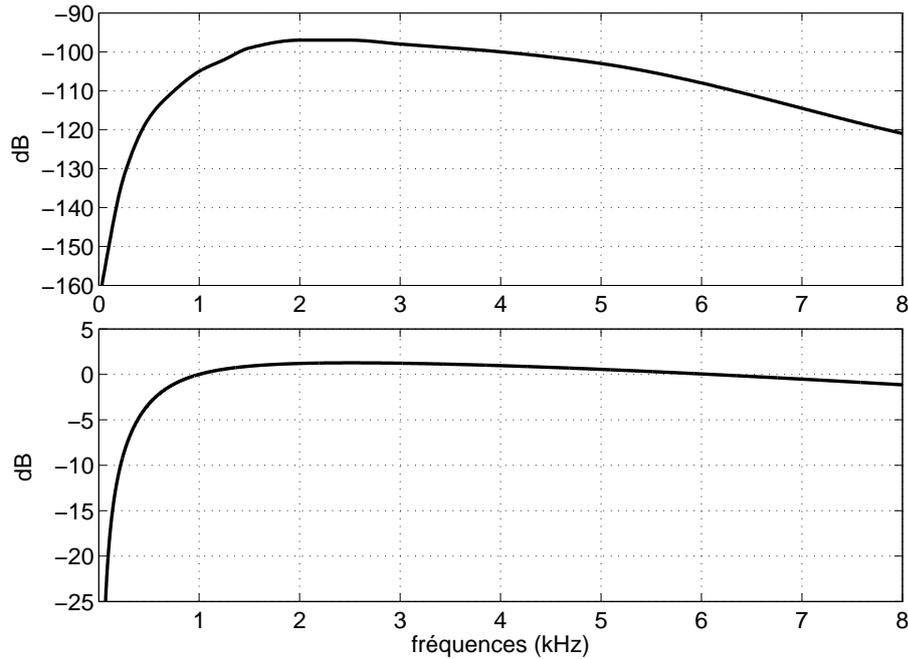


FIGURE 1.5 – Filtres intervenant dans le calcul du CNM. Graphe du haut : atténuation de structure standard pour les moteurs Diesel à injection directe (AVL). Graphe du bas : gabarit de la pondération A.

Bruit de combustion

L'oreille humaine perçoit les sons entre 20 Hz et 20 kHz, avec une sensibilité qui dépend de la fréquence. Cette sensibilité sélective est souvent décrite (en première approximation) par la pondération A, notamment dans l'industrie automobile. Cette pondération consiste à appliquer un filtre passe-bande $A(f)$, dont la résonance se situe autour de 2,5 kHz (*c.f.* figure 1.5). Les BF sont fortement atténuées : $A(f)$ perd 10 dB quand la fréquence décroît de 2,5 kHz à 250 Hz. $A(f)$ perd 35 dB supplémentaires entre 250 Hz et 20 Hz. Les HF sont moins atténuées : $A(f)$ perd seulement 2,5 dB entre 2,5 kHz et 8 kHz. Le bruit de combustion perçu a un spectre qui peut être estimé en pondérant celui de la pression-cylindre par l'atténuation de structure standard et $A(f)$. La figure 1.6 montre des autospectres de bruit de combustion estimés ainsi, à partir des autospectres de pression-cylindre représentés en figure 1.4. Les pressions-cylindre ont une énergie concentrée en BF, mais l'atténuation de structure et la sensibilité de l'oreille tendent à équilibrer le spectre du bruit de combustion perçu. L'effet du point de fonctionnement sur la pression-cylindre se répercute sur le bruit de combustion, mais il est pondéré par l'atténuation de structure et $A(f)$. La figure 1.6 met en évidence l'importance, au niveau du bruit de combustion perçu, des modes de résonance des chambres de combustion. Ces modes ressortent particulièrement sous forte charge, entre 5 kHz et 5,5 kHz. Renard [Ren04] a observé les effets de l'injection (et donc de la charge) sur les vibrations engendrées par la combustion. Afin de faire ressortir ces vibrations, l'accéléromètre de mesure était placé sur le carter-cylindres, et le basculement de piston était minimisé en réduisant le jeu d'appariement du piston et du cylindre. Le paramètre *injection* prenait trois modalités : *injection coupée*, *injection standard* et *injection renforcée*. Dans le premier cas, la combustion était empêchée mais la compression/détente avait lieu. Dans le troisième cas, la

pression d'injection était augmentée. D'après Renard, la compression/détente génère des vibrations en-dessous de 1 kHz, alors que la combustion génère des vibrations entre 1 kHz et 7 kHz, renforcées au-dessus de 2 kHz dans le cas d'une forte charge. Le niveau du bruit de combustion peut être estimé à partir de l'autospectre obtenu par pondération de $S_{PP}(f)$. Cette procédure, couramment utilisée par les ingénieurs, est connue sous l'appellation CNM (pour *Combustion Noise Meter* en anglais [Cen91, LPLG06]). Les autospectres de la figure 1.6 donnent des CNM de 70 dB(A) à 1300 tr/min sous charge minimale, 75 dB(A) à 1300 tr/min sous charge maximale, 86 dB(A) à 2800 tr/min sous charge minimale, et 82 dB(A) à 2800 tr/min sous charge maximale.

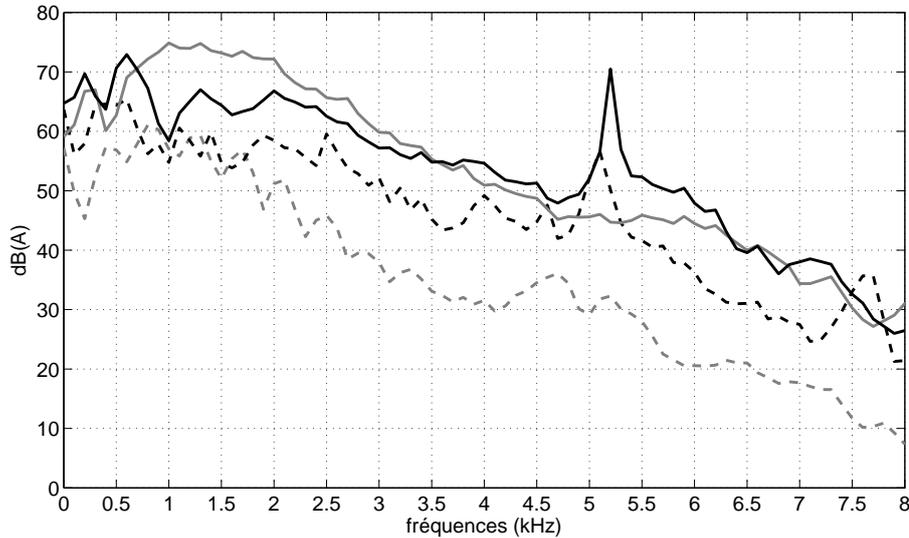


FIGURE 1.6 – Effet du régime moteur sur le bruit de combustion. Autospectres estimés par le CNM à 1300 tr/min (traits pointillés) et 2800 tr/min (traits pleins) sous charge minimale (traits gris) et maximale (traits noirs).

1.2.2 Efforts d'inertie

La masse de l'attelage mobile (piston, bielle, vilebrequin) s'oppose à sa mise en mouvement, ce qui se traduit par des efforts d'inertie. Ces efforts dépendent de la conception des pièces concernées (géométrie et répartition de la masse, *c.f.* [Swo84]) et de leur cinématique. Le vilebrequin est soumis à des efforts d'inertie contenus dans le plan normal à son axe de rotation. Ces efforts sont transmis au bloc moteur par l'intermédiaire des paliers vilebrequin du carter (efforts notés $F_{x/\text{palier}}$ et $F_{y/\text{palier}}$ sur la figure 1.7). Le jeu d'appariement entre le piston et le cylindre introduit un degré de liberté transversal dans la cinématique du piston. Par conséquent, celui-ci est soumis à des efforts d'inertie transversaux qu'il transmet au carter-cylindres quand il frotte contre la paroi du cylindre (efforts notés $F_{x/\text{fût}}$ sur la figure 1.7). Les efforts d'inertie peuvent être calculés de façon analytique (*c.f.* référence [Lec03]). Ils ont des modules quasi-sinusoïdaux (*c.f.* figure 1.7), et ils contribuent fortement au 'bruit de bourdonnement'⁵ dans le cas d'une

5. Le bruit de bourdonnement est un son pur de fréquence égale à celle des combustions, *i.e.* le double de la fréquence de rotation du vilebrequin (pour un moteur à 4 temps et 4 cylindres).

architecture moteur où les cylindres sont alignés.

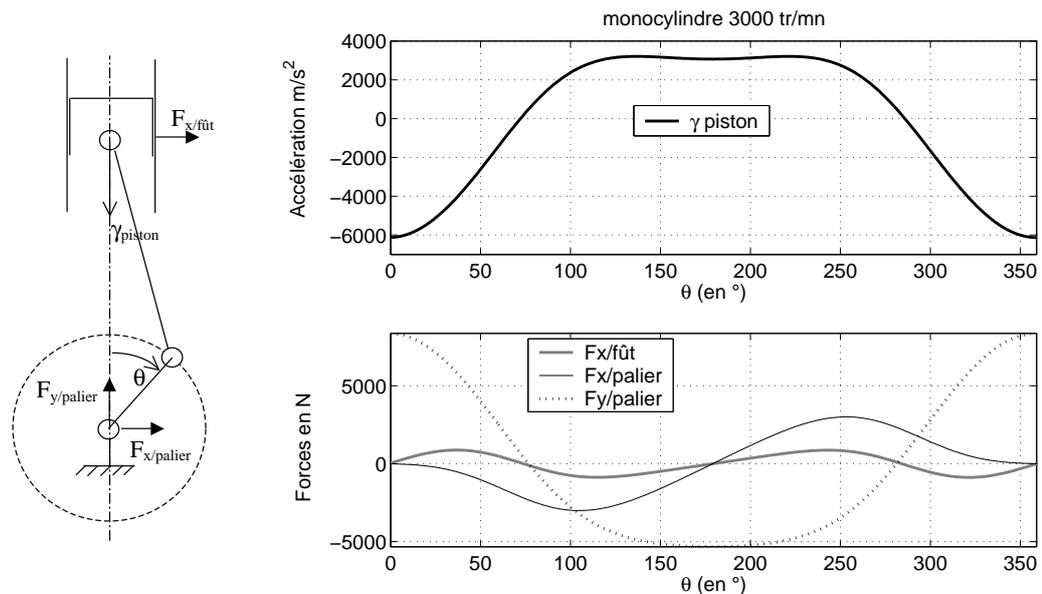


FIGURE 1.7 – Efforts d’inertie calculés par la dynamique du monocylindre à 3000 tr/mn. Source : [Lec03].

1.2.3 Basculement de piston

Le mouvement du piston est contrôlé par les forces de combustion et d’inertie. Ce mouvement n’est pas parfaitement rectiligne, puisqu’il existe un jeu d’appariement entre le piston et la chemise du cylindre. Ce jeu est prévu pour permettre la lubrification de la chemise ainsi que la libre dilatation du piston sous l’effet de la chaleur. Il introduit un degré de liberté transversal dans le mouvement du piston, qui peut le traverser et impacter la chemise. Ce phénomène est appelé ‘basculement de piston’. Le piston peut basculer par translation ou par rotation autour de sa liaison pivot avec la bielle (*c.f.* figure 1.8). Dans le second cas, deux impacts ont lieu : la tête du piston heurte une face de la chemise pendant que sa jupe heurte la face opposée.

Le basculement se produit à plusieurs reprises au cours du cycle moteur. Geng [GC05] a montré que le piston impacte la chemise six fois par cycle, *i.e.* aux alentours de 0, 180, 270, 360, 450 et 540 °AV (si 0 °AV repère le PMH avec combustion). L’impact aux alentours de 0 °AV est environ 100 fois plus énergétique que les autres, puisque les forces de combustion propulsent violemment le piston contre la chemise [Ant00]. La figure 1.9 permet de repérer tous les impacts qui se produisent lors d’un cycle de moteur à 4 cylindres. L’ordre d’allumage des cylindres est 1-3-4-2 et la référence 0 °AV est attribuée au PMH avec combustion du cylindre 1. Les impacts sont symbolisés par des flèches dont la hauteur représente l’intensité sur une échelle non-linéaire. On remarque que plusieurs impacts ont lieu simultanément dans des cylindres différents : un impact de forte intensité et trois impacts de faible intensité ont lieu simultanément aux alentours de 0, 180, 360 et 540 °AV. Deux impacts de moyenne intensité se produisent simultanément aux alentours de 90, 270, 450, et 630 °AV. En réalité, tous ces basculements

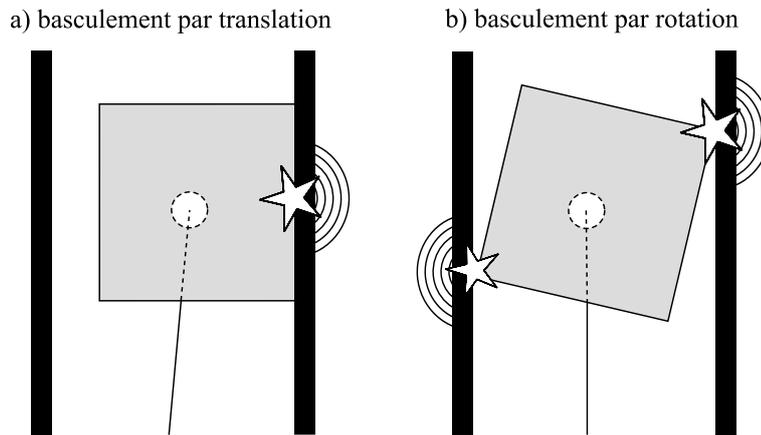


FIGURE 1.8 – Basculement du piston par translation et par rotation

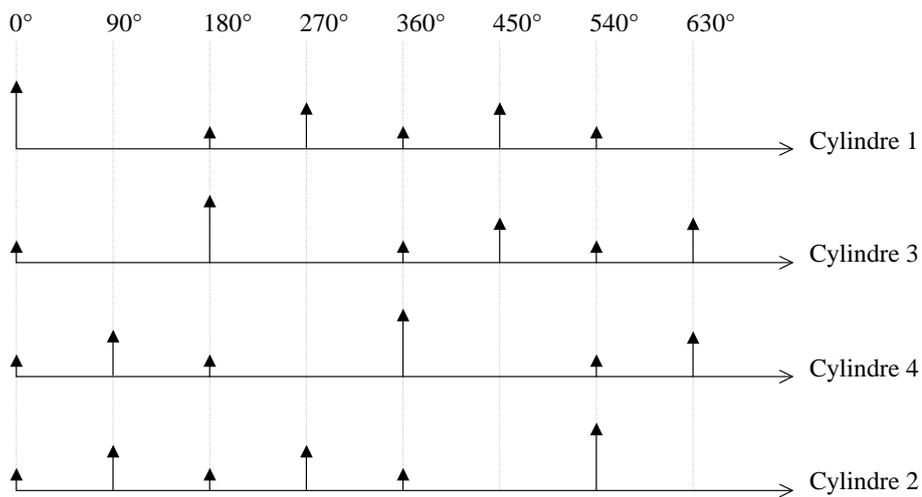


FIGURE 1.9 – Occurrence des basculements de piston pour un moteur à 4 cylindres.

se produisent aux alentours des angles indiqués ; ils n'ont aucune raison d'être parfaitement synchrones dans les différents cylindres.

Le basculement de piston génère un bruit dont le niveau croît avec la largeur du jeu d'appariement [HP74, YC83, NYS99]. Quand le jeu est large, le piston peut accélérer plus longtemps avant d'impacter la chemise. L'effet du jeu est plus important quand le moteur tourne à haut régime [Pri79]. Le jeu est maximal (quelques centièmes de millimètres) lorsque le moteur est froid, ce qui explique le caractère particulier du bruit produit par un moteur Diesel au démarrage : le bruit de basculement de piston y est prédominant. Le bruit de basculement diminue quand le moteur chauffe, car la dilatation du piston réduit le jeu. Renard [Ren04, RP04] a comparé les vibrations du carter-cylindres dans des conditions plus ou moins favorables au basculement, qui était contrôlé en jouant sur la largeur du jeu d'appariement. Afin de mieux faire ressortir les vibrations dues au basculement, la combustion était supprimée dans le cylindre étudié (en coupant son alimentation en carburant). Quand le jeu était large, les vibrations étaient renforcées entre 1,5 kHz et 2,5 kHz. Le basculement du piston est donc une source vibratoire

large-bande, à énergie maximale entre 1,5 kHz et 2,5 kHz. En réalimentant le cylindre en carburant, l'auteur a observé une augmentation d'énergie dans cette bande de fréquences, donc la combustion favorise bien le bruit de basculement. La poussée des gaz augmente l'énergie cinétique du piston, qui percute la chemise plus violemment. D'ailleurs, le basculement génère plus de bruit lorsque le moteur est suralimenté [HPP74, HSH79].

En 1965, Ungar et Ross [UR65] ont présenté un modèle de basculement basé sur la dynamique du système piston-bielle et la largeur du jeu d'appariement. Ce modèle représentait le basculement du piston par une translation. Ce modèle a ensuite été complété en y introduisant la rotation du piston autour de la tête de bielle [HH80, Had95]. Les modèles les plus récents tiennent compte de la raideur de la jupe du piston, de la lubrification de la chemise et des efforts de friction entre la jupe et la chemise [NYS99, CAK02]. Ces modèles ont été validés par des expériences où le piston et le cylindre étaient instrumentés pour pouvoir mesurer les mouvements et les forces impliqués dans le basculement [OKY89, NYA97, HT95]. Ces expériences ont permis de distinguer deux types de basculement : le claquement froid (ou croassement) et le crépitement. Le croassement correspond à un basculement unique. Le crépitement correspond à plusieurs allers-retours du piston entre les faces opposées de la chemise. Ces deux phénomènes sont à l'origine de bruits bien distincts : le croassement apparaît à bas régime et il génère un bruit BF à caractère tonal. Le crépitement apparaît à plus haut régime et il génère un bruit HF large-bande. Ces deux phénomènes ont été décrits dans les articles de Kamp et Spermann [KS95], et de Nakada [NYA97]. D'autres études ont tenté de reproduire le basculement de piston sur un moteur inerte. La première expérience de ce type a été montée par Haddad et Pullen en 1974 [HP74]. Dans leur expérience, le vilebrequin était bloqué de sorte à positionner le piston au PMH. Le piston était mis en mouvement par l'intermédiaire de la bielle, sur laquelle était fixée un pot vibrant. Le signal de commande appliqué au pot vibrant était varié, de façon à pouvoir simuler différents régimes moteur. Ce dispositif expérimental a été validé par les bonnes corrélations observées entre le bruit de basculement simulé de cette manière et le bruit de moteur enregistré à froid et à bas régime (condition où le bruit de basculement est prépondérant). Le dispositif expérimental mis en place par les équipes d'Okubo [OKY89] et Kanda [KOY90] diffère seulement de celui-ci dans la manière de mesurer les efforts injectés.

1.2.4 Injection

Dans les moteurs Diesel à injection indirecte, le gasoil est injecté dans une préchambre de combustion aménagée dans la culasse. Tous les constructeurs automobiles ont désormais adopté l'injection directe ; le gasoil est injecté directement dans la chambre de combustion, sous très haute pression : de 100 à 300 bars pour une injection directe classique, de 1000 à 2000 bars pour une injection à rampe commune (*common rail* en anglais), et plus de 2000 bars pour un injecteur-pompe. L'injection à rampe commune est caractérisée par un accumulateur à haute pression alimentant l'ensemble des cylindres. L'injection a lieu aux alentours du PMH, quand l'air est fortement comprimé. Les hautes pressions d'injection permettent de vaporiser le gasoil en fines goutelettes, ce qui optimise la combustion en rendant le mélange air-gasoil plus homogène et en facilitant les échanges thermiques. Le rendement du moteur s'en trouve amélioré, et sa pollution est diminuée puisqu'il rejette moins de gaz non-brûlés [BMMR03]. L'injection

est souvent réalisée en plusieurs étapes, *i.e.* de faibles quantités de gasoil sont injectées avant l'injection principale. Ces préinjections, appelées 'injections pilotes', se sont généralisées avec l'avènement de la technologie *common rail*. Les moteurs les plus sophistiqués utilisent jusqu'à cinq injections pilotes. Ces injections pilotes rendent la combustion plus graduelle, donc moins bruyante. De plus, elles permettent de mieux localiser l'allumage. La combustion du gasoil se rapproche ainsi de la combustion de l'essence dans les moteurs à allumage commandé, même si les pressions mises en jeu restent nettement supérieures. Le *common rail* et les injections pilotes représentent un progrès majeur dans l'évolution du moteur Diesel. Ce progrès technique a largement contribué au récent regain d'intérêt pour le moteur Diesel.

Le bruit d'injection est renforcé par les fortes pressions utilisées. Les injecteurs sont soumis à d'importantes forces de recul qui sont transmises au bloc moteur. Ces sollicitations s'apparentent à des chocs mécaniques, de par leur intensité et leur brièveté ; elles possèdent donc un spectre large-bande. Un second choc se produit à la fin de l'injection, lorsque l'aiguille de l'injecteur retombe violemment pour couper le débit de gasoil. Les deux chocs sont séparés d'un délai de 2 à 4 ms. D'après Renard [RP04], l'injection est la source sonore dominante autour de 4 kHz et au-delà. La réduction du bruit d'injection est prise en compte lors de la conception des injecteurs. Ce bruit s'étend sur la même bande de fréquences que le bruit de distribution (entre 1 kHz et 4 kHz) [FNHG04] et son niveau est relativement faible quand le capot du moteur est fermé [Zhe07].

1.2.5 Pressions pulsées

Les pressions pulsées sont des ondes acoustiques créées par l'ouverture et la fermeture subites des lumières d'admission et d'échappement. Ces ondes font vibrer les conduits d'admission et d'échappement ainsi que les gaz qui y circulent. Les bruits qui se propagent dans les gaz peuvent être entendus seulement à l'extrémité des conduits d'admission et d'échappement. Ces bruits appelés 'bruits de bouche' peuvent être réduits en plaçant des résonateurs de Helmholtz ou des silencieux dans les conduits [GLO]. Les bruits rayonnés par les conduits sont appelés 'bruits rayonnés'. L'ouverture et la fermeture des lumières sont cadencées par la rotation du moteur, donc les bruits générés par les pressions pulsées dépendent fortement du régime moteur. Par contre ils ne dépendent pas de son chargement [HKYA99], du moins pour les moteurs Diesel à aspiration naturelle. Dans le cas des moteurs suralimentés, le chargement pilote une turbine qui renforce l'admission d'air frais ; les pressions pulsées et le bruit qu'elles génèrent sont donc également renforcés quand le turbo se met en route. Ces bruits sont audibles depuis l'extérieur du véhicule.

1.2.6 Distribution

La distribution est le système qui actionne les soupapes. Il s'agit souvent d'un arbre à cames. Ce mécanisme induit des chocs mécaniques à l'ouverture et à la fermetures des lumières d'admission et d'échappement. A l'ouverture les chocs impliquent les cames et les soupapes ; à la fermeture ce sont les sièges de soupapes (partie de la culasse qui accueille la soupape) qui sont heurtées par les soupapes. D'autre part, la rotation de l'arbre à cames génère des efforts d'inertie qui sont transmis au bloc moteur au niveau des liaisons mécaniques. Ces chocs et ces efforts

d'inertie excitent le bloc moteur en vibration. Ces sollicitations dépendent du régime moteur, mais pas de son chargement. Par conséquent, il en va de même pour le 'bruit de distribution', qui s'entend surtout quand le moteur tourne au ralenti. Il est rayonné essentiellement par la culasse et le couvre-culasse, et son spectre s'étend entre 1 kHz et 4 kHz [Zhe07].

1.2.7 Bilan sur les sources vibratoires

Nous avons passé en revue les principales sources vibratoires du moteur Diesel, qui sont pour la plupart de nature impulsive : injection, pressions-cylindres, basculement de piston, distribution et pressions pulsées. Le diagramme des évènements (figure 1.10) représente l'ordre d'activation de ces sources impulsives. Il ne faut pas oublier les forces d'inerties, non représentées sur ce diagramme, qui excitent le bloc moteur de façon continue et quasi-sinusoïdale.

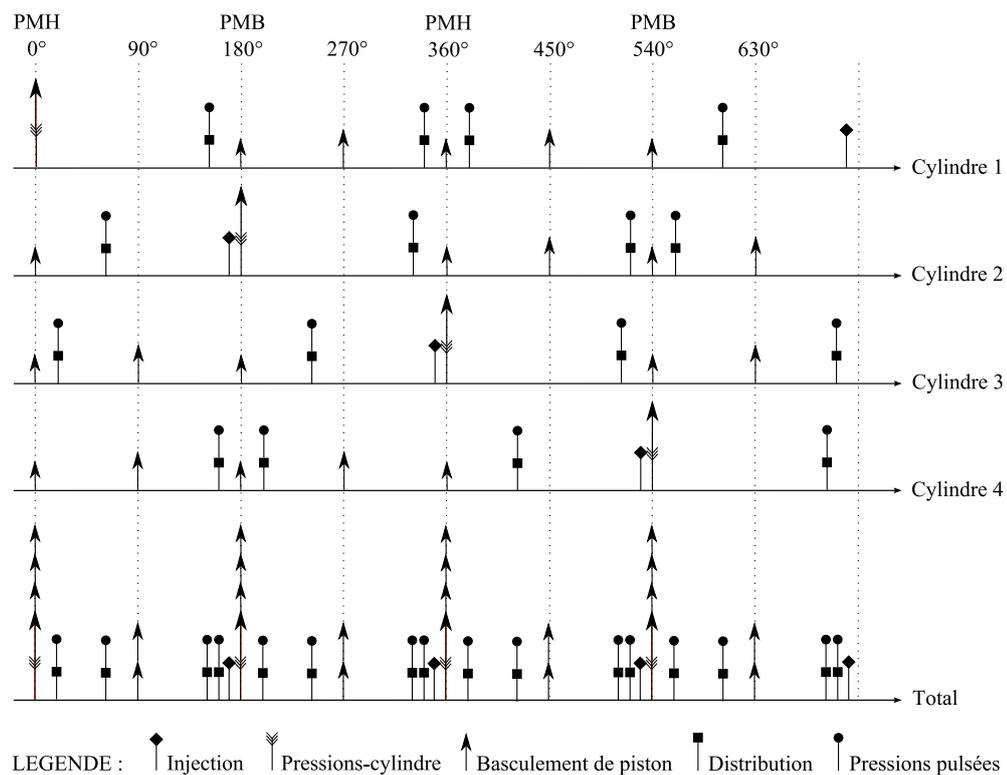


FIGURE 1.10 – Diagramme des évènements d'un moteur à 4 cylindres.

Ce diagramme simplifié, donné à titre indicatif, permet d'apprécier la densité et la diversité des excitations. Les marqueurs angulaires sont relatifs au cylindre 1. Dans ce cylindre, l'injection a lieu quelques °AV avant le PMH. La combustion se produit au PMH. La lumière déchappement est ouverte quelques °AV avant le PMB (AOE). La lumière d'admission est ouverte quelques °AV avant le PMH suivant (AOA) et la lumière d'échappement est fermée quelques °AV après ce PMH (RFE). La lumière d'admission est fermée quelques dizaines de °AV après le PMB suivant (RFA). L'ouverture ou la fermeture des lumières active deux sources : la distribution et les pressions pulsées. La chronologie des basculements de piston a déjà été discutée en section 1.2.3. La hauteur des bâtonnets relatifs à chaque source donne une idée de leurs intensités relatives.

En réalité, ces intensités dépendent du point de fonctionnement. La hiérarchie des sources peut évoluer en fonction du régime et de la charge. En réalité, dans les moteurs modernes à injection directe, des injections pilotes ont lieu avant l'injection principale ; le nombre d'injections, leur chronologie et la quantité de gasoil injectée dépendent du point de fonctionnement moteur. Cette cartographie est gérée par un système électronique. L'injection principale peut avoir lieu après le PMH. La chronologie et l'intensité de la combustion dépendent directement des réglages d'injection. L'excitation des pressions-cylindre comprend également la compression, dont le pic a toujours lieu au PMH ; par contre son intensité peut dépendre de la cartographie si le moteur est suralimenté. Afin de faciliter la lecture du diagramme, l'injection a été réduite à une injection principale se produisant quelques °AV avant le PMH, la combustion a lieu au PMH et la compression lui est assimilée.

1.3 Bruit de combustion et bruit mécanique

Une approche courante du bruit des moteurs consiste à le décomposer en trois composantes : le 'bruit de combustion', le 'bruit mécanique' et le 'bruit des accessoires' (c.f. figure 1.11).

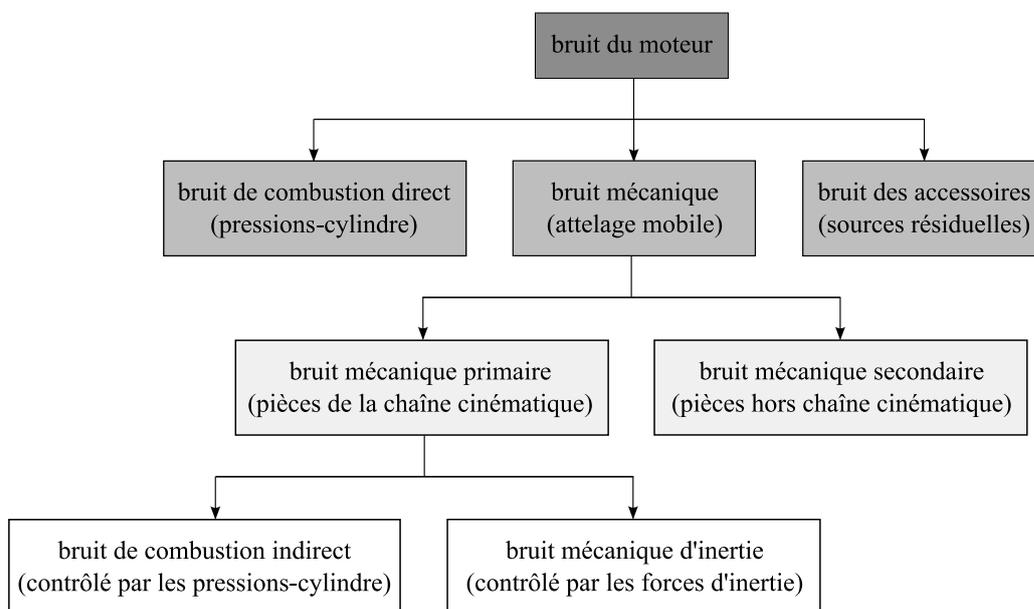


FIGURE 1.11 – Décomposition classique du bruit de moteur.

Les pressions-cylindre sont à l'origine du 'bruit de combustion direct', à distinguer du 'bruit de combustion indirect' qui est en réalité un bruit mécanique. Le bruit mécanique est généré par les chocs et par les forces d'inertie impliquant l'attelage mobile. On distingue le 'bruit mécanique primaire' du 'bruit mécanique secondaire'. Le premier est causé par la chaîne cinématique : piston, bielle, vilebrequin, etc. La dynamique de l'attelage mobile est contrôlée par les pressions-cylindre et par les forces d'inertie, donc le bruit mécanique primaire dépend fortement du point de fonctionnement (régime et charge). Le 'bruit de combustion indirect' est la partie du bruit mécanique primaire qui est contrôlée par les pressions-cylindre. La partie contrôlée par les forces d'inertie est appelée 'bruit mécanique d'inertie'. Le bruit mécanique

secondaire est généré par les pièces qui n'appartiennent pas à la chaîne cinématique (injecteur, pompe à eau, soupapes, etc). Ces sources sont pour la plupart indépendantes de la charge, mais ce n'est pas le cas de l'injection⁶ qui contribue fortement au bruit mécanique secondaire [HKYA99]. Le 'bruit des accessoires' est généré par les sources résiduelles, *e.g.* la circulation des fluides (gasoil, air, liquide de refroidissement, etc).

Notre étude porte sur le spectrofiltre, utilisé pour extraire le bruit de combustion direct. Ce filtre permet d'isoler la partie du bruit de moteur qui est cohérente avec les pressions-cylindre. D'après ce qui précède, le bruit isolé comprendra le bruit de combustion direct, mais aussi le bruit de combustion indirect et la partie du bruit mécanique secondaire qui dépend de la charge, *e.g.* le bruit d'injection. Nous cherchons à valider une adaptation du spectrofiltre lui permettant d'extraire uniquement le bruit de combustion direct. Hirano [HKYA99] introduit une décomposition du bruit de moteur qui convient mieux à notre étude ; le bruit de moteur est décomposé en deux composantes : le 'bruit de combustion' et le 'bruit mécanique' (*c.f.* figure 1.12).

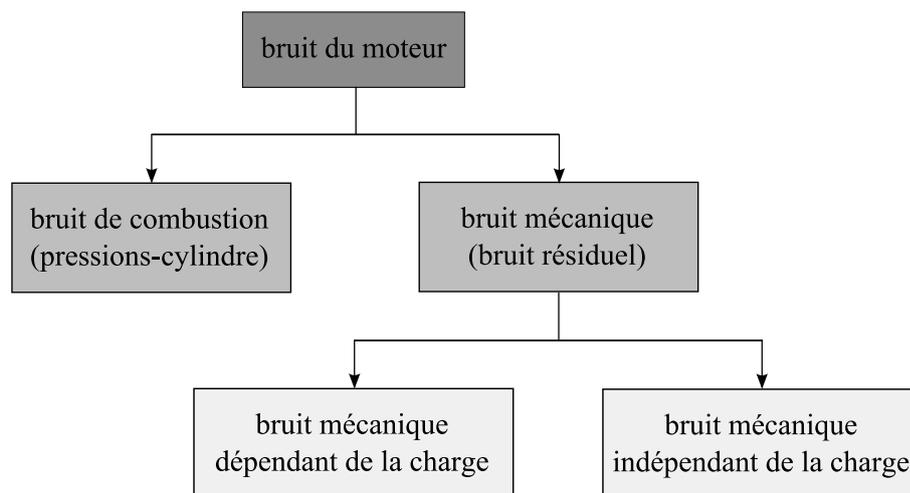


FIGURE 1.12 – Décomposition du bruit de moteur utilisée dans notre étude

Dans ce formalisme, qui a déjà été largement employé (*e.g.* [GL73, Rus82, EBDGS05, SLB05, ABGW06]), le 'bruit de combustion' correspond au bruit de combustion direct. Le 'bruit mécanique' est le bruit résiduel, lui-même décomposé en 'bruit mécanique dépendant de la charge' et 'bruit mécanique indépendant de la charge'. Le bruit mécanique dépendant de la charge correspond à la réunion du bruit de combustion indirect et de la partie du bruit mécanique secondaire qui dépend de la charge. Le basculement de piston et l'injection sont des sources de bruit mécanique dépendant de la charge. Enfin, le bruit mécanique indépendant de la charge correspond à la réunion du bruit des accessoires, du bruit mécanique d'inertie, et de la partie du bruit mécanique secondaire qui ne dépend pas de la charge. Les forces d'inertie, la distribution et les pressions pulsées sont des sources de bruit mécanique indépendant de la charge.

Hirano [HKYA99] a tenté de quantifier les contributions respectives du bruit de combustion, et du bruit mécanique dépendant et indépendant de la charge. L'auteur a mesuré le niveau du bruit de

6. La quantité de gasoil injectée est approximativement proportionnelle à la charge.

moteur en éteignant successivement certaines de ses sources. La configuration (a) correspondait au fonctionnement normal du moteur (toutes les sources étaient actives). Dans la configuration (b), le piston et la bielle étaient supprimés mais l'injection continuait de fonctionner. Le moteur était entraîné via le vilebrequin par un moteur électrique annexe. La configuration (c) était obtenue en éteignant la distribution et l'injection. Le niveau du bruit de combustion était estimé en comparant les niveaux mesurés en configurations (a) et (b). Le niveau sonore du bruit causé par l'injection, la distribution et les pressions pulsées était estimé en comparant les niveaux mesurés en configurations (b) et (c). La configuration (c) donnait le niveau du bruit indépendant de la charge. La quantité de carburant injectée étant approximativement proportionnelle à la charge, les variations de charge étaient simulées en variant la quantité de gasoil injecté. La distribution et les pressions pulsées étant des sources indépendantes de la charge, la comparaison de (b) et (c) donnait la variation du niveau de bruit d'injection en fonction de la charge. Les résultats de cette expérience sont résumés par la figure 1.13. Ils concernent un moteur Diesel à injection directe tournant à 2000 tr/min. Le niveau du bruit de combustion est une fonction d'abord croissante puis décroissante de la charge. A très faible charge (entre les marqueurs 0 et 1), le bruit mécanique indépendant de la charge prédomine, suivi par le bruit de combustion et le bruit mécanique dépendant de la charge est quasi-nul. Quand la charge augmente un peu (entre les marqueurs 1 et 3), le bruit de combustion prend le pas sur le bruit mécanique indépendant de la charge, et le bruit mécanique dépendant de la charge reste minoritaire. Si la charge augmente encore (entre les marqueurs 3 et 4), le bruit de combustion reste majoritaire mais le bruit mécanique dépendant de la charge prend le pas sur le bruit mécanique indépendant de la charge. Si la charge continue d'augmenter (entre les marqueurs 4 et 5), le bruit mécanique devient majoritaire. A forte charge, cette composante écrase complètement les deux autres. La plage de charge où le bruit de combustion domine le bruit mécanique est relativement étroite (entre les marqueurs 2 et 3)⁷. Cette expérience a permis d'identifier l'injection comme une source majeure du bruit mécanique dépendant de la charge. Le niveau sonore qu'elle engendre est approximativement proportionnel au carré de la charge. Les limites de ce protocole expérimental sont cependant à souligner : premièrement, la comparaison des configurations (b) et (c) ne donne pas accès au niveau absolu du bruit d'injection, mais seulement à ses variations en fonction de la charge. Pour pouvoir estimer ce niveau absolu, il aurait fallu comparer la configuration (b) avec une configuration supplémentaire (b') dans laquelle l'injection aurait été bloquée mais pas la distribution. Deuxièmement, en comparant les configurations (a) et (b), le bruit de combustion estimé comprend le bruit de basculement de piston, qui contribue largement au bruit de moteur [Ren04, Ant00]. Le bruit de combustion estimé par Hirano correspond donc plutôt à la réunion des bruits de combustion direct et indirect. Les contributions de ces deux composantes auraient pu être isolées en introduisant une configuration supplémentaire (a'), similaire à la configuration (b) hormis le fait que le piston et la bielle auraient été conservés pour que le basculement de piston puisse se produire. Cependant le basculement de piston observé aurait été moins important que dans une situation réelle avec combustion [Ren04, Ant00].

7. ceci n'est pas forcément vrai pour tous les régimes

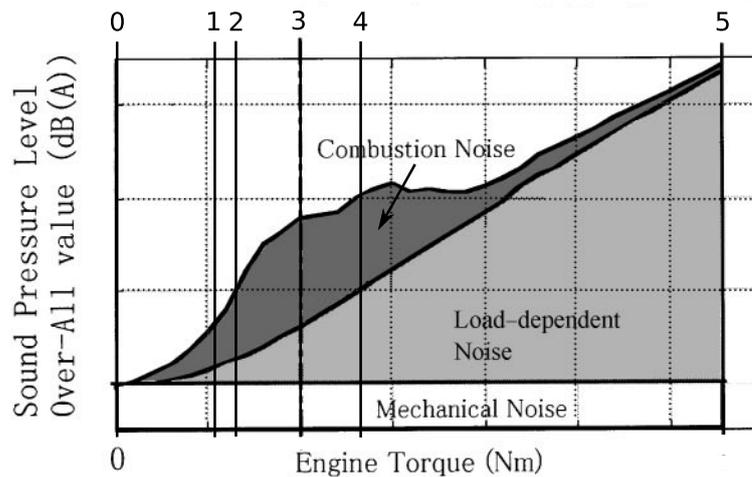


FIGURE 1.13 – Contribution des composantes du bruit de moteur, en fonction de la charge et à 2000 tr/min. Source : [HKYA99].

1.4 Bilan

Notre étude vise à séparer le bruit de combustion et le bruit mécanique d'un moteur Diesel. Le basculement de piston est largement reconnu comme la principale source de bruit mécanique [CCH75, GS64, HPP74, HH80, Had95, KOY90, LGP80, UR65, YC83]. Par conséquent, nous pourrions réduire notre problème à la séparation des bruits de combustion et de basculement. D'après Kanda [KOY90], ces deux bruits représentent environ 80% du bruit d'un moteur Diesel. Ils ont des niveaux comparables, dont le rapport dépend du point de fonctionnement [ADGR02, HPP74, PBGG85, Rus82, YC83]. Leurs sources sont impulsives, et elles s'expriment presque simultanément aux alentours du PMH (*c.f.* figure 1.10 et références [KZMK97, KOY90]). De plus, elles impactent la même bande de fréquence [RP04, RPPS04, Ren04]. Par conséquent, les bruits à séparer sont des bruits large-bande qui se chevauchent en temps et en fréquence [ADGR02, EBDGS05, HSH79, SWH04]. D'après Renard [RP04], le basculement est majoritaire entre 500 Hz et 1700 Hz. Entre 1700 Hz et 2 kHz, le basculement et la combustion sont à des niveaux comparables. Au-delà de 2 kHz, la combustion devient prépondérante. Les bruits de basculement et de combustion sont fortement corrélés [Rus82, Alb95, ABRT80, CCH75, Lec03] puisque générés par des sources qui possèdent une grande part de déterminisme hérité du même processus : la rotation du vilebrequin.

En conclusion, notre problème revient à séparer les bruits de combustion et de basculement de piston. Ces bruits présentent des caractéristiques qui les rendent très difficiles à séparer : leurs niveaux sont comparables, leurs distributions temps-fréquences se chevauchent, et ils sont fortement corrélés. Dans la suite, nous montrerons que cette séparation est réalisable avec un spectrofiltre adapté.

Chapitre 2

Approche stochastique des signaux issus d'un moteur Diesel

2.1 Généralités

2.1.1 Définitions

Stochastique : se dit de phénomènes qui relèvent du hasard et font l'objet d'études statistiques. Synonyme : aléatoire.

Un processus stochastique réel $X(t)$ est un ensemble de signaux aléatoires $\{X_k(t) \in \mathbb{R}^{\mathbb{R}}, k \in \mathbb{Z}\}$ qui sont appelés 'réalisations' de $X(t)$. Ces signaux sont aléatoires au sens où ils ne peuvent pas être décrits de façon analytique. Leur description passe donc forcément par une approche statistique. Cependant, une réalisation $X_k(t)$ peut également être vue comme un signal déterministe, au sens où sa valeur est parfaitement déterminée par la valeur de t .

Exemple : Imaginons un thermomètre qui enregistre la température Θ à chaque instant t en rase campagne. Si les données sont relevées une fois par an, au bout de K années nous disposons d'un ensemble de K signaux $\{\Theta_k(t) \in \mathbb{R}^{\mathbb{R}}, k \in [1, K]\}$ qui sont autant de réalisations du processus stochastique $\Theta(t)$.

2.1.2 Intérêt de l'approche stochastique

L'étude des processus stochastiques présente un intérêt fondamental puisque les processus purement déterministes n'existent pas. Tous les systèmes physiques sont au moins partiellement stochastiques. Dans le cas idéal où un système serait parfaitement déterministe, son observation serait tout de même entachée d'aléatoire puisque les signaux mesurés seraient inévitablement pollués par un bruit de fond issu de l'environnement et par un bruit de mesure dû au système d'acquisition. Faute de pouvoir être décrits par une loi déterministe, les processus stochastiques sont caractérisés par leurs propriétés statistiques.

Historiquement, les processus stationnaires furent les premiers processus stochastiques étudiés. Ils sont les plus faciles à mesurer et à caractériser puisque leurs propriétés statistiques sont

constantes. Par commodité, leurs propriétés sont souvent abusivement exploitées pour traiter des processus non-stationnaires. Une nouvelle catégorie de processus fut introduite plus tard : les processus cyclostationnaires [Ben58b, Gla61, Gla63], qui incluent les processus stationnaires comme cas particuliers. Ces processus se caractérisent par la périodicité de leurs propriétés statistiques. La théorie de la cyclostationnarité a d'abord été appliquée au domaine des télécommunications. Par rapport à la stationnarité, la cyclostationnarité décrit mieux les processus rencontrés dans ce domaine, et elle la supplante depuis deux décennies. Cette théorie a été récemment adaptée à l'étude des machines tournantes mais son application reste rare, ce qui est regrettable puisque la cyclostationnarité est une propriété intrinsèque des machines tournantes [ABRB04, Ant09].

Dans la suite de ce document, les signaux étudiés seront issus d'un moteur Diesel considéré comme un processus stochastique. La variable de référence sera le temps t ou bien la position angulaire du vilebrequin θ . Ces signaux seront caractérisés par leurs propriétés statistiques aux premier et second ordres, en faisant appel à la théorie de la cyclostationnarité.

2.2 Description statistique des processus stochastiques

2.2.1 Moments statistiques

Les processus stochastiques sont caractérisés par leurs moments statistiques. Soit $X(t) \in \mathbb{R}^{\mathbb{R}}$ un processus stochastique, et $\{p[X_k], k \in \mathbb{Z}\}$ l'ensemble des probabilités associées à ses réalisations $\{X_k(t) \in \mathbb{R}^{\mathbb{R}}, k \in \mathbb{Z}\}$:

$$p[X_k] = p[X(t) = X_k(t), \forall t \in \mathbb{R}], \forall k \in \mathbb{Z}, \text{ avec } \begin{cases} 0 \leq p[X_k] \leq 1 \\ \sum_{k \in \mathbb{Z}} p[X_k] = 1 \end{cases} \quad (2.1)$$

En pratique, les processus étudiés sont souvent supposés gaussiens. Cette hypothèse simplifie l'étude, car les processus gaussiens sont parfaitement caractérisés par leurs moments d'ordres 1 et 2. Par ailleurs, ces moments ont l'avantage d'être aisément interprétables.

Moment du premier ordre

La moyenne statistique de $X(t)$, notée $\mu_X(t)$, est son espérance mathématique $E\{X(t)\}$:

$$\mu_X(t) = E\{X(t)\} = \sum_{k \in \mathbb{Z}} p[X_k] X_k(t), \forall t \in \mathbb{R} \quad (2.2)$$

$\mu_X(t)$ représente la valeur moyenne, prise à l'instant t , par l'ensemble des $X_k(t)$ pondérées par leur probabilité de se réaliser.

Moments du second ordre

La variance de $X(t)$, notée $\sigma_X^2(t)$, est son moment centré d'ordre 2 :

$$\sigma_X^2(t) = \mathbb{E} \{ (X(t) - \mu_X(t))^2 \}, \forall t \in \mathbb{R} \quad (2.3)$$

La transformée de Fourier (TF) d'un processus $X(t) \in \mathbb{R}^{\mathbb{R}}$ n'est pas nécessairement définie, ce qui nous mène à introduire la grandeur $X_T(f)$:

$$X_T(f) = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} X(t) e^{-i2\pi ft} dt, \forall f \in \mathbb{R} \quad (2.4)$$

Soit $Y(t) \in \mathbb{R}^{\mathbb{R}}$ un autre processus. L'autospectre de $X(t)$, noté $\Gamma_{XX}(f)$, et l'interspectre de $X(t)$ et $Y(t)$, noté $\Gamma_{XY}(f)$, sont définis par les limites suivantes :

$$\left. \begin{aligned} \Gamma_{XX}(f) &= \lim_{T \rightarrow \infty} \mathbb{E} \{ |X_T(f)|^2 \} \\ \Gamma_{XY}(f) &= \lim_{T \rightarrow \infty} \mathbb{E} \{ X_T^*(f) Y_T(f) \} \end{aligned} \right\} \forall f \in \mathbb{R} \quad (2.5)$$

L'autocorrélation de $X(t)$ et l'intercorrélacion de $X(t)$ et $Y(t)$, respectivement notées $R_{XX}(t, \tau)$ et $R_{XY}(t, \tau)$, sont définies à partir des produits glissants $G_{XX}(t, \tau)$ et $G_{XY}(t, \tau)$:

$$\left. \begin{aligned} R_{XX}(t, \tau) &= \mathbb{E} \{ G_{XX}(t, \tau) \} \\ R_{XY}(t, \tau) &= \mathbb{E} \{ G_{XY}(t, \tau) \} \end{aligned} \right\} \forall (t, \tau) \in \mathbb{R}^2, \text{ avec :} \quad (2.6)$$

$$\left. \begin{aligned} G_{XX}(t, \tau) &= X\left(t - \frac{\tau}{2}\right) X\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \\ G_{XY}(t, \tau) &= X\left(t - \frac{\tau}{2}\right) Y\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \end{aligned} \right\} \forall (t, \tau) \in \mathbb{R}^2 \quad (2.7)$$

Le spectre de Wigner-Ville (SWV) de $X(t)$ et le SWV croisé de $X(t)$ et $Y(t)$, respectivement notés $W_{XX}(t, f)$ et $W_{XY}(t, f)$, sont les TF de $R_{XX}(t, \tau)$ et $R_{XY}(t, \tau)$ par rapport à τ :

$$\left. \begin{aligned} W_{XX}(t, f) &= \int_{\mathbb{R}} R_{XX}(t, \tau) e^{-i2\pi f\tau} d\tau \\ W_{XY}(t, f) &= \int_{\mathbb{R}} R_{XY}(t, \tau) e^{-i2\pi f\tau} d\tau \end{aligned} \right\} \forall (t, f) \in \mathbb{R}^2 \quad (2.8)$$

$W_{XX}(t, f)$ est une représentation temps-fréquence du processus $X(t)$; c'est une grandeur réelle qui représente la répartition de son énergie dans le plan (t, f) . $W_{XY}(t, f)$ est une grandeur complexe ; son module donne la répartition de l'énergie commune à $X(t)$ et $Y(t)$ dans le plan (t, f) et sa phase représente la relation de phase entre les deux processus.

2.2.2 Stationnarité

Un processus stochastique $X(t)$ est dit stationnaire au sens strict (SSS) si ses moments statistiques sont indépendants du temps, et ceci à tous les ordres. En pratique, on se contente souvent de la stationnarité au sens large (SSL), qui nécessite seulement la constance des moments d'ordre 1 et 2. Si $X(t)$ est SSL, $\mu_X(t)$, $\sigma_X^2(t)$ et $R_{XX}(t, \tau)$ sont donc invariantes :

$$\left. \begin{aligned} \mu_X(t) &= \mu_X \\ \sigma_X^2(t) &= \sigma_X^2 \\ R_{XX}(t, \tau) &= R_{XX}(\tau) \end{aligned} \right\} \forall (t, \tau) \in \mathbb{R}^2 \quad (2.9)$$

$X(t)$ est dit centré si $\mu_X = 0$. Dans ce cas, la puissance de $X(t)$ est égale à σ_X^2 . Si $X(t)$ est gaussien, il est SSS puisque les processus gaussiens sont parfaitement décrits par leurs moments d'ordre 1 et 2. Deux processus SSL sont dits conjointement SSL si $R_{XY}(t, \tau)$ est invariante :

$$R_{XY}(t, \tau) = R_{XY}(\tau), \forall (t, \tau) \in \mathbb{R}^2 \quad (2.10)$$

L'invariance des corrélations implique celle des SWV. La notion de SWV est alors remplacée par la notion de densité spectrale de puissance (DSP). La DSP de $X(t)$ et la DSP croisée de $X(t)$ et $Y(t)$ sont respectivement notées $S_{XX}(f)$ et $S_{XY}(f)$:

$$X(t) \text{ et } Y(t) \text{ conjointement SSL} \implies \forall (t, f) \in \mathbb{R}^2 \begin{cases} W_{XX}(t, f) = S_{XX}(f) \\ W_{XY}(t, f) = S_{XY}(f) \end{cases} \quad (2.11)$$

D'après le théorème de Wiener-Khintchine [BP80, Coh98], les TF de $R_{XX}(\tau)$ et $R_{XY}(\tau)$ sont respectivement égales à l'autospectre $\Gamma_{XX}(f)$ et à l'interspectre $\Gamma_{XY}(f)$:

$$X(t) \text{ et } Y(t) \text{ conjointement SSL} \implies \forall f \in \mathbb{R} \begin{cases} \int_{\mathbb{R}} R_{XX}(\tau) e^{-i2\pi f\tau} d\tau = \Gamma_{XX}(f) \\ \int_{\mathbb{R}} R_{XY}(\tau) e^{-i2\pi f\tau} d\tau = \Gamma_{XY}(f) \end{cases} \quad (2.12)$$

D'après (2.8), (2.11), et (2.12), la stationnarité de $X(t)$ implique l'identité entre sa DSP et son autospectre, *i.e.* $S_{XX}(f) = \Gamma_{XX}(f)$. De plus, si $X(t)$ et $Y(t)$ sont conjointement SSL, il y a identité entre leur DSP croisée et leur interspectre, *i.e.* $S_{XY}(f) = \Gamma_{XY}(f)$.

2.2.3 Moments temporels d'un processus stochastique

Les moments temporels de $X(t)$ sont fondamentalement différents de ses moments statistiques. Ces derniers sont définis pour chaque instant t et impliquent des moyennes sur un ensemble de réalisations, alors que les moments temporels sont définis pour chaque réalisation $X_k(t)$ et impliquent des moyennes temporelles.

Moment du premier ordre

La moyenne temporelle de $X_k(t)$ est notée μ_{X_k} :

$$\mu_{X_k} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} X_k(t) dt, \forall k \in \mathbb{Z} \quad (2.13)$$

Moments du second ordre

La variance temporelle de $X_k(t)$ est notée $\sigma_{X_k}^2$:

$$\sigma_{X_k}^2 = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} (X_k(t) - \mu_{X_k})^2 dt, \forall k \in \mathbb{Z} \quad (2.14)$$

La TF d'une réalisation $X_k(t) \in \mathbb{R}^{\mathbb{R}}$ n'est pas nécessairement définie, ce qui nous mène à introduire la grandeur $X_{kT}(f)$:

$$X_{kT}(f) = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} X_k(t) e^{-i2\pi ft} dt, \quad \forall f \in \mathbb{R} \quad (2.15)$$

Soit $Y_k(t) \in \mathbb{R}^{\mathbb{R}}$ une réalisation d'un autre processus $Y(t)$. L'autospectre de $X_k(t)$, noté $\Gamma_{XX}^{kk}(f)$, et l'interspectre de $X_k(t)$ et $Y_k(t)$, noté $\Gamma_{XY}^{kk}(f)$, sont définis par les limites suivantes :

$$\left. \begin{aligned} \Gamma_{XX}^{kk}(f) &= \lim_{T \rightarrow \infty} |X_{kT}(f)|^2 \\ \Gamma_{XY}^{kk}(f) &= \lim_{T \rightarrow \infty} X_{kT}^*(f) Y_{kT}(f) \end{aligned} \right\} \forall (k, f) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R} \quad (2.16)$$

L'autocorrélation temporelle de $X_k(t)$ et l'intercorrélacion temporelle de $X_k(t)$ et $Y_k(t)$, respectivement notées $R_{XX}^{kk}(\tau)$ et $R_{XY}^{kk}(\tau)$, sont définies à partir des produits glissants $G_{XX}^{kk}(t, \tau)$ et $G_{XY}^{kk}(t, \tau)$:

$$\left. \begin{aligned} R_{XX}^{kk}(\tau) &= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} G_{XX}^{kk}(t, \tau) dt \\ R_{XY}^{kk}(\tau) &= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} G_{XY}^{kk}(t, \tau) dt \end{aligned} \right\} \forall (k, \tau) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R}, \text{ avec :} \quad (2.17)$$

$$\left. \begin{aligned} G_{XX}^{kk}(t, \tau) &= X_k(t - \frac{\tau}{2}) X_k(t + \frac{\tau}{2}) \\ G_{XY}^{kk}(t, \tau) &= X_k(t - \frac{\tau}{2}) Y_k(t + \frac{\tau}{2}) \end{aligned} \right\} \forall (k, t, \tau) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R}^2 \quad (2.18)$$

La représentation de Wigner-Ville (RWV) de $X_k(t)$, notée $W_{XX}^{kk}(t, f)$, et la RWV croisée de $X_k(t)$ et $Y_k(t)$, notée $W_{XY}^{kk}(t, f)$, sont définies par les limites suivantes :

$$\left. \begin{aligned} W_{XX}^{kk}(t, f) &= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} G_{XX}^{kk}(t, \tau) e^{-i2\pi f\tau} d\tau \\ W_{XY}^{kk}(t, f) &= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} G_{XY}^{kk}(t, \tau) e^{-i2\pi f\tau} d\tau \end{aligned} \right\} \forall (k, t, f) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R}^2 \quad (2.19)$$

Les RWV $W_{XX}^{kk}(t, f)$ et $W_{XY}^{kk}(t, f)$ sont donc les TF de $G_{XX}^{kk}(t, \tau)$ et $G_{XY}^{kk}(t, \tau)$ par rapport à τ , sous réserve que ces TF existent. Si $G_{XX}^{kk}(t, \tau)$ est indépendant de t , alors (2.17) se réduit à $R_{XX}^{kk}(\tau) = G_{XX}^{kk}(t, \tau)$, $\forall (k, t, \tau) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R}^2$. Dans ce cas, $X_k(t)$ est dite SSL (par abus de langage¹) et la notion de RWV est remplacée par la notion de DSP. De même, si $X_k(t)$ et $Y_k(t)$ sont SSL, et si $G_{XY}^{kk}(t, f)$ ne dépend pas de t , alors ces deux réalisations sont dites conjointement SSL et la notion de RWV croisée est remplacée par la notion de DSP croisée. La DSP de $X_k(t)$ et la DSP croisée de $X_k(t)$ et $Y_k(t)$ sont respectivement notées $S_{XX}^{kk}(f)$ et $S_{XY}^{kk}(f)$. Le théorème de Wiener-Khintchine, défini pour les processus (c.f. section 2.1.1), s'applique aussi à leurs réalisations [Coh98]. Ce théorème assure que :

$$X_k(t) \text{ et } Y_k(t) \text{ conjointement SSL} \implies \forall (t, f) \in \mathbb{R}^2 \left\{ \begin{aligned} \Gamma_{XX}^{kk}(t, f) &= S_{XX}^{kk}(f) \\ \Gamma_{XY}^{kk}(t, f) &= S_{XY}^{kk}(f) \end{aligned} \right. \quad (2.20)$$

1. La stationnarité est définie pour les processus stochastiques (c.f. section 2.2.2). En toute rigueur, cette définition ne peut pas s'appliquer à leurs réalisations puisque ces dernières sont déterministes (c.f. section 2.1.1).

On peut alors confondre les notions de DSP et d'autospectre, ainsi que les notions de DSP croisée et d'interspectre.

Estimation des DSP par la méthode des périodogrammes de Welch

En pratique, les signaux $X_k(t)$ et $Y_k(t)$ sont toujours pollués par un bruit de mesure. La méthode de Welch [Wel67] permet d'estimer $S_{XX}^{kk}(f)$ et $S_{XY}^{kk}(f)$ en réduisant le biais dû à ce bruit. $X_k(t)$ et $Y_k(t)$ sont découpés en N segments $\{X_{kn}(t), n \in [1, N]\}$ et $\{Y_{kn}(t), n \in [1, N]\}$:

$$\left. \begin{aligned} X_{kn}(t - (n-1)\Delta) &= X_k(t) \\ Y_{kn}(t - (n-1)\Delta) &= Y_k(t) \end{aligned} \right\} \forall t \in I_n, \forall n \in \mathbb{N} \quad (2.21)$$

Les intervalles $\{I_n, n \in [1, N]\}$ ont tous le même longueur Δ , et leur localisation est déterminée par la suite $\{\alpha_n, n \in [1, N]\}$:

$$I_n = [\alpha_n, \alpha_n + \Delta], \forall n \in [1, N] \quad (2.22)$$

On calcule les TF $X_{kn}(f)$ et $Y_{kn}(f)$ des segments $X_{kn}(t)$ et $Y_{kn}(t)$, après avoir apodisé ces derniers par une fenêtre² $\Omega(t)$ pour diminuer les effets de bord :

$$\left. \begin{aligned} X_{kn}(f) &= \text{TF} \{X_{kn}(t)\Omega(t)\} \\ Y_{kn}(f) &= \text{TF} \{Y_{kn}(t)\Omega(t)\} \end{aligned} \right\} \forall f \in \frac{\mathbb{Z}}{\Delta}, \forall n \in [1, N] \quad (2.23)$$

Les périodogrammes de Welch sont les N grandeurs $P_{XX}^{kkn}(f)$ et $P_{XY}^{kkn}(f)$ définies par :

$$\left. \begin{aligned} P_{XX}^{kkn}(f) &= \frac{\Delta^2 |X_{kn}(f)|^2}{\int_0^\Delta \Omega^2(t) dt} \\ P_{XY}^{kkn}(f) &= \frac{\Delta^2 X_{kn}^*(f)Y_{kn}(f)}{\int_0^\Delta \Omega^2(t) dt} \end{aligned} \right\} \forall f \in \frac{\mathbb{Z}}{\Delta}, \forall n \in [1, N] \quad (2.24)$$

Finalement, les DSP sont estimées par les périodogrammes moyens :

$$\left. \begin{aligned} S_{XX}^{kk}(f) &\approx \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P_{XX}^{kkn}(f) \\ S_{XY}^{kk}(f) &\approx \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P_{XY}^{kkn}(f) \end{aligned} \right\} \forall f \in \frac{\mathbb{Z}}{\Delta} \quad (2.25)$$

Si $X_k(t)$ et $Y_k(t)$ sont conjointement SSL, la localisation des intervalles I_n n'a aucun effet sur l'estimation de $S_{XX}^{kk}(f)$ et $S_{XY}^{kk}(f)$. Ces intervalles peuvent être disjoints, juxtaposés ou chevauchés. Cependant, il sont souvent choisis chevauchés pour pouvoir maximiser N et Δ simultanément. Les grandes valeurs de Δ assurent une bonne résolution fréquentielle. D'autre part, le moyennage final réduit plus efficacement le biais dû au bruit de mesure quand N est grand.

2. Cette fenêtre peut être de type hanning, flat-top, tukey, etc.

2.2.4 Ergodicité

Soit $X(t)$ un processus SSL. D'après ce qui précède, sa moyenne statistique a une valeur constante μ_X , et son autocorrélation statistique est de la forme $R_{XX}(\tau)$.

Ergodicité au premier ordre

$X(t)$ est dit ergodique au premier ordre (E1) si les moyennes temporelles de ses réalisations sont toutes égales à μ_X :

$$\mu_X = \mu_{X_k}, \forall k \in \mathbb{Z} \quad (2.26)$$

La figure 2.1 représente trois réalisations d'un processus $X(t)$ SSS et E1 ; il s'agit d'un bruit blanc centré.

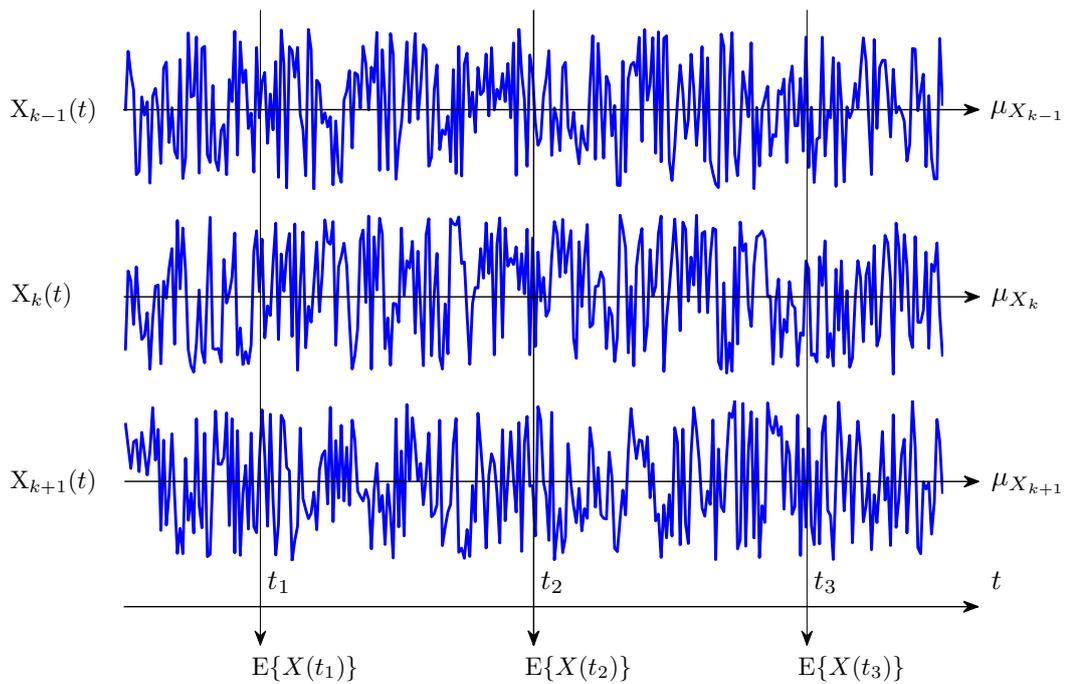


FIGURE 2.1 – Processus ergodique.

Les trois flèches verticales représentent le calcul de $\mu_X(t)$ aux instants t_1 , t_2 et t_3 . Les trois flèches horizontales représentent le calcul des moyennes temporelles $\mu_{X_{k-1}}$, μ_{X_k} et $\mu_{X_{k+1}}$. Dans cet exemple, toutes les moyennes sont nulles :

$$\mu_X = \mu_{X_k} = 0, \forall k \in \mathbb{Z} \quad (2.27)$$

Ergodicité au second ordre

$X(t)$ est dit ergodique au second ordre (E2) si les autocorrélations temporelles de ses réalisations sont toutes égales à $R_{XX}(\tau)$:

$$R_{XX}(\tau) = R_{XX}^{kk}(\tau), \forall (k, \tau) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R} \quad (2.28)$$

Soient $X(t)$ et $Y(t)$ deux processus conjointement SSL. Ils sont dits conjointement E2 si les intercorrélations de leurs réalisations sont toutes égales à leur intercorrélation statistique :

$$R_{XY}^{kk}(\tau) = R_{XY}(\tau), \forall(k, \tau) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R} \quad (2.29)$$

Conséquences et intérêt pratique de l'ergodicité

L'ergodicité d'un processus implique sa stationnarité, l'inverse n'étant pas nécessairement vrai. L'ergodicité permet de confondre, du point de vue statistique, les notions de processus et de réalisation. Par exemple, si une réalisation $X_k(t)$ est découpée en segments de longueur Δ , chaque segment peut être considéré comme une réalisation d'un processus $X_\Delta(t)$. Les processus $X(t)$ et $X_\Delta(t)$ sont statistiquement équivalents, ils ne diffèrent que par leurs durées. L'hypothèse d'ergodicité est très courante dans la pratique car elle permet d'estimer les moments statistiques, souvent inaccessibles, par les moments temporels d'une réalisation quelconque. Cette hypothèse est nécessaire pour pouvoir caractériser un processus dont une seule réalisation est connue. Elle reste avantageuse quand l'observation du processus se limite à quelques réalisations : elle permet d'augmenter la taille de la population servant à estimer les statistiques.

2.2.5 Cyclostationnarité

L'étude de la cyclostationnarité a commencé dans les années 1950 avec les travaux de Benett [Ben58b] et Gladyshev [Gla61, Gla63]. Elle a d'abord été appliquée au domaine des télécommunications à partir des années 1980. Gardner [GNP06], Serpedin [SPSG05] et Antoni [Ant09] ont récemment publié des bibliographies très complètes sur la cyclostationnarité et ses applications. L'analyse vibratoire des machines tournantes est actuellement en plein essor car elle constitue une méthode non-intrusive et peu onéreuse pour détecter les défaillances mécaniques et les diagnostiquer. Toutes les machines tournantes génèrent des vibrations cyclostationnaires [ABRB04], sauf si leur cyclostationnarité est dégradée par des variations dans leur vitesse de rotation (*c.f.* section 4.6.4 et référence [Bon04]). Ceci explique pourquoi l'exploitation de la cyclostationnarité a tardé dans ce domaine. En France, Capdessus, Sidahmed et Lacoume [CSL94, CSL95] ont été les premiers à s'intéresser à la cyclostationnarité des machines tournantes. Leurs études pionnières concernaient la détection des défauts d'engrenage par analyse vibratoire. Ces travaux ont inspiré d'autres auteurs qui ont contribué au développement des techniques cyclostationnaires vouées à la surveillance de l'usure des engrenages et des roulements à billes (*c.f.* références [Pd95, LLM⁺97, RAS03, BRG05, BBI⁺06]). Cependant, la cyclostationnarité était déjà utilisée de manière non formalisée avant les travaux de Capdessus, Sidahmed et Lacoume, par le biais de la HFRT (pour *High Frequency Resonance Technique*) et de l'analyse d'enveloppe [FS84]. Le lien entre ces techniques et la cyclostationnarité a été mis en évidence par Randall, Antoni et Chobsaard en 2001 [RAC01].

Les principales sources vibratoires d'un moteur Diesel et les signaux vibroacoustiques qu'elles génèrent sont des réalisations de processus cyclostationnaires et cycloergodiques. Ces propriétés sont des extensions de la stationnarité et de l'ergodicité qui ont été définies en sections 2.2.2 et 2.2.4. Notre étude exploite ces propriétés pour identifier les transferts vibratoires de la combus-

tion. Elle nécessite une mesure intrusive des signaux de pression à l'intérieur des cylindres, et de nombreuses sources interfèrent avec la combustion, ce qui complique l'identification des ses transferts vibratoires. Ces difficultés expliquent pourquoi notre problème est très peu documenté dans la littérature actuelle [Ant09]. Dans la suite, nous mettrons en évidence les avantages de la cyclostationnarité pour résoudre ce problème.

La stationnarité est un cas particulier de cyclostationnarité, donc la théorie cyclostationnaire englobe la théorie stationnaire. D'après Gardner [GF75], un processus $X(t)$ est dit CSS_T (cyclostationnaire au sens strict de période T) si ses moments statistiques sont T -périodiques à tous les ordres. En pratique, on se contente souvent de la cyclostationnarité au sens large (CSL_T), qui nécessite seulement la périodicité des moments d'ordre 1 et 2 :

$$\left. \begin{aligned} \mu_X(t) &= \mu_X(t + pT) \\ \sigma_X^2(t) &= \sigma_X^2(t + pT) \end{aligned} \right\} \forall (p, t) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R} \quad (2.30)$$

L'autocorrélation de $X(t)$ est également périodique, ainsi que l'intercorrrelation de $X(t)$ et $Y(t)$ si ces deux processus sont conjointement CSL :

$$\left. \begin{aligned} R_{XX}(t + pT, \tau) &= R_{XX}(t, \tau) \\ R_{XY}(t + pT, \tau) &= R_{XY}(t, \tau) \end{aligned} \right\} \forall (p, t, \tau) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R}^2 \quad (2.31)$$

2.2.6 Moments cyclostostatistiques

Les moments statistiques sont mal adaptés à la caractérisation des processus cyclostationnaires. On leur préfère les moments cyclostostatistiques, qui sont définis dans le domaine fréquentiel [Gar93, AG01, CN98]. Si $X(t)$ et $Y(t)$ sont conjointement CSL_T , $\mu_X(t)$, $R_{XX}(t, \tau)$ et $R_{XY}(t, \tau)$ sont T -périodiques, donc décomposables en séries de Fourier :

$$\left. \begin{aligned} \mu_X(t) &= \sum_{\alpha \in A} \mu_X(\alpha) e^{i2\pi\alpha t} \\ R_{XX}(t, \tau) &= \sum_{\alpha \in A} R_{XX}^\alpha(\tau) e^{i2\pi\alpha t} \\ R_{XY}(t, \tau) &= \sum_{\alpha \in A} R_{XY}^\alpha(\tau) e^{i2\pi\alpha t} \end{aligned} \right\} \forall (t, \tau) \in \mathbb{R}^2, A = \frac{\mathbb{Z}}{T} \quad (2.32)$$

Les moments cyclostostatistiques du premier et second ordres sont les coefficients $\mu_X(\alpha)$, $R_{XX}^\alpha(\tau)$ et $R_{XY}^\alpha(\tau)$ donnés par les formules suivantes :

$$\left. \begin{aligned} \mu_X(\alpha) &= \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} \mu_X(t) e^{-i2\pi\alpha t} dt \\ R_{XX}^\alpha(\tau) &= \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} R_{XX}(t, \tau) e^{-i2\pi\alpha t} dt \\ R_{XY}^\alpha(\tau) &= \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} R_{XY}(t, \tau) e^{-i2\pi\alpha t} dt \end{aligned} \right\} \forall (\alpha, \tau) \in \mathbb{R}^2 \quad (2.33)$$

$A = \{\frac{n}{T}, n \in \mathbb{Z}\}$ est l'ensemble des fréquences cycliques de $X(t)$ et $Y(t)$. $\mu_X(\alpha)$ et $R_{XX}^\alpha(\tau)$ sont respectivement la moyenne cyclostatistique et l'autocorrélation cyclostatistique de $X(t)$.

$R_{XY}^\alpha(\tau)$ est l'intercorrélation cyclostatistique de $X(t)$ et $Y(t)$. Pour $\alpha = 0$, les corrélations cyclostatistiques se réduisent aux corrélations statistiques si $X(t)$ et $Y(t)$ sont conjointement SSL ou déterministes [Gar93].

Degré de cyclostationnarité

Le degré de cyclostationnarité (DCS) est une grandeur définie à partir des corrélations cyclostatistiques :

$$\left. \begin{aligned} \text{DCS}_{XX}(\alpha) &= \frac{\int_{\mathbb{R}} |R_{XX}^\alpha(\tau)|^2 d\tau}{\int_{\mathbb{R}} |R_{XX}^0(\tau)|^2 d\tau} \\ \text{DCS}_{XY}(\alpha) &= \frac{\int_{\mathbb{R}} |R_{XY}^\alpha(\tau)|^2 d\tau}{\int_{\mathbb{R}} |R_{XY}^0(\tau)|^2 d\tau} \end{aligned} \right\} \forall \alpha \in \mathbb{R} \quad (2.34)$$

$\text{DCS}_{XX}(\alpha)$ quantifie l'énergie cyclostationnaire de $X(t)$ à la fréquence α [AG01, CN98, RAS08]. $\text{DCS}_{XY}(\alpha)$ quantifie l'énergie cyclostationnaire commune à $X(t)$ et $Y(t)$ à la fréquence α .

Densités spectrales de puissance cyclostatistique

En formant la TF des corrélations cyclostatistiques par rapport à la variable temporelle, on obtient les densité spectrales de puissance cyclostatistique (DSPC) :

$$\left. \begin{aligned} S_{XX}^\alpha(f) &= \int_{\mathbb{R}} R_{XX}^\alpha(\tau) e^{-i2\pi f\tau} d\tau \\ S_{XY}^\alpha(f) &= \int_{\mathbb{R}} R_{XY}^\alpha(\tau) e^{-i2\pi f\tau} d\tau \end{aligned} \right\} \forall (\alpha, f) \in \mathbb{R}^2 \quad (2.35)$$

$S_{XX}^\alpha(f)$ est la DSPC de $X(t)$, qui représente la corrélation entre les composantes fréquentielles de $X(t)$ qui sont centrées sur f et espacées de α Hz [CN98, AG01]. D'après Gardner [Gar94], $S_{XX}^\alpha(f)$ est non nul pour $\alpha \in A$ si $X(t)$ est CSL_T . $S_{XY}^\alpha(f)$ est la DSPC croisée de $X(t)$ et $Y(t)$, qui représente la corrélation entre leurs composantes fréquentielles. $S_{XY}^\alpha(f)$ est non nulle pour $\alpha \in A$ si $X(t)$ et $Y(t)$ sont conjointement CSL_T . Pour $\alpha = 0$, les DSPC se réduisent aux DSP si $X(t)$ et $Y(t)$ sont conjointement SSL ou déterministes [Gar93]. L'équation 2.35 se résume alors au théorème de Wiener-Khintchine (*c.f.* sections 2.2.2 et 2.2.3). Les séries de Fourier construites à partir des DSPC sont égales aux SWV définis par l'équation (2.8) :

$$\left. \begin{aligned} \sum_{\alpha \in A} S_{XX}^\alpha(f) e^{i2\pi\alpha t} &= W_{XX}(t, f) \\ \sum_{\alpha \in A} S_{XY}^\alpha(f) e^{i2\pi\alpha t} &= W_{XY}(t, f) \end{aligned} \right\} \forall (t, f) \in \mathbb{R}^2 \quad (2.36)$$

La figure 2.2 résume la relation entre les moments statistiques et cyclostatistiques du second ordre. D'après Raad [RAS08], $\text{DCS}_{XX}(\alpha)$ et $\text{DCS}_{XY}(\alpha)$ peuvent se calculer à partir des corrélations spectrales :

$$\left. \begin{aligned} \text{DCS}_{XX}(\alpha) &= \frac{\int_{\mathbb{R}} |S_{XX}^{\alpha}(f)|^2 df}{\int_{\mathbb{R}} |S_{XX}^0(f)|^2 df} \\ \text{DCS}_{XY}(\alpha) &= \frac{\int_{\mathbb{R}} |S_{XY}^{\alpha}(f)|^2 df}{\int_{\mathbb{R}} |S_{XY}^0(f)|^2 df} \end{aligned} \right\} \forall \alpha \in \mathbb{R} \quad (2.37)$$

L'équivalence de (2.34) et (2.37) est une conséquence du théorème de Parseval.

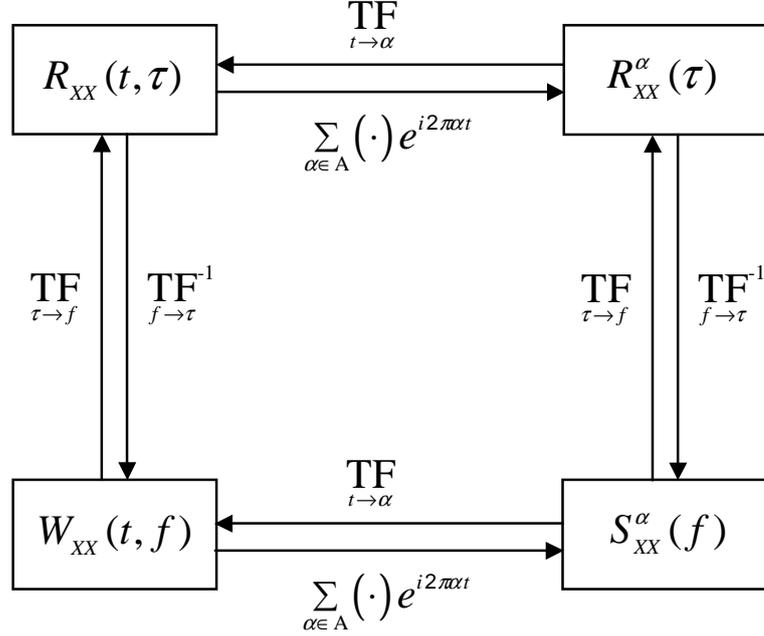


FIGURE 2.2 – Relation entre $R_{XX}(t, \tau)$, $R_{XX}^{\alpha}(\tau)$, $S_{XX}^{\alpha}(f)$ et $W_{XX}(t, f)$.

2.2.7 Moments cycliques

Les moments temporels sont mal adaptés à l'étude des réalisations $X_k(t)$ d'un processus CSL_T . On leur préfère les moments cycliques qui prennent en compte les T -périodicités cachées.

Moyenne synchrone et variance synchrone

La moyenne cyclique et la variance cyclique de $X_k(t)$, respectivement notées $\mu_X^{Tk}(t)$ et $\sigma_X^{2Tk}(t)$, sont définies par :

$$\left. \begin{aligned} \mu_X^{Tk}(t) &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N+1} \sum_{n=-N}^N X_k(t+nT) \\ \sigma_X^{2Tk}(t) &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N+1} \sum_{n=-N}^N [x_k(t+nT)]^2 \end{aligned} \right\} \forall (k, t) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R} \quad (2.38)$$

avec $x_k(t) = X_k(t+nT) - \mu_X^k(t)$

$\mu_X^{Tk}(t)$ et $\sigma_X^{2Tk}(t)$ sont aussi appelées 'moyenne synchrone' et 'variance synchrone' de $X_k(t)$. Elles sont T -périodiques par construction. $\mu_X^{Tk}(t)$ représente la partie de $X_k(t)$ générée par la

partie périodique du processus sous-jacent $X(t)$. Dans la suite, $\mu_X^{Tk}(t)$ et $x_k(t)$ seront respectivement appelées ‘partie périodique’ et ‘partie aléatoire’ de $X_k(t)$. $\sigma_X^{2Tk}(t)$ représente l’énergie cyclique instantanée de $x_k(t)$. Le couple $(\mu_X^{Tk}(t), x_k(t))$ est défini de façon unique : $\mu_X^{Tk}(t)$ est la fonction T -périodique qui minimise $\sigma_X^{2Tk}(t)$ à chaque instant.

Corrélations cycliques

Si $X(t)$ et $Y(t)$ sont deux processus conjointement CSL $_T$, l’autocorrélation cyclique de $X_k(t)$ et l’intercorrélation cyclique de $X_k(t)$ et $Y_k(t)$, respectivement notées $R_{XX}^{Tkk}(t, \tau)$ et $R_{XY}^{Tkk}(t, \tau)$, sont les moyennes synchrones des produits glissants³ $G_{XX}^{kk}(t, \tau)$ et $G_{XY}^{kk}(t, \tau)$:

$$\left. \begin{aligned} R_{XX}^{Tkk}(t, \tau) &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N+1} \sum_{n=-N}^N G_{XX}^{kk}(t+nT, \tau) \\ R_{XY}^{Tkk}(t, \tau) &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N+1} \sum_{n=-N}^N G_{XY}^{kk}(t+nT, \tau) \end{aligned} \right\} \forall (k, t, \tau) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R}^2 \quad (2.39)$$

$R_{XX}^{Tkk}(t, \tau)$ et $R_{XY}^{Tkk}(t, \tau)$ sont T -périodiques par construction, elles peuvent donc être développées en séries de Fourier :

$$\left. \begin{aligned} R_{XX}^{Tkk}(t, \tau) &= \sum_{\alpha \in A} R_{XX}^{\alpha Tkk}(\tau) e^{i2\pi\alpha t} \\ R_{XY}^{Tkk}(t, \tau) &= \sum_{\alpha \in A} R_{XY}^{\alpha Tkk}(\tau) e^{i2\pi\alpha t} \end{aligned} \right\} \forall (k, t, \tau) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R}^2, \text{ avec :} \quad (2.40)$$

$$\left. \begin{aligned} R_{XX}^{\alpha Tkk}(\tau) &= \lim_{M \rightarrow \infty} \frac{1}{M} \int_{-M/2}^{M/2} G_{XX}^{kk}(t, \tau) e^{-i2\pi\alpha t} dt \\ R_{XY}^{\alpha Tkk}(\tau) &= \lim_{M \rightarrow \infty} \frac{1}{M} \int_{-M/2}^{M/2} G_{XY}^{kk}(t, \tau) e^{-i2\pi\alpha t} dt \end{aligned} \right\} \forall (k, t, \tau) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R}^2 \quad (2.41)$$

De même que les corrélations cyclostostatiques $R_{XX}^\alpha(\tau)$ et $R_{XY}^\alpha(\tau)$ ont permis de définir les DSPC $S_{XX}^\alpha(f)$ et $S_{XY}^\alpha(f)$ ainsi que les degrés de cyclostationnarité DCS $_{XX}^\alpha$ et DCS $_{XY}^\alpha$ des processus $X(t)$ et $Y(t)$, les corrélations cycliques $R_{XX}^{\alpha Tkk}(\tau)$ et $R_{XY}^{\alpha Tkk}(\tau)$ permettent de définir les grandeurs correspondantes pour les réalisations $X_k(t)$ et $Y_k(t)$, *i.e.* $S_{XX}^{\alpha Tkk}(f)$, $S_{XY}^{\alpha Tkk}(f)$, DCS $_{XX}^{\alpha Tkk}$ et DCS $_{XY}^{\alpha Tkk}$:

$$\left. \begin{aligned} S_{XX}^{\alpha Tkk}(f) &= \int_{\mathbb{R}} R_{XX}^{\alpha Tkk}(\tau) e^{-i2\pi f \tau} d\tau \\ S_{XY}^{\alpha Tkk}(f) &= \int_{\mathbb{R}} R_{XY}^{\alpha Tkk}(\tau) e^{-i2\pi f \tau} d\tau \end{aligned} \right\} \forall (k, \alpha, f) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R}^2 \quad (2.42)$$

$$\left. \begin{aligned} \text{DCS}_{XX}^{Tkk}(\alpha) &= \frac{\int_{\mathbb{R}} |R_{XX}^{\alpha Tkk}(\tau)|^2 d\tau}{\int_{\mathbb{R}} |R_{XX}^{0Tkk}(\tau)|^2 d\tau} = \frac{\int_{\mathbb{R}} |S_{XX}^{\alpha Tkk}(f)|^2 df}{\int_{\mathbb{R}} |S_{XX}^{0Tkk}(f)|^2 df} \\ \text{DCS}_{XY}^{Tkk}(\alpha) &= \frac{\int_{\mathbb{R}} |R_{XY}^{\alpha Tkk}(\tau)|^2 d\tau}{\int_{\mathbb{R}} |R_{XY}^{0Tkk}(\tau)|^2 d\tau} = \frac{\int_{\mathbb{R}} |S_{XY}^{\alpha Tkk}(f)|^2 df}{\int_{\mathbb{R}} |S_{XY}^{0Tkk}(f)|^2 df} \end{aligned} \right\} \forall (k, \alpha) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R} \quad (2.43)$$

3. Les produits glissants $G_{XX}^{kk}(t, \tau)$ et $G_{XY}^{kk}(t, \tau)$ ont été définis avec l’équation (2.18)

L'examen de $\text{DCS}_{XX}^{Tkk\alpha}$ et $S_{XX}^{Tkk\alpha}(f)$ permet de déterminer si $X_k(t)$ a été généré par un processus CSL_T et d'estimer finement T , le cas échéant. De même, L'examen de $\text{DCS}_{XY}^{Tkk\alpha}$ et $S_{XY}^{Tkk\alpha}(f)$ permet de déterminer si $X_k(t)$ et $Y_k(t)$ sont issues de processus conjointement CSL_T , et d'estimer finement T , le cas échéant (*c.f.* section 2.4.2).

Représentations de Wiegner-Ville cycliques

La RWV cyclique (RWVC) de $X_k(t)$ et la RWVC croisée de $X_k(t)$ et $Y_k(t)$, respectivement notées $W_{XX}^{Tkk}(t, \tau)$ et $W_{XY}^{Tkk}(t, \tau)$, sont obtenues en formant les TF de $R_{XX}^{Tkk}(t, \tau)$ et $R_{XY}^{Tkk}(t, \tau)$ par rapport à τ :

$$\left. \begin{aligned} W_{XX}^{Tkk}(t, f) &= \int_{\mathbb{R}} R_{XX}^{Tkk}(t, \tau) e^{-i2\pi f\tau} d\tau \\ W_{XY}^{Tkk}(t, f) &= \int_{\mathbb{R}} R_{XY}^{Tkk}(t, \tau) e^{-i2\pi f\tau} d\tau \end{aligned} \right\} \forall (k, t, f) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R}^2 \quad (2.44)$$

Par linéarité de la TF, les RWVC sont égales aux moyennes synchrones des RWV. Elles sont donc T -périodiques. $W_{XX}^{Tkk}(t, \tau)$ représente la distribution cyclique de l'énergie de $X_k(t)$ dans le plan (t, f) . $W_{XY}^{Tkk}(t, \tau)$ représente la distribution cyclique de l'énergie commune à $X_k(t)$ et $Y_k(t)$. Le principal avantage des RWV réside dans leur résolution temporelle et fréquentielle qui est théoriquement illimitée⁴. Le principal défaut des RWV est lié à des artefacts qui rendent leur lecture difficile. Ces artefacts sont causés par des interférences entre des énergies voisines dans le plan (t, f) . Le moyennage synchrone de ces interférences tend à les supprimer. Cette propriété des RWVC a été mise à profit par Böhme [BK94] et König [KB94, KTB95] sur des signaux vibratoires de moteurs afin de détecter d'éventuelles anomalies de combustion.

Estimation des DSP par la méthode des périodogrammes synchrones

Une réalisation $X_k(t)$ dont la RWV est T -périodique, *i.e.* vérifiant $W_{XX}^{kk}(t, f) = W_{XX}^{Tkk}(t, f)$, est dite CSL_T (par abus de langage⁵). Si $X_k(t)$ est CSL_T sans être SSL, alors sa DSP n'est pas rigoureusement définie puisque sa RWV n'est pas indépendante de t . La propriété CSL_T invite néanmoins à définir une DSP $S_{XX}^{Tkk}(f)$ égale au périodogramme moyen sur l'ensemble des cycles de $X_k(t)$. En d'autres termes, $S_{XX}^{Tkk}(f)$ est égale au périodogramme moyen donné par les équations (2.21) à (2.25) si les intervalles I_n sont définis avec $\Delta = T$ et $\alpha_n = t_0 + nT$, où t_0 est choisi arbitrairement. De même, si $X_k(t)$ et $Y_k(t)$ sont conjointement CSL_T sans être conjointement SSL, on peut définir leur DSP croisée $S_{XY}^{Tkk}(f)$:

$$\left. \begin{aligned} \mathfrak{S}_{XX}^{Tkk}(f) &= \langle |X_{kn}(f)|^2 \rangle \\ \mathfrak{S}_{XY}^{Tkk}(f) &= \langle X_{kn}^*(f) Y_{kn}(f) \rangle \end{aligned} \right\} \forall (k, f) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R} \quad (2.45)$$

Dans la formule (2.45), l'opérateur $\langle \cdot \rangle$ effectue le moyennage de l'opérande sur l'ensemble des cycles de $X_k(t)$ et $Y_k(t)$. Cette notation peut servir à définir les moments cycliques. Par exemple, on peut écrire :

4. Par opposition à la résolution des TF glissantes qui est limitée par le noyau de Gabor.

5. La cyclostationnarité est définie pour les processus (*c.f.* section 2.2.5). En toute rigueur, cette définition ne peut pas s'appliquer à leurs réalisations puisque ces dernières sont déterministes (*c.f.* section 2.1.1).

$$\left. \begin{aligned} \mu_X^{Tk}(t) &= \langle X_k(t) \rangle * \Psi_T(t) \\ W_{XY}^{Tkk}(t, f) &= \langle W_{XY}^{kk}(t, f) \rangle * \Psi_T(t) \end{aligned} \right\} \forall (k, t, f) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R}^2 \quad (2.46)$$

Dans (2.46), $\Psi_T(t)$ est un peigne de Dirac de période T . Le premier exemple rappelle que la moyenne synchrone $\mu_X^{Tk}(t)$ est égale à la périodisation du cycle moyen $X_k(t)$.

2.2.8 Cycloergodicité

Cycloergodicité du premier ordre

Soit $X(t)$ un processus CSL_T . Il est dit cycloergodique au premier ordre (CE1) si les moyennes synchrones (*i.e.* les moyennes cycliques) de ses réalisations sont toutes égales à la moyenne d'ensemble de ces réalisations :

$$\mu_{X_k}^T(t) = \mu_X(t), \forall (k, t) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R} \quad (2.47)$$

La figure 2.3 montre un exemple de processus CSL_T et CE1, en l'occurrence une sinusoïde de période T qui est polluée par un bruit blanc centré. Trois réalisations de ce processus sont représentées : $X_{k-1}(t)$, $X_k(t)$ et $X_{k+1}(t)$, sur une durée $\Delta = 3T$.

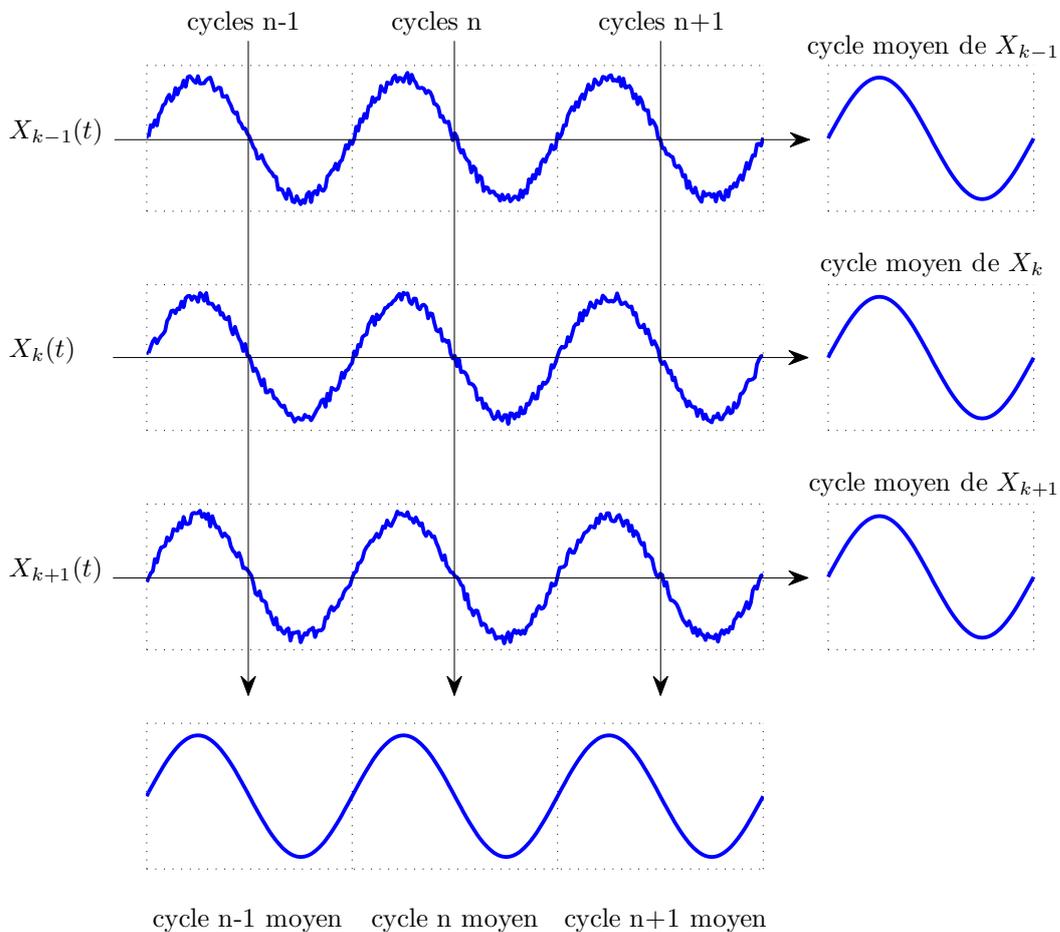


FIGURE 2.3 – Processus cycloergodique

Les flèches verticales représentent le calcul de $\mu_X(t)$ sur les trois cycles représentés. Les flèches horizontales représentent le calcul des moyennes synchrones $\mu_{X_{k-1}}^T(t)$, $\mu_{X_k}^T(t)$ et $\mu_{X_{k+1}}^T(t)$ dont seul un cycle est représenté. Dans cet exemple, les moyennes synchrones et $\mu_X(t)$ sont toutes égales à la sinusoïde débruitée.

Cycloergodicité du second ordre

$X(t)$ est dit cycloergodique au second ordre (CE2) si les autocorrélations et intercorrélations cycliques de ses réalisations sont toutes égales à son autocorrélation statistique :

$$R_{XX}^{Tkk}(t, \tau) = R_{XX}(t, \tau), \forall (k, t) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R} \quad (2.48)$$

Soient $X(t)$ et $Y(t)$ deux processus conjointement CSL_T . Ils sont dits conjointement CE2 si les intercorrélations cycliques de leurs réalisations sont toutes égales à leur intercorrélation statistique :

$$R_{XY}^{Tkk}(t, \tau) = R_{XY}(t, \tau), \forall (k, t) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{R} \quad (2.49)$$

Un processus CE1 et CE2 est dit cycloergodique au sens large (CESL).

Conséquences de la cycloergodicité

La cycloergodicité a des conséquences et des avantages semblables à celles de l'ergodicité (*c.f.* section 2.2.4). La cycloergodicité implique la cyclostationnarité, l'inverse n'étant pas nécessairement vrai. La cycloergodicité permet de confondre les notions de processus et de réalisation. Par exemple, si $X_k(t)$ est découpée en segments de longueur $\Delta = mT$, chaque segment peut être considéré comme une réalisation d'un processus $X_\Delta(t)$. Les processus $X(t)$ et $X_\Delta(t)$ sont statistiquement équivalents, ils ne diffèrent que par leurs durées. L'exemple introductif (*c.f.* section 2.1.1) faisait implicitement l'hypothèse de cycloergodicité : le processus $\Theta(t)$ avait été obtenu par segmentation d'une unique réalisation de processus CS_T avec $T = 1$ an. En pratique, la cycloergodicité est souvent supposée, notamment pour l'étude des signaux issus de machines tournantes. Le principal intérêt de cette hypothèse est d'autoriser l'étude statistique d'un processus à partir d'une seule de ses réalisations.

2.2.9 Bilan et implications pour la suite de l'étude

Dans la suite de notre étude, les signaux manipulés (pressions-cylindre $P(t)$ et bruits de moteur $D(t)$ mesurés simultanément et à régime stabilisé) seront des réalisations de processus supposés conjointement CESL_T , de période T égale à la durée moyenne du cycle moteur. L'hypothèse CESL_T permettra de confondre les notions de processus et de réalisation, ainsi que les moments relatifs à ces deux notions. Nous manipulerons des réalisations mais nous adopterons les notations relatives aux processus, qui sont plus légères. Par ailleurs, le qualificatif 'cyclique' sera implicitement associé aux moments manipulés. Par exemple, on qualifiera d'intercorrélation et on notera $R_{PD}(t, \tau)$ le moment $R_{PD}^{kIT}(t, \tau)$.

2.3 Décomposition des signaux CSL

Soit $X(t)$ un signal CSL_T . D'après le théorème de Wold [AR04, Pri81, HK04], il existe un unique couple $\{\mu_X(t), x(t)\}$ tel que $X(t) = \mu_X(t) + x(t)$, avec $\mu_X(t)$ CS1_T et $x(t)$ ne présentant pas de CS_T d'ordre inférieur à 2. $\mu_X(t)$ est la partie CS1 , également appelée partie périodique ou partie déterministe de $X(t)$. Son spectre est discret : $\mu_X(f) = 0, \forall f \notin \mathbb{Z}/T$. Le signal $x(t)$ est la partie aléatoire, ou partie non-déterministe de $X(t)$, et son spectre est continu. $x(t)$ peut à son tour être décomposé ; il existe un unique couple $\{\eta_X(t), \rho_X(t)\}$ tel que $x(t) = \eta_X(t) + \rho_X(t)$, avec $\eta_X(t)$ CS2_T et $\rho_X(t)$ ne présentant pas de CS_T d'ordre inférieur à 3. On aboutit à la décomposition suivante, introduite par Braun [BS80] :

$$X(t) = \mu_X(t) + \eta_X(t) + \rho_X(t), \forall t \in \mathbb{R}. \quad (2.50)$$

La propriété CS1_T implique nécessairement la CSn_T à tout ordre $n \geq 2$ [ABRB04]. $\eta_X(t)$ est dite 'partie purement cyclostationnaire de période T et d'ordre 2' (PCS2_T) de $X(t)$ car sa CS2_T ne provient pas de la CS1_T de $X(t)$. La partie résiduelle, $\rho_X(t)$, comprend éventuellement des parties PCSn_T avec $n \geq 3$, et/ou des cyclostationnarités de périodes différentes de T , et/ou une composante non cyclostationnaire. Nous allons maintenant présenter des méthodes permettant de séparer $\mu_X(t)$, $\eta_X(t)$ et $\rho_X(t)$. Les signaux traités seront supposés discrets et échantillonnés à la fréquence T_e , *i.e.* de la forme $X(n) = X(nT_e)$.

2.3.1 Extraction de la partie CS1

L'extraction de $\mu_X(n)$ à partir de $X(n)$ est appelée 'moyennage synchrone'. Cette opération permet d'optimiser le rapport signal-sur-bruit du signal $X(n)$ lorsque l'information utile est portée par sa partie périodique. Par exemple, le moyennage synchrone est largement utilisé en médecine pour débruiter les électrocardiogrammes et faciliter le diagnostic médical [CRAES86, MR91, MBR95].

Méthode temporelle

De façon intuitive, le moyennage synchrone consiste à découper $X(n)$ en segments de longueur égale à la période de cyclostationnarité, notée T , du processus sous-jacent⁶. Ces segments sont ensuite alignés et moyennés. L'estimation de $\mu_X(n)$ est égale au segment moyen périodisé. Ce moyennage supprime les composantes qui ne sont pas synchrones d'un cycle à l'autre, *i.e.* les composantes qui ne sont pas T -périodiques. La figure 2.4 illustre le moyennage synchrone.

L'alignement des segments nécessite une grande précision. $\mu_X(n)$ est sous-estimée dans les hautes fréquences lorsque l'alignement présente un délai aléatoire (*jitter* en anglais) que nous noterons δ . D'après Meste [MBR95, MR96], tout se passe comme si l'estimation de $\mu_X(n)$ était la sortie d'un filtre passe-bas recevant $\mu_X(n)$ en entrée et dont la réponse impulsionnelle correspondrait à la densité de probabilité de δ . On en déduit que $\mu_X(n)$ subit un lissage dont l'importance croît avec la dispersion de δ . Le *jitter* affecte donc surtout les hautes fréquences. Meste considère que le *jitter* entraîne une suppression des composantes de fréquence supérieure à $135/\sigma$ Hz dans

6. L'analyse d'enveloppe et/ou de la fonction $\text{DCS}_{XX}(\alpha)$ permettent d'estimer T quand elle n'est pas connue *a priori* (*c.f.* définition (2.43) et 2.4.2).

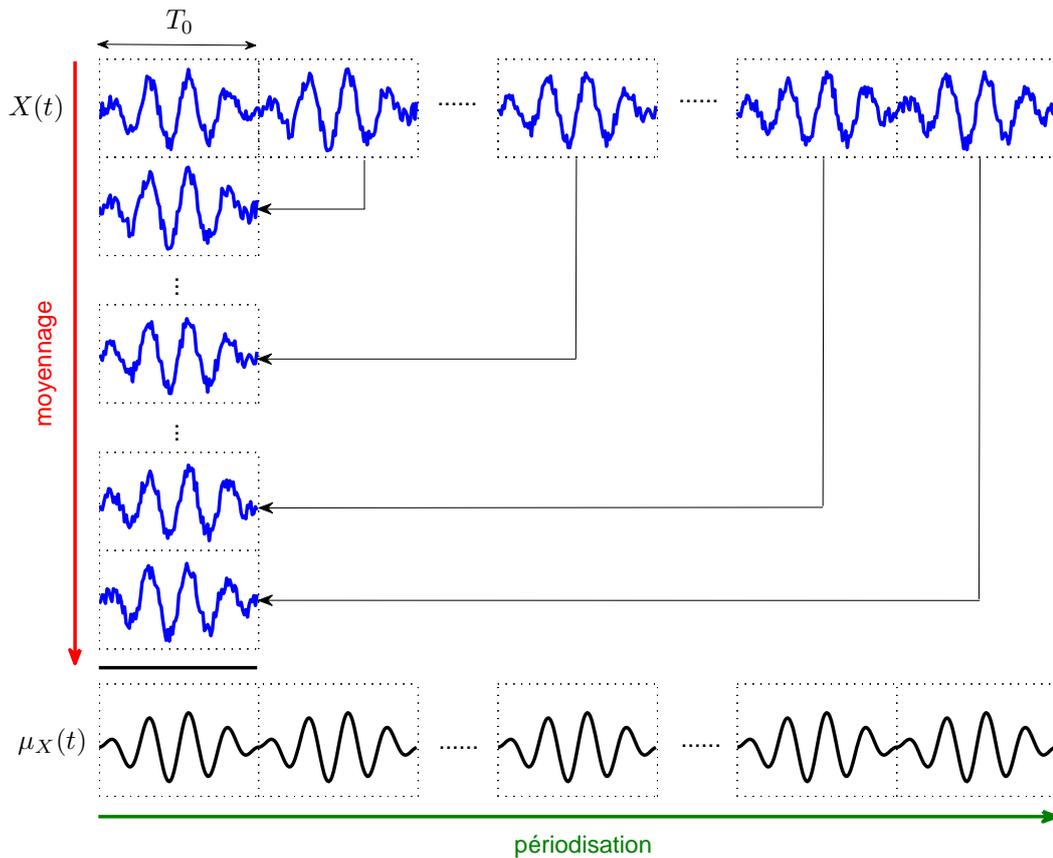


FIGURE 2.4 – Estimation de $\mu_X(t)$ par moyennage synchrone de $X(t)$

le spectre de $\mu_X(n)$, où σ représente l'écart-type de δ exprimé en millisecondes. Dans la suite, nous considérerons que le *jitter* affecte les composantes de période inférieure à 16σ . La figure 2.5 justifie le choix de ce critère ; elle montre l'estimation de $\mu_X(n)$ lorsque $X(n)$ est une sinusoïde de période T_0 . Dans le cas où $\sigma = T_0/16$, $\mu_X(n)$ est légèrement sous-estimée. Par contre, l'erreur est négligeable avec $\sigma = T_0/32$.

Le *jitter* provient de deux sources distinctes, la principale étant le signal secondaire qui sert de référence pour aligner les segments de $X(n)$. Dans le cadre de notre étude, la référence sera le signal $\theta(n)$, *i.e.* la position angulaire du vilebrequin. La fréquence d'échantillonnage du signal de référence doit être élevée pour permettre un alignement précis. Par exemple, une précision de $\pm 1^\circ$ sur la phase de $\mu_X(n)$ nécessite 180 points de mesure par période de la plus haute composante fréquentielle du signal de référence [BDB97]. Seuls les systèmes d'acquisition les plus sophistiqués permettent d'acquérir simultanément deux signaux avec des échantillonnages différents, et la fréquence d'échantillonnage requise pour échantillonner le signal de référence est souvent plus élevée que la fréquence de Nyquist de $X(t)$. Il est donc généralement nécessaire de suréchantillonner $X(t)$, ce qui peut être très coûteux en terme de stockage numérique. Blough [BDB97] propose une méthode pour alléger ce coût. Elle permet également d'acquérir les deux signaux sur des systèmes différents, ce qui lève la contrainte de suréchantillonnage de $X(t)$. La seconde source de *jitter* est l'instabilité d'horloge du système d'acquisition. Cette part du *jitter* a une amplitude inférieure à T_e [HHCL00] et Kalashnikov [Kal05] estime son écart-type à

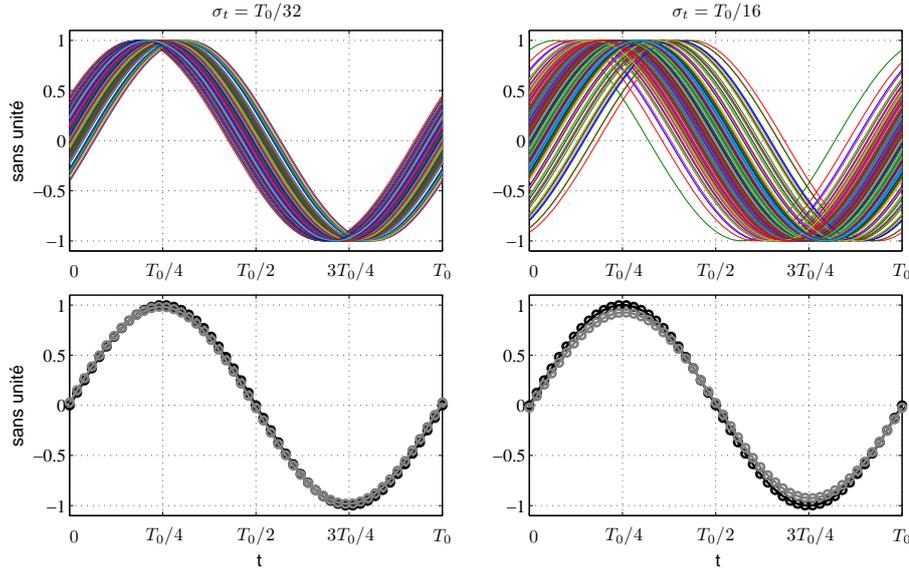


FIGURE 2.5 – Graphes du haut : 200 cycles d’une sinusoïde de période T_0 , observés avec un *jitter* temporel d’écart-type σ_t . Graphes du bas : partie CS1 de la sinusoïde (un cycle non déphasé, courbe noire) et son estimation par moyennage synchrone des 200 cycles observés (courbe grise). Graphes de gauche : cas $\sigma = T_0/32$. Graphes de droite : cas $\sigma = T_0/16$.

$T_e/\sqrt{12}$. Elle peut donc être réduite en utilisant une fréquence d’échantillonnage élevée. Elle peut généralement être négligée, mais il faut en tenir compte si $\mu_X(n)$ est susceptible de contenir des hautes fréquences.

Considérons que $X(n)$ comporte N échantillons, ce qui correspond à K cycles de N_c échantillons chacun ($N = KN_c$). Soient q et r le quotient et le reste de la division euclidienne de n par N_c :

$$n = qN_c + r, \text{ avec } (q, r) \in \mathbb{N}^2 \text{ et } 0 \leq r < N_c \quad (2.51)$$

Avec ces notations, l’indice n correspond au $r^{\text{ème}}$ indice du $q^{\text{ème}}$ cycle. $\mu_X(n)$ peut être estimée avec la formule suivante :

$$\mu_X(n) \approx \frac{1}{K} \sum_{q=1}^K X(r + (q-1)N_c), \forall n \in [1, N] \quad (2.52)$$

Cette formule est une adaptation de (2.38) au cas des signaux discrets de durée finie ; elle nécessite clairement que N_c soit entier, *i.e.* $T/T_e \in \mathbb{N}$. Si cette condition n’est pas satisfaite, la formule (2.53) est généralement utilisée :

$$\mu_X(n) \approx \frac{1}{K} \sum_{q=1}^K X\left(r + (q-1)\zeta\left(\frac{T}{T_e}\right)\right), \forall n \in [1, N] \quad (2.53)$$

Dans cette formule, $\zeta(\cdot)$ représente l’opérateur qui retourne le plus proche entier de l’opérande. La formule (2.53) sous-estime $\mu_X(n)$, avec une erreur qui croît avec K [HHCL00]. Une fois $X(n)$ acquis, il est donc préférable de le rééchantillonner en choisissant f_e telle que $T/T_e \in \mathbb{N}$

[ABRB04]. Plusieurs méthodes sont disponibles pour effectuer ce rééchantillonnage ; leur efficacité a été étudiée par Mac Fadden [FT00]). Dans le cas où ce rééchantillonnage n'est pas envisageable, Hong [HHCL00] conseille d'utiliser la formule (2.54) qui permet de réduire l'erreur associée à (2.53) :

$$\mu_X(n) \approx \frac{1}{K} \sum_{q=1}^K X \left(r + \zeta \left(\frac{(q-1)T}{T_e} \right) \right), \forall n \in [1, N] \quad (2.54)$$

Méthode fréquentielle

Le moyennage synchrone consiste à extraire la partie T -périodique de $X(n)$, ce qui revient à supprimer toutes les composantes spectrales n'appartenant pas à l'ensemble A des fréquences cycliques⁷ du processus sous-jacent. Ce filtrage peut être réalisé dans le domaine fréquentiel en multipliant la transformée de Fourier $\widehat{X}(k)$ par un filtre en peigne $\psi(k)$:

$$\begin{cases} \mu_X(n) \approx \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \widehat{X}(k) \psi(k) e^{i2\pi \frac{nk}{N}}, \forall n \in [1, N], \\ \psi(k) = \begin{cases} 1 & \text{si } \frac{k}{NT_e} \in A, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \end{cases} \quad (2.55)$$

Ici encore, T_e doit être choisie de sorte que T corresponde à un nombre entier d'échantillons, sans quoi $\psi(k)$ est nulle partout. La résolution fréquentielle Δ_f est égale à $\frac{1}{NT_e}$; le filtre $\psi(k)$ devient donc plus sélectif lorsque N augmente, puisqu'il conserve l'énergie contenue dans des bandes de largeur Δ_f . Les formules (2.51) et (2.55) mènent à des résultats identiques, cependant (2.55) présente un avantage : elle ne nécessite pas que K soit entier.

Méthode tempo-fréquentielle

Antoni [ABRB04] montre que la formule 2.52 est encore équivalente à la suivante :

$$\mu_X(n) \approx \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{[Nc]-1} \sum_{m=0}^{N-1} X(m) e^{i2\pi \frac{k(n-m)}{Nc}}, \forall n \in [1, N] \quad (2.56)$$

Dans cette formule, $[Nc]$ représente la partie entière de Nc . (2.56) ne nécessite pas que Nc soit entier, contrairement à (2.51) et (2.55) ; $X(n)$ n'a donc pas besoin d'être rééchantillonné après acquisition. En contrepartie, cette implémentation est Nc fois plus lourde : (2.56) représente NNc opérations alors que (2.51) en nécessite seulement KNc .

2.3.2 Extraction de la partie PCS2

Bonnardot [BRG05] a proposé une méthode pour isoler $\eta_X(n)$, sur une idée de Gardner [Gar94]. L'algorithme correspondant est représenté sur la figure 2.6.

Si un signal est $CS2_T$, alors la corrélation est non nulle entre ses composantes fréquentielles espacées de $\frac{1}{T}$ Hz (*c.f.* référence [Gar94] et section 2.2.5). La méthode de Bonnardot exploite

7. Les fréquences cycliques sont les multiples entiers de $\alpha_0 = \frac{1}{T}$.

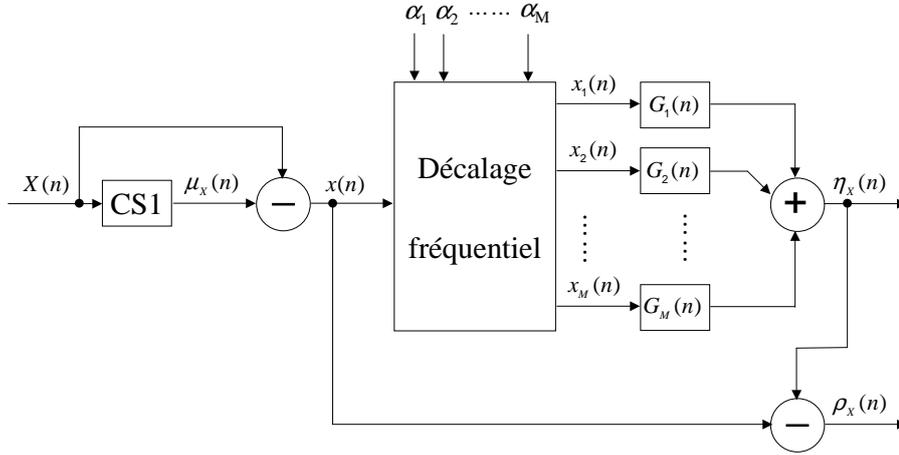


FIGURE 2.6 – Algorithme d'extraction de la partie PCS2 d'un signal cyclostationnaire

cette propriété des signaux $CS2_T$. Pour pouvoir l'appliquer, il faut commencer par estimer T si elle n'est pas connue *a priori*⁸. Il faut également choisir l'ordre M qui définit le sous-ensemble fini de fréquences cycliques $\{\alpha_m = \frac{m}{T}, m \in [1, M]\}$. La première étape de l'algorithme consiste à débarasser $X(n)$ de $\mu_X(n)$ ⁹. En ôtant $\mu_X(n)$ à $X(n)$, on obtient $x(n)$ qui est la partie aléatoire de $X(n)$. $x(n)$ est ensuite dupliquée M fois, et chaque réplique est décalée en fréquence : la $m^{\text{ème}}$ réplique est décalée de α_m Hz, ce qui donne un ensemble de M signaux $\{x_m(n) = x(n)e^{-i2\pi n\alpha_m}, m \in [1, M]\}$. Chaque $x_m(n)$ passe ensuite par un filtre $G_m(n)$ qui représente la fonction de transfert linéaire entre $x_m(n)$ et $x(n)$. Dans l'algorithme proposé par Bonnardot, les M filtres $G_m(n)$ sont calculés en une seule opération par la pseudo-inversion d'une matrice de très grande dimension¹⁰. A l'heure actuelle, pour que cette pseudo-inversion soit réalisable avec un ordinateur de bureau, il faut obligatoirement considérer des signaux courts et/ou échantillonnés très bas ainsi qu'un petit nombre de fréquences cycliques et des filtres de bas ordre¹¹. Afin d'éviter cette pseudo-inversion de matrice, nous proposons de calculer les filtres $G_m(n)$ séparément et dans le domaine fréquentiel grâce à la formule de Wiener :

$$\left. \begin{aligned} G_m(n) &= \sum_{k=0}^{N-1} \hat{G}_m(k) e^{i2\pi \frac{kn}{N}} \\ \hat{G}_m(k) &= \frac{S_{x_m x}(k)}{S_{x_m x_m}(k)} = \frac{\langle \bar{x}_m(k) x(k) \rangle}{\langle \bar{x}_m(k) x_m(k) \rangle} \end{aligned} \right\} \forall n \in [1, N] \quad (2.57)$$

Cette méthode alternative autorise des valeurs de N , M et L plus élevées et des valeurs de T_e plus petites. Finalement, l'estimation de $\eta_X(n)$ est obtenue en sommant les signaux en sortie des filtres $G_m(n)$:

8. T peut être estimée par analyse d'enveloppe et/ou de la fonction $DCS_{XX}(\alpha)$ (c.f. définition (2.43) et section 2.4.2).

9. $\mu_X(n)$ est estimée avec l'une des méthodes exposées en section 2.3.1.

10. Cette matrice est de dimensions $N - L + 1 \times LM$, où L représente l'ordre des filtres $G_m(n)$ et N le nombre d'échantillons des signaux.

11. e.g. on peut se limiter à des signaux échantillonnés à 5 kHz pour une durée de 2 s ($N = 1.10^4$), avec $M = 8$ et $L = 32$, ce qui aboutit à la pseudo-inversion d'une matrice de dimensions 9969×256 . Evidemment, ces paramètres modestes nuisent à la qualité du résultat.

$$\eta_X(n) \approx \sum_{m=1}^M x_m(n) * G_m(n), \quad \forall n \in [1, N] \quad (2.58)$$

Si $\mu_X(n)$ n'est pas préalablement ôtée de $X(n)$, l'algorithme extrait la somme de $\mu_X(n)$ et $\eta_X(n)$. En ôtant $\eta_X(n)$ à $x(n)$, on obtient $\rho_X(n)$ qui contient notamment le bruit de mesure, les éventuelles composantes cyclostationnaires de périodes différentes de T , et les composantes non cyclostationnaires.

Cet algorithme est basé sur un banc de filtres en parallèle, chacun réalisant un décalage fréquentiel de $x(n)$. Cette structure, connue sous le nom de FRESH (pour *FREquency SHift* en anglais), est équivalente à un filtre linéaire à variations périodiques [Gar93, Gar94, Par02, ADGR02]. Cette classe de filtre est optimale pour traiter les signaux CSL [Ant00]. Elle fait donc l'objet de nombreuses recherches (*c.f.* références [Wei00, GF75, PV93]), et elle commence à être appliquée en analyse vibratoire des machines tournantes. Dans le domaine de l'automobile, elle a été utilisée pour reconstruire les signaux de pression-cylindre à partir des vibrations du moteur (*c.f.* références [BK94, WKK94, KB94, KTB95, ADGR02]).

2.4 Modélisation CSL des signaux issus d'un moteur Diesel

2.4.1 Justification théorique

A vitesse de rotation constante, les moteur Diesel génèrent des vibrations/bruits CSL de période égale au cycle moteur. Cette cyclostationnarité se vérifie aussi bien par rapport à l'angle vilebrequin θ que par rapport au temps t . Nous allons maintenant justifier cette affirmation sur la base d'arguments théoriques.

Modélisation CSL_{Θ} des sources sonores

Pour le vibroacousticien, le moteur est un ensemble de sources vibratoires. Notons $\{S_n(\theta), n \in [1, N]\}$ les sources considérées dans le cadre de notre étude. Ce sont des excitations de nature impulsive (injection, pressions-cylindre, basculement de piston, distribution, pressions pulsées) ou continue (efforts d'inertie). Ces sources, qui ont été présentées en section 1.2, ont un point commun : elles sont toutes pilotées par la position angulaire du vilebrequin¹², $\theta(t)$. Les sources $S_n(\theta)$ sont donc des processus stochastiques à moyennes statistiques Θ -périodiques, avec $\Theta = 720^\circ AV$ ¹³ :

$$\mu_{S_n}(\theta) = \mu_{S_n}(\theta + k\Theta), \quad \forall (n, k, \theta) \in [1, N] \times \mathbb{Z} \times \mathbb{R} \quad (2.59)$$

Les $S_n(\theta)$ sont donc $CS1_{\Theta}$. La propriété $CS1$ impliquant nécessairement la propriété $CS2$ [ABRB04], les $S_n(\theta)$ sont donc CSL_{Θ} . Nous allons maintenant montrer qu'elles sont également CSL par rapport à t , *i.e.* CSL_T où T est la durée moyenne d'un cycle moteur, de même que

12. Ce n'est pas le cas pour certaines sources secondaires qui sortent du cadre de notre étude, *e.g.* le ventilateur, la pompe à gazole, le turbo.

13. Certaines sources, non retenues dans notre étude, possèdent des périodicités différentes, *e.g.* la boîte de vitesse.

les bruits $D_n(t)$ qu'elles génèrent. Le bruit total $D(t)$ pourra alors être considéré lui-même CSL_T .

D'après Gardner [GF75], si un système linéaire invariant¹⁴ (SLI) est excité par une entrée cyclostationnaire, alors sa sortie est également cyclostationnaire, sous réserve que l'invariance du système et la cyclostationnarité de son excitation soient vérifiées par rapport à la même variable de référence, ce qui n'est pas le cas dans notre problème (*c.f.* figure 2.7).

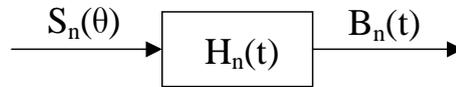


FIGURE 2.7 – Génération de bruit par les sources vibratoires du moteur.

La proposition de Gardner n'est pas suffisante pour justifier la propriété CSL_T des $D_n(t)$, même si on admet que les $S_n(\theta)$ excitent des SLI $H_n(t)$ comme sur la figure 2.7. Les paragraphes suivants montreront que les $S_n(t)$ sont CSL_T et qu'elles excitent effectivement des SLI $H_n(t)$, ce qui permettra d'appliquer la proposition de Gardner.

Modélisation SLI des transferts vibro-acoustiques

La réponse vibratoire et le rayonnement des structures mécaniques sont régis par des équations différentielles en temps. De plus, la linéarisation de ces équations est une hypothèse classique en vibro-acoustique. La réponse vibratoire du bloc moteur peut donc être considérée linéaire par rapport au temps, et le bruit du moteur $D(t)$ peut être écrit comme une somme de N composantes $D_n(t)$ qui sont les sorties d'une banque de filtres linéaires $H_n(t, \tau)$ recevant les $S_n(t)$ en entrée :

$$\left. \begin{aligned} D(t) &= \sum_{n=1}^N D_n(t) \\ D_n(t) &= \int_0^{\infty} H_n(t, \tau) S_n(\tau) d\tau \end{aligned} \right\} \forall t \in \mathbb{R} \quad (2.60)$$

Les $H_n(t, \tau)$ représentent les réponses impulsionnelles des fonctions de transfert vibro-acoustique entre les points d'excitation et le point d'écoute. Ces réponses impulsionnelles bivariées correspondent à des systèmes linéaires variables (SLV), *i.e.* des systèmes dont la réponse dépend de l'instant d'excitation. Il est *a priori* nécessaire de modéliser la réponse vibratoire du moteur par des SLV, puisque la géométrie du moteur évolue avec le mouvement de son attelage mobile. De plus, Russell [Rus73, Rus82] et Kanda [KOY90] ont montré que la chaîne piston-bielle-vilebrequin est une voie de transfert privilégiée pour les vibrations générées par la combustion et le basculement de piston, et ces sources sonores sont au centre de notre étude puisque leur contribution est majoritaire (*c.f.* sections 1.2 et 1.4). Cependant, le caractère impulsif de ces sources permet d'utiliser une modélisation SLI, *i.e.* de la forme $H_n(t)$. Le basculement de piston constitue une excitation très impulsive puisqu'il s'agit d'impacts entre deux pièces très rigides (le piston et la chemise du cylindre). La combustion entraîne une montée en pression tellement brusque qu'elle agit comme un impact mécanique sur les surfaces internes

14. Ce modèle suppose que la réponse du système ne dépend pas de l'instant où il est excité.

de la chambre [Ric31, Ric68, Rus82, TC82]. Tous ces impacts se produisent à des instants bien déterminés du cycle moteur, et les transferts vibratoires sont très rapides par rapport à la rotation du moteur. Le moteur se trouve donc toujours dans la même configuration géométrique lors des transferts. Les expériences de Kojima [Koj89] valident la modélisation SLI. Cet auteur a mesuré la fonction de transfert entre un cylindre et un point d'écoute à proximité du moteur grâce à la 'banger method' (*c.f.* section 3.1). Le moteur était à l'arrêt, mais la mesure a été réalisée pour trois positions angulaires du vilebrequin : 0°AV (*i.e.* au PMH), 15°AV et 30°AV . Entre 0°AV et 15°AV , des variations¹⁵ de seulement $1\sim 2$ dB ont été observées sur le module de la fonction de transfert, et les forces de combustion sont significatives sur une plage angulaire inférieure à 15°AV , toujours selon Kojima. Ces résultats concernent le transfert des forces de combustion, mais ils peuvent être directement transposables au transfert des forces injectées par le basculement de piston.

König [KB94, KTB95], Böhme [BK94] et Antoni [ADGR02] ont utilisé la modélisation SLV pour reconstruire la pression-cylindre $P(t)$ à partir de signaux vibratoires $D(t)$ mesurés sur le bloc moteur. Ce problème est sensible aux variations de la relation entre $P(t)$ et $D(t)$, car sa résolution implique l'inversion d'une matrice mal conditionnée. Les variations de transfert dues à la rotation du moteur doivent donc être prises en compte pour résoudre ce problème inverse.

Modélisation CSL_T des sources sonores et du bruit généré

Les sources $S_n(\theta)$ sont CSL_Θ . Elles excitent des SLI $H_n(t)$ qui sont équivalents à des SLV lorsque θ est prise comme variable de référence [ABRB04, Bon04], puisque la vitesse de rotation $\dot{\theta}(t)$ n'est pas constante (*c.f.* figure 4.11). La proposition de Gardner (*c.f.* 2.4.1) ne suffit donc pas à montrer que les $D_n(\theta)$ sont CSL_Θ ou que les $D_n(t)$ sont CSL_T . Antoni [ABRB04] démontre que les $D_n(\theta)$ sont CSL_Θ sous deux conditions : premièrement le moteur doit avoir assez d'inertie pour assurer $\dot{\theta}(t) > 0 \forall t$; deuxièmement, $\dot{\theta}(t)$ doit être CSL_T ¹⁶. De plus, ces hypothèses garantissent que la propriété CSL_Θ entraîne la propriété CSL_T . Ces résultats importants sont résumés sur la figure 2.8. Finalement, en régime stabilisé les $S_n(\theta)$, les $D_n(\theta)$ et $D(\theta)$ sont CSL_Θ , et les $S_n(t)$, les $D_n(t)$ et $D(t)$ sont CSL_T . Afin d'alléger les notations, désormais nous pourrions simplement écrire que les signaux sont CSL ; la variable de référence et la période de cyclostationnarité seront implicites, sauf si leur mention présente un intérêt particulier.

2.4.2 Mise en évidence de la propriété CSL

Utilisation des corrélations cycliques

Soit $P_i(t), i \in [1, 4]$, un signal de pression-cylindre et $D_i(t)$ le bruit de moteur synchrone aux phases de combustion dans le $i^{\text{ème}}$ cylindre. Gardner [Gar93] propose un test qui permet de vérifier si $P_i(t)$ et $D_i(t)$ présentent la propriété CSL_T . Ce test se base sur les auto-

15. Les variations observées pourraient être dues aux incertitudes de mesure. Lyon [Lyo88] a mesuré plusieurs fois la même FRF sur un moteur, et ses mesures présentaient un écart-type de 8 dB en HF.

16. Cette hypothèse sera validée en section 2.4.2

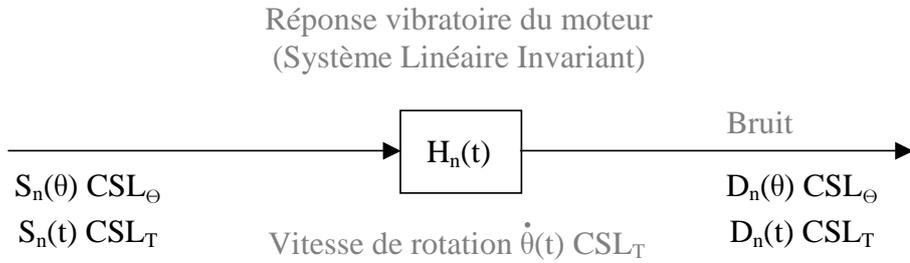


FIGURE 2.8 – Cyclostationnarité des sources vibratoires du moteur et du bruit généré.

corrélations $R_{P_i P_i}^\alpha(\tau)$ et $R_{D_i D_i}^\alpha(\tau)$, définies par les équations (2.18) et (2.41). Ces corrélations doivent présenter des raies spectrales pour certaines valeurs de τ si $P_i(t)$ et $D_i(t)$ sont CSL_T. De plus, ces signaux sont conjointement CSL_T si leur intercorrélation $R_{P_i D_i}^\alpha(\tau)$ présente également des raies spectrales pour ces valeurs de τ . La figure 2.9 (graphe de gauche) permet de vérifier que $P_i(t)$ et $D_i(t)$ sont bien conjointement CSL_T, ce qui implique également la propriété CSL_T pour ces deux signaux considérés indépendamment. En effet, on remarque que $R_{P_i D_i}^\alpha(\tau)$ présente des raies spectrales aux fréquences cycliques $\{\alpha = k\alpha_0, k \in \mathbb{N}\}$ pour les valeurs de τ voisines des multiples de T , où T est la période cyclique du moteur et $\alpha_0 = 1/T$. La fréquence cyclique fondamentale α_0 peut être évaluée en mesurant l'espacement des raies spectrales. On peut en déduire le régime du moteur, qui vaut $\Theta = 120\alpha_0$ tr/min (pour un moteur à 4 temps, avec α_0 exprimé en Hz).

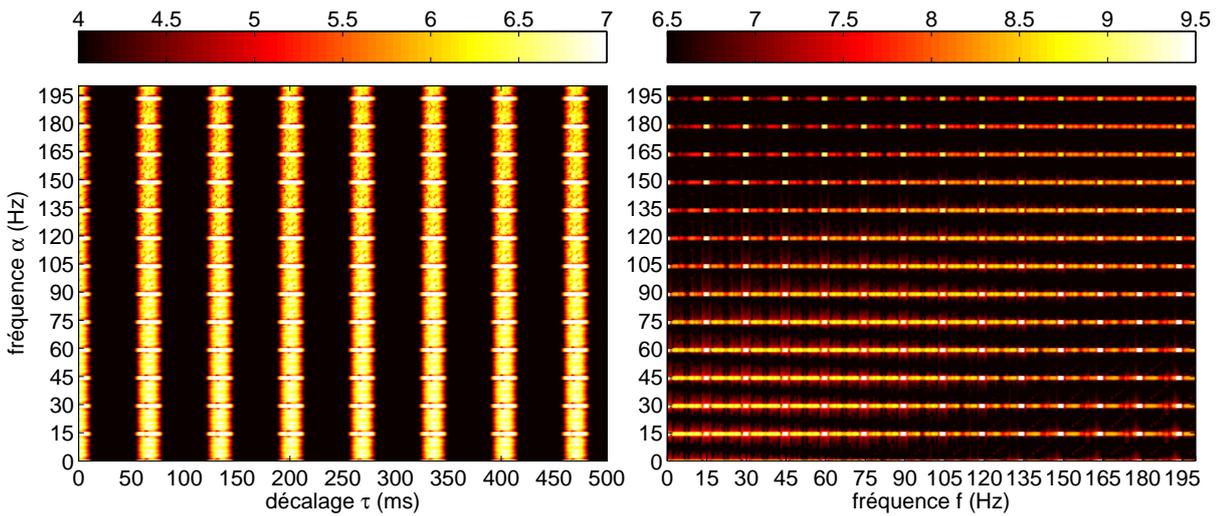


FIGURE 2.9 – Mise en évidence de la propriété CSL_T conjointe de $P_i(t)$ et $D_i(t)$. Graphe de gauche : $\log |R_{P_i D_i}^\alpha(\tau)|$. Graphe de droite : $\log |S_{P_i D_i}^\alpha(f)|$. Régime : 1800 tr/min sous charge maximale. $T = 66,7$ ms, $\alpha_0 = 15$ Hz.

Utilisation des densités spectrales de puissance cyclique

L'examen de la DSPC croisée $S_{P_i D_i}^\alpha(f)$, définie par l'équation (2.37), permet également de mettre en évidence la CSL_T conjointe de $P_i(t)$ et $D_i(t)$. Ce test exploite une caractéristique

des signaux CSL_T : leurs composantes spectrales espacées de $\alpha_0 = 1/T$ Hz sont mutuellement corrélées [BRG05, Gar94]. Par conséquent, $|S_{P_i D_i}^\alpha(f)|$ doit présenter des raies spectrales aux fréquences cycliques $\{\alpha = n\alpha_0, n \in \mathbb{N}\}$ si $P_i(t)$ et $D_i(t)$ sont conjointement CSL_T , ce qui peut être vérifié sur la figure 2.9 (graphe de droite). D'autre part, $|S_{P_i D_i}^\alpha(f)|$ présente des maxima locaux très marqués et localisés autour des points $\{(\alpha, f) = (m, n) \cdot \frac{1}{T}, (m, n) \in \mathbb{N}^2\}$. Ces maxima locaux au sein des raies $\{\alpha = m\alpha_0, m \in \mathbb{N}\}$ traduisent la forte dominance des fréquences cycliques dans les spectres $|P_i(f)|$ et $|D_i(f)|$. En effet, $P_i(t)$ et $D_i(t)$ sont dominés par leurs parties CS1, $\mu_{P_i}(t)$ et $\mu_{D_i}(t)$. La fréquence cyclique fondamentale α_0 peut être évaluée en mesurant l'espacement entre les raies sur l'axe α , ou l'espacement entre les maxima locaux sur l'axe f . Le régime moteur s'en déduit : $\Theta = 120\alpha_0$ tr/min (pour un moteur à 4 temps, avec α_0 exprimé en Hz).

Utilisation des degrés de cyclostationnarité

L'examen du degré de cyclostationnarité $DCS_{P_i D_i}(\alpha)$, défini par l'équation (2.43), permet également de vérifier la CSL_T conjointe de $P_i(t)$ et $D_i(t)$. Cette propriété est mise en évidence par les pics de $DCS_{P_i D_i}(\alpha)$ aux fréquences cycliques $\{\alpha = n\alpha_0, n \in \mathbb{N}\}$ (c.f. figure 2.10). L'examen de $DCS_{P_i D_i}(\alpha)$ permet d'estimer finement et facilement le régime moteur, qui vaut $\Theta = 120\alpha_0$ tr/min, où α_0 représente la distance (en Hz) entre les pics de $DCS_{P_i D_i}(\alpha)$. La figure 2.11 présente $DCS_{\dot{\theta}\dot{\theta}}(\alpha)$, i.e. le degré de cyclostationnarité de la vitesse angulaire du vilebrequin $\dot{\theta}(t)$. Cette fonction présente des pics aux fréquences cycliques, donc $\dot{\theta}(t)$ est CSL_T . Ce résultat était supposé en section 2.4.1, en tant que condition nécessaire pour justifier la CSL_T de $D(t)$ et la CSL_Θ de $D(\theta)$ sur la base d'arguments théoriques.

Mise en évidence de la propriété PCS2

$P_i(t)$ et $D_i(t)$ sont composées de leurs parties CS1, $\mu_{P_i}(t)$ et $\mu_{D_i}(t)$, et de leurs parties aléatoires $p_i(t)$ et $d_i(t)$. Les parties CS1 et aléatoires peuvent être séparées en utilisant une méthode parmi celles qui ont été présentées en section 2.3.1. Les parties aléatoires sont elles-mêmes composées des parties PCS2 $\eta_{P_i}(t)$ et $\eta_{D_i}(t)$ et des résidus $\rho_{P_i}(t)$ et $\rho_{D_i}(t)$:

$$\begin{cases} P_i(t) = \mu_{P_i}(t) + p_i(t) \\ p_i(t) = \eta_{P_i}(t) + \rho_{P_i}(t) \end{cases} \quad (2.61)$$

$$\begin{cases} D_i(t) = \mu_{D_i}(t) + d_i(t) \\ d_i(t) = \eta_{D_i}(t) + \rho_{D_i}(t) \end{cases} \quad (2.62)$$

Les parties PCS2 et les résidus peuvent être séparés avec la méthode présentée en section 2.3.2. La figure 2.12 présente les autospectres de $P_i(t)$, $\mu_{P_i}(t)$, $p_i(t)$, $\eta_{P_i}(t)$ et $\rho_{P_i}(t)$ (graphe du haut), et les autospectres de $D_i(t)$, $\mu_{D_i}(t)$, $d_i(t)$, $\eta_{D_i}(t)$ et $\rho_{D_i}(t)$ (graphe du bas). On remarque que $P_i(t)$ et $D_i(t)$ sont fortement $CS1_T$, i.e. $\mu_{P_i}(t)$ et $\mu_{D_i}(t)$ dominent largement $p_i(t)$ et $d_i(t)$. Les parties aléatoires sont fortement $PCS2_T$, i.e. $\eta_{P_i}(t)$ et $\eta_{D_i}(t)$ dominent largement $\rho_{P_i}(t)$ et $\rho_{D_i}(t)$. La propriété $CS1_T$ implique la propriété $CS2_T$ [ABRB04]. Si la $CS2_T$ de $P_i(t)$ et $D_i(t)$ n'est pas uniquement due à leur $CS1_T$, i.e. si ces signaux ont une partie $PCS2_T$, leurs parties aléatoires doivent montrer des signes de $CS2_T$. La figure 2.10 permet de vérifier que $DCS_{p_i d_i}(\alpha)$ présente des pics aux fréquences cycliques $\{\alpha = \frac{n}{T}, n \in \mathbb{N}\}$, ce qui prouve que $P_i(t)$ et $D_i(t)$ possèdent

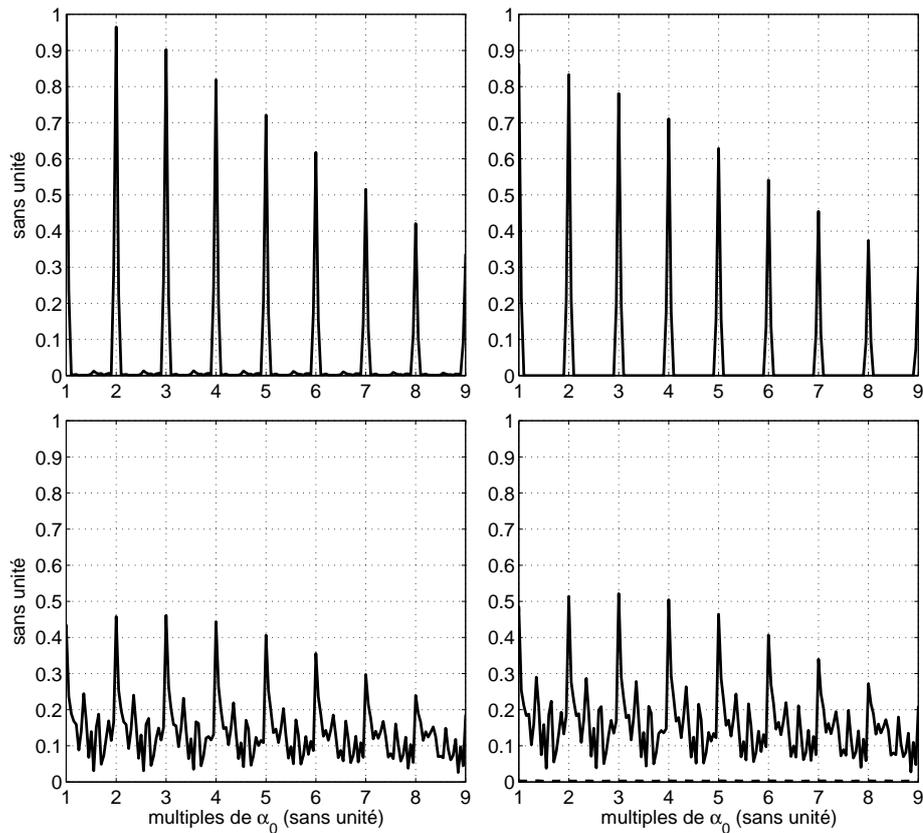


FIGURE 2.10 – Mise en évidence de la propriété CSL_T conjointe de $P_i(t)$ et $D(t)$, et de leurs composantes. En haut à gauche : $DCS_{P_i D_i}(\alpha)$. En haut à droite : $DCS_{\mu_{P_i} \mu_{D_i}}(\alpha)$. En bas à gauche : $DCS_{p_i d_i}(\alpha)$. En bas à droite : $DCS_{\eta_{P_i} \eta_{D_i}}(\alpha)$ (trait plein) et $DCS_{\rho_{P_i} \rho_{D_i}}(\alpha)$ (pointillés). Régime : 1800 tr/min sous charge maximale (225 Nm).

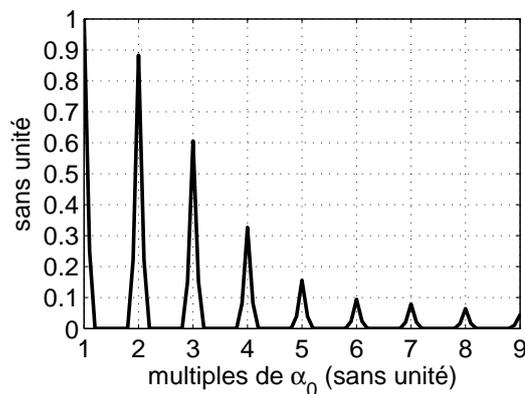


FIGURE 2.11 – Mise en évidence de la propriété CSL_T de $\dot{\theta}(t)$ par le degré de cyclostationarité $DCS_{\dot{\theta} \dot{\theta}}(\alpha)$. Régime : 1800 tr/min sous charge maximale.

bien une partie $PCS2_T$. Cette figure présente également $DCS_{\mu_{P_i} \mu_{D_i}}(\alpha)$, qui est très légèrement inférieur à $DCS_{P_i D_i}(\alpha)$, et $DCS_{\eta_{P_i} \eta_{D_i}}(\alpha)$, qui est très légèrement inférieur à $DCS_{p_i d_i}(\alpha)$. Ces résultats confirment que $P_i(t)$ et $D_i(t)$ sont bien CSL_T , avec une $CS1_T$ dominante et une $PCS2_T$

non négligeable. Ce résultat est de première importance dans le cadre de notre étude, qui est consacrée à la validation du spectrofiltre calculé à partir de $p_i(t)$ et $d_i(t)$. En effet, l'usage de ce spectrofiltre particulier est motivé par la CS1 dominante, et son calcul est justifié par la PCS2 non négligeable. Enfin, on remarque que $\text{DCS}_{\rho_{P_i}\rho_{D_i}}(\alpha) \simeq 0 \forall \alpha$, ce qui signifie que les résidus $\rho_{P_i}(t)$ et $\rho_{D_i}(t)$ ne sont pas CS 2_T . Ces résidus négligeables comportent les composantes CS $_T$ d'ordres strictement supérieurs à 2, ainsi que les composantes CS $_\tau$ avec $\tau \neq T$ et les composantes non-cyclostationnaires (dont les bruits d'écoulement et le bruit de mesure).

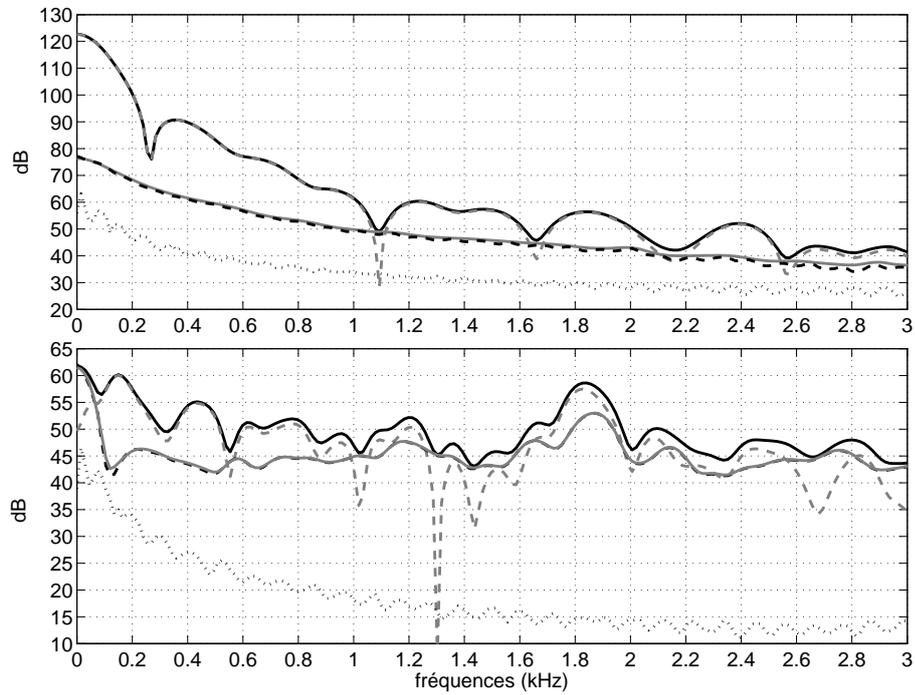


FIGURE 2.12 – Graphe du haut : Importance relative des composantes de $P_i(t)$: partie CS1 $\mu_{P_i}(t)$, partie aléatoire $p_i(t)$, partie PCS2 $\eta_{P_i}(t)$ et résidu $\rho_{P_i}(t)$. Courbe noire, trait plein : $S_{P_i P_i}(f)$. Courbe grise, pointillés espacés : $S_{\mu_{P_i} \mu_{P_i}}(f)$. Courbe grise, trait plein : $S_{p_i p_i}(f)$. Courbe noire, pointillés espacés : $S_{\eta_{P_i} \eta_{P_i}}(f)$. Courbe noire, pointillés rapprochés : $S_{\rho_{P_i} \rho_{P_i}}(f)$. Graphe du bas : Importance relative des composantes de $D(t)$: partie CS1 $\mu_D(t)$, partie aléatoire $d(t)$, partie PCS2 $\eta_D(t)$ et résidu $\rho_D(t)$. Courbe noire, trait plein : $S_{DD}(f)$. Courbe grise, pointillés espacés : $S_{\mu_D \mu_D}(f)$. Courbe grise, trait plein : $S_{dd}(f)$. Courbe noire, pointillés espacés : $S_{\eta_D \eta_D}(f)$. Courbe noire, pointillés rapprochés : $S_{\rho_D \rho_D}(f)$. Régime : 1800 tr/min sous charge maximale (225 Nm).

Chapitre 3

Méthodes envisageables pour séparer le bruit de combustion et le bruit mécanique

3.1 Méthodes de séparation de sources

La séparation du bruit de combustion et du bruit mécanique est un problème de séparation de sources. Nous allons passer en revue quelques méthodes (liste non exhaustive) envisageables pour résoudre ce problème. Elles peuvent être classées en deux grandes catégories : d'une part les méthodes exploitant des informations explicites sur les sources à séparer (méthodes dites 'éclairées'), d'autre part les méthodes utilisées lorsque ces informations ne sont pas disponibles (méthodes dites 'aveugles').

3.1.1 Méthodes aveugles

Lorsqu'aucune information n'est disponible sur les sources à séparer, il faut adopter une méthode aveugle, *i.e.* une méthode de type BSS (pour *Blind Source Separation* en anglais, *c.f.* références [Par98, PS03, AD03, BAK05]) ou analyse en composantes indépendantes (ICA, pour *Independent Component Analysis* en anglais, *c.f.* références [JH88, Com90, HO00, Hyv99, Par98, Car01]). Ces approches consistent à remplacer les informations manquantes par des hypothèses statistiques sur ces signaux et sur leur degré d'indépendance. La cyclostationnarité peut constituer une hypothèse de départ (*c.f.* références [NHG05, BHCA05]). Liu et Randall [LR05], ainsi que Servière *et al* [SLB05] ont appliqué la BSS à la séparation du bruit de combustion et du bruit de basculement de piston. Les résultats de cette dernière étude ont été comparés avec les résultats obtenus par la méthode du spectrofiltre (étude de El Badaoui *et al* [EBDGS05]). La BSS a donné des résultats intéressants, mais les auteurs conseillent d'utiliser le spectrofiltre lorsque cela est possible.

3.1.2 Méthodes éclairées

Les méthodes éclairées exploitent des informations explicites sur les sources à séparer. Elles sont donc plus fiables que les méthodes aveugles, qui remplacent ces informations par des hypothèses. La méthode de Wiener, détaillée en section 3.2, nécessite la connaissance *a priori*

du contenu fréquentiel des signaux à séparer (le bruit de combustion et le bruit mécanique). Les autres méthodes éclairées, dont le spectrofiltre (détaillé en section 3.3), nécessitent de mesurer les signaux de pression à l'intérieur des cylindres. Cette mesure intrusive implique des difficultés techniques qui constituent l'inconvénient principal des méthodes éclairées. La combustion du gazoil et les phases de compression/détente se manifestent par des fluctuations rapides de la pression-cylindres. Ces fluctuations de pression excitent le moteur en vibrations, et le rayonnement de ces vibrations constitue le bruit de combustion. Les signaux de pression-cylindre peuvent donc être considérés comme la source du bruit de combustion. Lorsque ces signaux sont connus, le problème se ramène à une identification de système, le but étant d'estimer les transferts vibroacoustiques entre les cylindres et le point d'écoute du bruit de moteur. Les filtres estimés fournissent le bruit de combustion lorsqu'ils reçoivent les signaux de pression-cylindre en entrée. On obtient ensuite le bruit mécanique en retranchant le bruit de combustion au bruit global. Trois méthodes principales permettent d'estimer les transferts vibroacoustiques.

La première méthode consiste à modéliser le moteur en éléments finis. Cette méthode s'avère difficile à mettre en oeuvre puisque pour être réaliste, le modèle doit intégrer la géométrie complexe des nombreuses pièces du moteur, ainsi que les propriétés mécaniques de leurs liaisons et de leurs matériaux. De plus, tous ces paramètres sont sensibles à la température du moteur, qui varie en fonction de son point de fonctionnement.

La seconde méthode s'apparente à une identification de système expérimentale. Elle consiste à mesurer la réponse vibratoire du moteur à une excitation mécanique simulant la combustion (*banger method* en anglais). Cette excitation est contrôlée et appliquée sur la face interne des cylindres, le moteur étant à l'arrêt. Le système est identifié en mesurant la fonction de transfert entre l'excitation et la réponse. Cette méthode a été employée pour la première fois par Alcock en 1958 (c.f. [Pri80]), puis reprise par Hayashi [HSTU81] et Kojima [Koj89]. L'excitation était produite en allumant un gaz explosif à l'intérieur des chambres de combustion. En 1982, Dixon [DGP82] a remplacé cette excitation par une impulsion hydraulique produite en injectant un fluide sous haute pression dans la chambre de combustion. Ce système est plus précis et reproductible que le précédent. De plus, il permet de réaliser une 'pré-charge hydraulique' pour simuler la compression des gaz frais qui précède leur combustion. Ce système a également été utilisé par Kanda [KOY90]. Ozawa et Nakada [ON99] ont mis au point une excitation hydraulique capable de reproduire fidèlement des profils de pression-cylindre réels.

La troisième méthode correspond au spectrofiltre. Il s'agit d'identifier les transferts vibratoires de la combustion, moteur en fonctionnement, à l'aide des pressions-cylindres et du bruit total rayonné. Le système est donc identifié en utilisant son excitation naturelle (compression/détente et combustion) et dans ses conditions naturelles de fonctionnement (température du bloc moteur et des films d'huile, forces d'inertie, contraintes mécaniques, etc...). Le respect de ces paramètres est important, car ils influencent les transferts vibratoires [Alb95]. La difficulté de cette méthode consiste à identifier le système en présence de nombreuses sources parasites (les sources de bruit mécanique).

Le banc-moteur de notre laboratoire permet la mesure des pressions-cylindres. De plus, nous

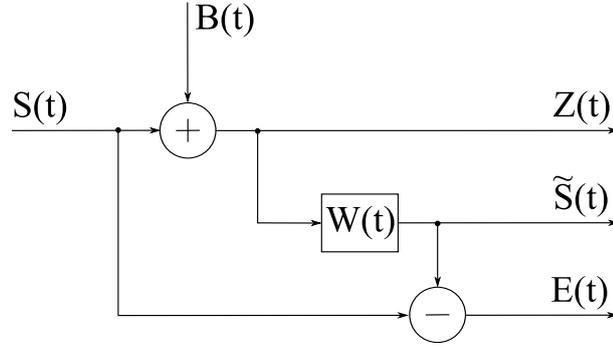


FIGURE 3.1 – Débruitage avec le filtre optimal de Wiener.

nous intéressons aux variations des transferts vibratoires de la combustion selon le point de fonctionnement du moteur (*c.f.* section 8.1). Le spectrofiltre est donc la méthode la mieux adaptée à notre problème. Nous allons maintenant présenter cet outil en détails, après avoir introduit le filtre optimal de Wiener (duquel il est dérivé).

3.2 Le filtre optimal de Wiener

En 1950, Wiener [Wie50] a introduit un filtre $W(t)$ permettant d'estimer un signal utile $S(t)$ lorsque son observation $Z(t) = S(t) + B(t)$ est polluée par un bruit parasite $B(t)$ (*c.f.* figure 3.1).

Les signaux $S(t)$ et $B(t)$ sont supposés aléatoires, stationnaires et décorrélés. Ces hypothèses assurent la nullité de leur interspectre : $S_{SB}(f) = 0, \forall f$. Le filtre de Wiener se calcule dans le domaine fréquentiel. Il vaut :

$$W(f) = \frac{S_{ZS}(f)}{S_{ZZ}(f)} \quad (3.1)$$

En injectant $Z(f) = S(f) + B(f)$ dans (3.1) et en tenant compte de $S_{SB}(f) = 0$, on obtient :

$$W(f) = \frac{S_{SS}(f) + \overline{S_{SB}(f)}}{S_{SS}(f) + 2\Re\{S_{SB}(f)\} + S_{BB}(f)} = \frac{S_{SS}(f)}{S_{SS}(f) + S_{BB}(f)} \quad (3.2)$$

Dans cette dernière expression, $\overline{(\cdot)}$ et $\Re\{\cdot\}$ représentent (respectivement) les opérateurs qui retournent le complexe conjugué et la partie réelle de leur opérande. On remarque que le calcul de $W(f)$ nécessite la connaissance *a priori* (ou l'estimation préalable) des autospectres $S_{SS}(f)$ et $S_{BB}(f)$ [BS79], *i.e.* le contenu fréquentiel des signaux à séparer. L'estimation de $S(t)$ s'obtient en filtrant $Z(t)$ avec $W(t)$. Ce filtrage est optimal au sens des moindres carrés, *i.e.* il minimise l'énergie du signal d'erreur $E(t)$:

$$\begin{cases} \tilde{S}(t) = \int_{\tau} Z(t - \tau)W(\tau)d\tau \\ W(t) = \int_f W(f)e^{i2\pi ft}df = \operatorname{argmin} \|E(t)\|_2 \\ E(t) = S(t) - \tilde{S}(t) \end{cases} \quad (3.3)$$

3.3 Le spectrofiltre

3.3.1 Identification de système et soustraction de bruit

Le spectrofiltre est une adaptation du filtre optimal de Wiener, servant à identifier un système et/ou à traiter un signal observé $Z(t) = S(t) + B(t)$ pour séparer le signal utile $S(t)$ du bruit parasite $B(t)$ [BP80, Com85]. Il est utilisable lorsqu'un signal $R(t)$, dit 'référence signal seul', est disponible. Dans la situation idéale, $R(t)$ est indépendant de $B(t)$ et relié à $S(t)$ par une transformation linéaire [RKL94]. La figure 3.2 représente le système étudié.

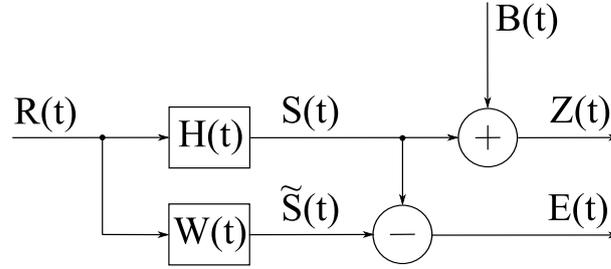


FIGURE 3.2 – Identification de système et débruitage d'un signal utile à l'aide du spectrofiltre.

Le spectrofiltre $W(t)$ est optimal lorsque les trois hypothèses suivantes sont satisfaites [BS79] :

- h1 - $S(t)$ et $B(t)$ sont centrés, *i.e.* de moyenne temporelle nulle, et stationnaires au second ordre.
- h2 - $S(t)$ et $B(t)$ sont décorrélés, donc $S_{SB}(f) = 0, \forall f$.
- h3 - $S(t)$ et $R(t)$ sont reliés linéairement par une réponse impulsionnelle invariante $H(t)$:

$$S(t) = R(t) * H(t) = \int R(t - \tau)H(\tau)d\tau \iff S(f) = R(f)H(f) \quad (3.4)$$

Le spectrofiltre se calcule dans le domaine fréquentiel ; $W(f)$ est donné par la formule suivante :

$$W(f) = \frac{S_{RZ}(f)}{S_{RR}(f)} \quad (3.5)$$

En injectant $Z(f) = S(f) + B(f)$ et (3.4) dans (3.5), et en utilisant la linéarité de l'interspectre, on obtient :

$$W(f) = \frac{S_{RS}(f) + S_{RB}(f)}{S_{RR}(f)} = \frac{H(f)S_{RR}(f) + S_{RB}(f)}{S_{RR}(f)} = H(f) + \frac{S_{RB}(f)}{S_{RR}(f)} \quad (3.6)$$

D'autre part, on a $S_{SB}(f) = H(f)S_{RB}(f)$ d'après (3.4) et $S_{SB}(f) = 0$ (hypothèse h2). On en déduit que $S_{RB}(f) = 0$ puisque $H(f) \neq 0$. En conséquence, (3.6) se réduit à $W(f) = H(f)$. Le spectrofiltre permet donc d'identifier le système $H(t)$, connaissant son entrée $R(t)$ et une observation bruitée $Z(t)$ de sa sortie $S(t)$, sous les hypothèses h1, h2 et h3. Le spectrofiltre est couramment appelé estimateur $H_1(f)$. Le filtrage de $R(t)$ par $W(t)$ fournit une estimation de $S(t)$:

$$\tilde{S}(t) = \int_{\tau} R(t - \tau)W(\tau) d\tau \quad (3.7)$$

Le signal d'erreur $E(t)$ a une espérance mathématique nulle, *i.e.* $\tilde{S}(t) = S(t)$ 'presque sûrement' [BRS78, BS79] sous les hypothèses h1, h2 et h3. La figure 3.3 présente le cas le plus général : l'observation $Y(t)$ de l'entrée $R(t)$ est corrompue par un bruit $B_R(t)$, et l'observation $Z(t)$ de la sortie $S(t)$ est corrompue par un bruit $B_S(t)$. Dans le cas particulier où seule l'entrée est bruitée, *i.e.* $B_S(t) = 0$ et $B_R(t) \neq 0$, il faut utiliser l'estimateur $H_2(f)$ pour identifier le système $H(f)$ [Ben58a, BP80] :

$$\begin{cases} H_1(f) = \frac{S_{YZ}(f)}{S_{YY}(f)} \\ H_2(f) = \frac{S_{ZZ}(f)}{S_{ZY}(f)} \end{cases} \quad (3.8)$$

En pratique, $H_1(f)$ (respectivement $H_2(f)$) sous-estime (respectivement surestime) toujours $H(f)$:

$$|H_1(f)| \leq |H(f)| \leq |H_2(f)|, \quad \forall f \quad (3.9)$$

Wicks et Vold [WV86] ont introduit un estimateur $H_\epsilon(f)$ qui donne des meilleurs résultats que $H_1(f)$ et $H_2(f)$ lorsque l'entrée et la sortie mesurées sont bruitées, *i.e.* $B_S(t) \neq 0$ et $B_R(t) \neq 0$:

$$H_\epsilon(f) = \frac{S_{ZZ}(f) - \epsilon S_{YY}(f) + \sqrt{(\epsilon S_{YY}(f) - S_{ZZ}(f))^2 + 4\epsilon |S_{YZ}(f)|^2}}{2S_{ZY}(f)} \quad (3.10)$$

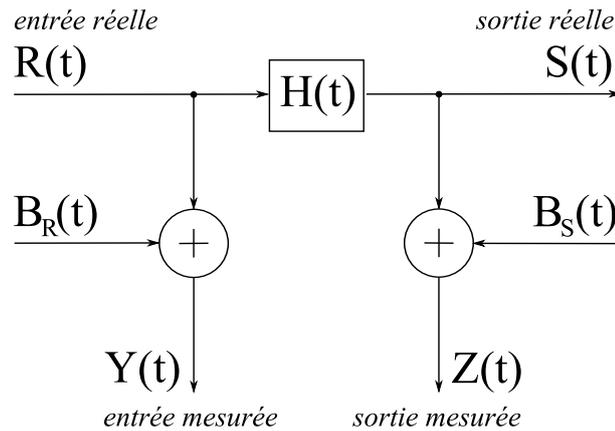


FIGURE 3.3 – Identification de système avec du bruit sur l'entrée et la sortie mesurées.

$H_\epsilon(f)$ est optimal au sens des 'moindres carrés totaux' [GL80], et il est ajustable grâce au paramètre ϵ . $H_1(f)$ et $H_2(f)$ sont des cas particuliers de $H_\epsilon(f)$ [Pot06, WTH06, TH07] :

$$\begin{cases} H_1(f) = \lim_{\epsilon \rightarrow +\infty} H_\epsilon(f) \\ H_2(f) = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} H_\epsilon(f) \end{cases} \quad (3.11)$$

Servière [SBGCS89] a étudié la situation où $H_2(f)$ est utilisé avec $\{B_R(t) \neq 0, B_S(t) \neq 0\}$. L'auteur a considéré deux cas : $B_R(t)$ indépendant de $R(t)$, et $B_R(t) \propto B_S(t)$. Le second cas se rapproche du contexte notre étude, *i.e.* $B_R(t) = 0$ avec $B_S(t)$ et $R(t)$ partiellement corrélés.

3.3.2 Erreur aléatoire

En pratique, les signaux mesurés sont toujours de longueur finie. Les transformées de Fourier (TF) sont donc remplacées par des transformées de Fourier discrètes (TFD). De plus, la longueur finie des signaux engendre une incertitude dans l'estimation de l'inter-spectre $S_{RZ}(f)$ et de l'auto-spectre $S_{RR}(f)$ qui interviennent dans la formule (3.5). Le spectrofritre calculé est donc une estimation $\tilde{W}(f)$ du spectrofritre théorique $W(f)$:

$$\tilde{W}(f) = \frac{\tilde{S}_{RZ}(f)}{\tilde{S}_{RR}(f)} = W(f) \cdot (1 + E_A(f)). \quad (3.12)$$

Dans la dernière équation, $E_A(f)$ représente l'erreur aléatoire normalisée. $E_A(f)$ est imprévisible (par définition), cependant elle peut être évaluée par ses bornes statistiques. Bendat [BP80] et Worden [Wor98] donnent les intervalles de confiance à 95% de l'erreur aléatoire du module $|\tilde{W}(f)|$ et de la phase $\varphi(\tilde{W}(f))$:

$$-2\epsilon(f) \cdot |W(f)| \leq |W(f)| - |\tilde{W}(f)| \leq 2\epsilon(f) \cdot |W(f)| \quad (3.13)$$

$$-2\sin^{-1}(\epsilon(f)) \leq \varphi(W(f)) - \varphi(\tilde{W}(f)) \leq 2\sin^{-1}(\epsilon(f)) \quad (3.14)$$

Les bornes statistiques de $E_A(f)$ dépendent de $\epsilon(f)$, qui est donné par :

$$\epsilon(f) = \sqrt{\frac{1 - \gamma_{RZ}^2(f)}{2n\gamma_{RZ}^2(f)}} \quad (3.15)$$

Dans cette dernière expression, n représente le nombre de fenêtres utilisées pour calculer les périodogrammes de Welch $\tilde{S}_{RZ}(f)$ et $\tilde{S}_{RR}(f)$ (c.f. section 2.2.3 et référence [Wel67]). $\gamma_{RZ}^2(f)$ est la fonction de cohérence ordinaire [Ben58a, BP80] des signaux $R(t)$ et $Z(t)$, qui est à valeurs dans $[0, 1]$:

$$\gamma_{RZ}^2(f) = \frac{|S_{RZ}(f)|^2}{S_{RR}(f)S_{ZZ}(f)} \quad (3.16)$$

La figure 3.4 montre le comportement de $\epsilon(f)$ en fonction de $\gamma_{RZ}^2(f)$, pour différentes valeurs de n . D'après (3.15), $\epsilon(f)$ est proportionnel à $n^{-1/2}$, donc la marge d'erreur aléatoire se réduit lorsque n augmente. Pour donner à n une grande valeur, il faut utiliser des signaux de longue durée. Une alternative consiste à chevaucher les fenêtres d'analyse. La marge d'erreur aléatoire se réduit également lorsque la cohérence $\gamma_{RZ}^2(f)$ augmente. Cette cohérence est élevée, *i.e.* $\gamma_{RZ}^2(f) \simeq 1$, si $S(t)$ et $B(t)$ sont fortement corrélés et/ou si le rapport signal-sur-bruit RSB(f) est élevé, en posant $\text{RSB}(f) = S_{SS}(f)/S_{BB}(f)$. L'inégalité (3.14) est définie si et seulement si $\epsilon(f) \leq 1$. En pratique, cette condition est généralement remplie puisqu'on a $\epsilon(f) > 1$ seulement dans les cas extrêmes où n et $\gamma_{RZ}^2(f)$ sont tous les deux très petits (c.f. figure 3.4). Dans le cas favorable où $\epsilon(f) \ll 1$, l'inégalité (3.14) est équivalente à :

$$-2\epsilon(f) \leq \varphi(W(f)) - \varphi(\tilde{W}(f)) \leq 2\epsilon(f) \quad (3.17)$$

Les expressions (3.18) et (3.19) résument le comportement de $E_A(f)$ en fonction de n et des caractéristiques des signaux $S(t)$ et $B(t)$:

$$\left. \begin{array}{l} \gamma_{SB}^2(f) \simeq 1 \\ \text{RSB}(f) \gg 1 \\ n \gg 1 \end{array} \right\} \implies E_A(f) \ll 1 \quad (3.18)$$

$$\left. \begin{array}{l} \gamma_{SB}^2(f) \ll 1 \\ \text{RSB}(f) \ll 1 \\ n = O(1) \end{array} \right\} \implies |E_A(f)| \gg 1 \quad (3.19)$$

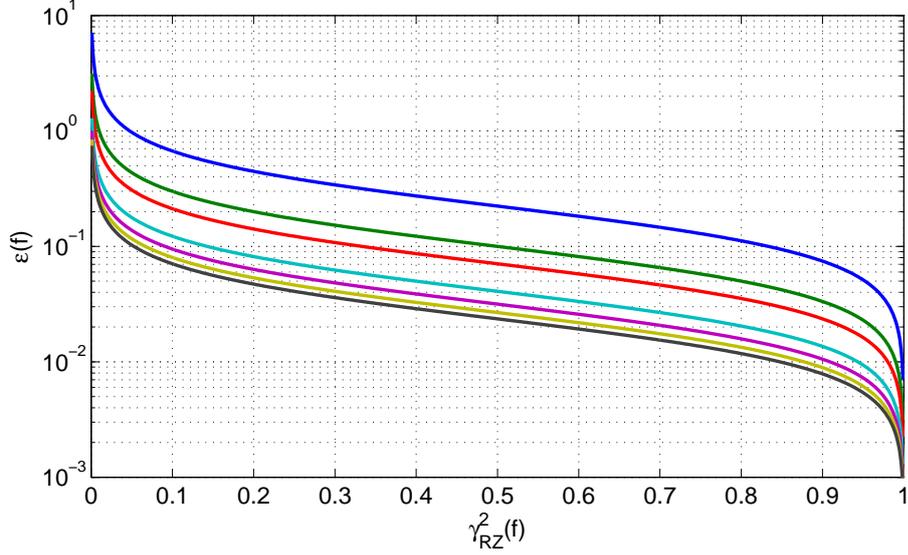


FIGURE 3.4 – Comportement de $\epsilon(f)$ en fonction de $\gamma_{RZ}^2(f)$, pour différentes valeurs de n . De haut en bas : $n = 10, n = 50, n = 100, n = 300, n = 500, n = 700$ et $n = 900$.

3.3.3 Erreur de biais

En pratique, l'hypothèse h2 n'est pas toujours vérifiée, *i.e.* $|S_{SB}(f)| > 0$. Dans ce cas, on a aussi $|S_{RB}(f)| > 0$ et (3.6) ne se réduit pas à $W(f) = H(f)$. En utilisant (3.4), $H(f)$ peut être mis en facteur :

$$W(f) = H(f)(1 + E_B(f)) \quad (3.20)$$

Dans cette expression, $E_B(f)$ représente une erreur de biais normalisée. Elle peut être exprimée en fonction des signaux $R(t)$ et $B(t)$, ou $S(t)$ et $B(t)$:

$$E_B(f) = \frac{S_{RB}(f)}{S_{RS}(f)} = \frac{S_{SB}(f)}{S_{SS}(f)} \quad (3.21)$$

En utilisant la relation $|S_{SB}(f)| = \sqrt{\gamma_{SB}^2(f)S_{SS}(f)S_{BB}(f)}$, on montre que l'erreur de biais a un module qui dépend de la cohérence $\gamma_{SB}^2(f)$ et du rapport signal-sur-bruit $\text{RSB}(f)$:

$$|E_B(f)| = \frac{|S_{SB}(f)|}{S_{SS}(f)} = \sqrt{\gamma_{SB}^2(f) \frac{S_{BB}(f)}{S_{SS}(f)}} = \sqrt{\frac{\gamma_{SB}^2(f)}{\text{RSB}(f)}} \quad (3.22)$$

On en déduit que l'erreur de biais est importante si $S(t)$ et $B(t)$ sont fortement corrélés et si le RSB est faible. Au contraire, elle est faible dans le cas où $S(t)$ et $B(t)$ sont décorrélés et le RSB important :

$$\left. \begin{array}{l} \gamma_{SB}^2(f) \ll 1 \\ \text{RSB}(f) \gg 1 \end{array} \right\} \implies |E_B(f)| \ll 1 \quad (3.23)$$

$$\left. \begin{array}{l} \gamma_{SB}^2(f) \simeq 1 \\ \text{RSB}(f) \ll 1 \end{array} \right\} \implies |E_B(f)| \gg 1 \quad (3.24)$$

3.3.4 Bilan

En injectant (3.20) dans (3.12), on obtient une nouvelle expression du spectrofiltre estimé :

$$\tilde{W}(f) = H(f)(1 + E_A(f))(1 + E_B(f)) \quad (3.25)$$

$\tilde{W}(f)$ est donc une estimation de $H(f)$ qui comprend une erreur aléatoire $E_A(f)$ et une erreur de biais $E_B(f)$. Ces deux erreurs dépendent du RSB(f) et de la cohérence $\gamma_{SB}^2(f)$. La fonction de transfert $H(f)$, le signal utile $S(f)$ et le bruit $B(f)$ sont correctement estimés aux fréquences pour lesquelles $\text{RSB}(f) \gg 1$ et $\gamma_{SB}^2(f) \ll 1$. Les signaux doivent être suffisamment longs pour réduire l'erreur aléatoire due aux faibles valeurs de $\gamma_{SB}^2(f)$. En pratique, on calcule toujours une estimation $\tilde{W}(f)$ du spectrofiltre théorique $W(f)$. Dans la suite de ce document, $\tilde{W}(f)$ sera souvent noté $W(f)$ afin d'alléger les écritures.

Chapitre 4

Extraction du bruit de combustion avec le spectrofiltre

A l'origine, le filtre de Wiener et le spectrofiltre avaient été développés pour traiter des signaux stationnaires. Les sources vibratoires du moteur Diesel et le bruit qu'elles génèrent ne sont pas stationnaires, mais fortement cyclostationnaires (*c.f.* section 2.4.1). Cette propriété est généralement vérifiée par les vibrations des machines tournantes [ABRB04]. D'après Gardner [GF75], tout processus cyclostationnaire peut être vu comme une juxtaposition de processus stationnaires. Cette proposition permet d'étendre l'utilisation du spectrofiltre (et du filtre de Wiener) à l'ensemble des signaux cyclostationnaires. Ce résultat fondamental ouvre de nouvelles perspectives dans les domaines de l'identification de système et de la séparation de sources appliqués à la vibroacoustique des machines tournantes. En particulier, le spectrofiltre commence à être utilisé pour séparer le bruit de combustion et le bruit mécanique des moteurs Diesel [RPPS04, Ren04, EBDGS05, ABGW06, PLP06]. A l'heure actuelle, ce sujet est encore peu documenté. Bien que justifiée, cette application du spectrofiltre se heurtait à une difficulté de taille : les bruits à séparer sont fortement corrélés [Alb95]. Antoni [ADGR02, Ant09] et El Badaoui [EBDGS05] ont proposé de résoudre ce problème en exploitant la partie aléatoire des signaux. Nos travaux ([PLP06, PLP07] et le document présent) montrent la validité de cette approche, que nous allons maintenant détailler.

4.1 Cas d'un moteur monocylindre

Le système étudié en section 3.3 peut modéliser la génération de bruit par un moteur monocylindre. Pour cela, il suffit de considérer les correspondances suivantes (*c.f.* figures 3.2 et 4.1) :

- $R(t) \leftrightarrow$ pression-cylindre $P(t)$,
- $H(t) \leftrightarrow$ réponse impulsionnelle de la fonction de transfert vibroacoustique $H(f)$ entre le cylindre et le point d'écoute,
- $S(t) \leftrightarrow$ bruit de combustion $C(t)$,
- $B(t) \leftrightarrow$ bruit mécanique $M(t)$,
- $Z(t) \leftrightarrow$ bruit du moteur $D(t)$,
- $E(t) \leftrightarrow$ erreur $E(t)$ d'estimation du bruit de combustion.

La figure 4.1 représente le système étudié.

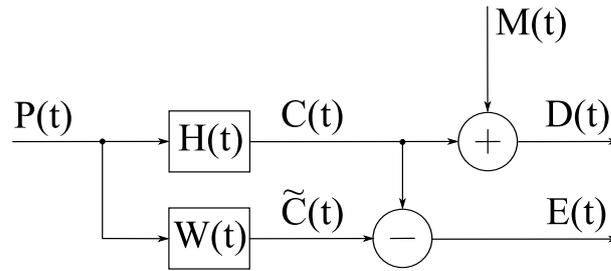


FIGURE 4.1 – Modélisation linéaire du bruit d’un monocylindre, et estimation de son bruit de combustion.

La pression-cylindre $P(t)$ génère le bruit de combustion $C(t)$ après avoir été filtrée par la réponse vibroacoustique du bloc moteur, et $C(t)$ s’ajoute au bruit mécanique $M(t)$ pour former le bruit du moteur $D(t)$:

$$\begin{cases} D(t) = C(t) + M(t) \\ C(t) = P(t) * H(t) \end{cases} \quad (4.1)$$

Il suffit de connaître $P(t)$ et $D(t)$ pour pouvoir estimer $H(t)$, $C(t)$ et $M(t)$ à l’aide du spectrofiltre. La pression-cylindre $P(t)$ est généralement mesurée avec un capteur substitué à la bougie de préchauffage. Le bruit $D(t)$ est mesuré avec un microphone situé à proximité du moteur. Le spectrofiltre est calculé dans le domaine fréquentiel :

$$W(f) = \frac{S_{PD}(f)}{S_{PP}(f)} \approx H(f) \quad (4.2)$$

L’estimation $\tilde{C}(t)$ du bruit de combustion est obtenue en convoluant $P(t)$ avec la transformée de Fourier inverse de $W(f)$:

$$\begin{cases} \tilde{C}(t) = P(t) * W(t) \\ W(t) = \text{TF}^{-1} \{W(f)\} \end{cases} \quad (4.3)$$

L’estimation $\tilde{M}(t)$ du bruit mécanique est obtenue en ôtant $\tilde{C}(t)$ à $D(t)$:

$$\tilde{M}(t) = D(t) - \tilde{C}(t) \quad (4.4)$$

Les signaux $P(t)$, $C(t)$ et $M(t)$ ne respectent pas les conditions h1, h2 et h3 énoncées en section 3.3.1. L’utilisation du spectrofiltre dans ce contexte particulier sera justifiée¹ en section 4.3.

4.2 Cas d’un moteur multicylindre

Considérons maintenant un moteur à N cylindres. La figure 4.2 présente une modélisation linéaire de son bruit.

1. h1 sera remplacée par une hypothèse moins forte, h2 sera satisfaite en exploitant la partie aléatoire des signaux, et h3 sera validée par approximation.

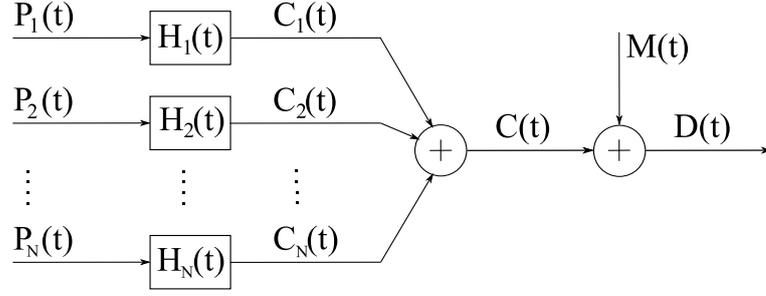


FIGURE 4.2 – Modélisation linéaire du bruit d'un moteur multicylindre.

Les pression-cylindres $\{P_k(t), k \in [1, N]\}$ sont les entrées des filtres $\{H_k(t), k \in [1, N]\}$ correspondant aux transferts vibroacoustiques entre les N cylindres et le point d'écoute :

$$C_k(t) = P_k(t) * H_k(t), \forall k \in [1, N] \quad (4.5)$$

Le bruit de combustion $C(t)$ est la somme des bruits de combustion $\{C_k(t), k \in [1, N]\}$ générés par les N cylindres :

$$C(t) = \sum_{k=1}^N C_k(t) \quad (4.6)$$

Le bruit du moteur $D(t)$ est la somme de $C(t)$ et du bruit mécanique $M(t)$, comme dans le cas du moteur monocylindre (*c.f.* équation 4.1). Pour pouvoir reconstruire $C(t)$, les $P_k(t)$ doivent être mesurées et les $H_k(t)$ doivent être estimées. Il faut donc calculer N spectrofiltres $W_k(f)$. On commence par isoler le bruit synchrone aux phases de combustion de chaque cylindre en multipliant $D(t)$ par des trains de fenêtres. On obtient ainsi N signaux $D_k(t)$, comme illustré sur la figure 4.3. Les fenêtres d'apodisation ont des longueurs approximatives de $1/N$ cycle (soit $720/N$ °AV). La forme et la longueur de ces fenêtres influencent la qualité des spectrofiltres obtenus. Ces paramètres de fenêtre seront optimisés en section 6.2.2. Dans les moteurs à 8 et 12 cylindres, la combustion a toujours lieu simultanément dans deux cylindres donc les contributions de chaque cylindre ne peuvent pas être isolées par un simple fenêtrage. Une fois les composantes $D_k(t)$ isolées, les spectrofiltres peuvent être calculés :

$$W_k(f) = \frac{S_{P_k D_k}(f)}{S_{P_k P_k}(f)} \approx H_k(f). \quad (4.7)$$

Les bruits de combustion générés par chaque cylindre peuvent ensuite être estimés :

$$\tilde{C}_k(t) = P_k(t) * H_k(t), \forall k \in [1, N] \quad (4.8)$$

$C(t)$ est finalement obtenu par sommation des $\tilde{C}_k(t)$:

$$\tilde{C}(t) = \sum_{k=1}^N \tilde{C}_k(t). \quad (4.9)$$

Le bruit mécanique est estimé en ôtant $\tilde{C}(t)$ de $D(t)$, comme dans le cas du monocylindre (*c.f.* équation 4.4).

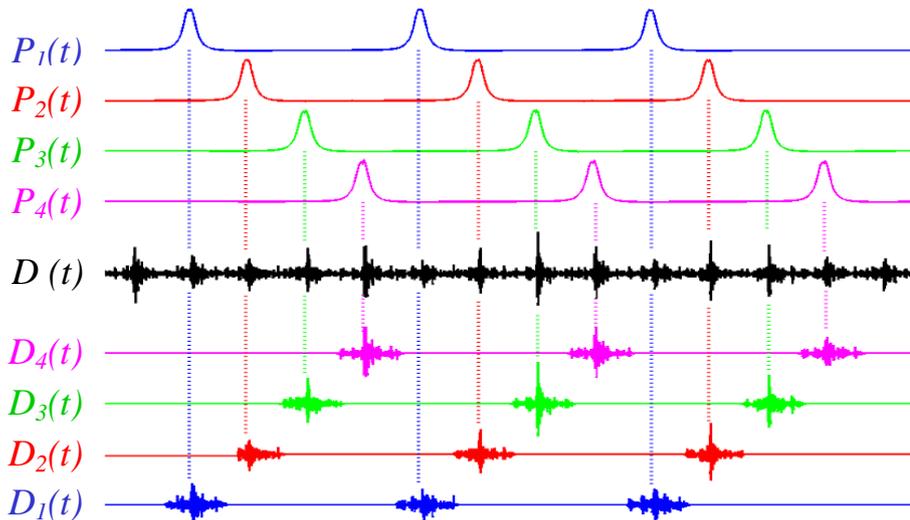


FIGURE 4.3 – Fenêtrage synchrone avec les phases de combustion. Cas d’un moteur à 4 cylindres.

4.3 Justification de l’usage du spectrofiltre

L’usage du spectrofiltre classique, *i.e.* tel qu’il a été présenté en sections 4.1 et 4.2, est justifié lorsque les conditions h1, h2 et h3 sont respectées (*c.f.* section 3.3.1), ce qui n’est pas le cas. Nous allons maintenant exposer les raisons qui rendent ces hypothèses caduques, et nous les remplacerons par des hypothèses alternatives.

Hypothèse h1 : Les signaux $C(t)$ et $M(t)$ sont centrés, *i.e.* à moyenne temporelle nulle, puisqu’ils représentent des pressions acoustiques. Par contre, $C(t)$ et $M(t)$ sont clairement non-stationnaires puisqu’ils contiennent de nombreux transitoires [ABGW06]. En effet, $C(t)$ est généré par des montées en pression tellement brusques qu’elles peuvent être assimilées à des chocs mécaniques sur la surface interne des chambres de combustion [Ric31, Ric68, RH85, TC82]. Par ailleurs, $M(t)$ est principalement généré par des chocs mécaniques impliquant l’attelage mobile. Le basculement de piston est à l’origine de la majeure partie de $M(t)$ (*c.f.* section 1.2.3). Les signaux $P(t)$, $C(t)$ et $M(t)$ ne sont pas stationnaires, mais fortement cyclostationnaires (*c.f.* section 2.4.1). Cette caractéristique, qui constitue une hypothèse moins forte que la stationnarité, permet d’étendre l’usage du spectrofiltre à la majorité des machines tournantes, dont le moteur Diesel [RPPS04, EBDGS05, ABGW06, BBI⁺06].

Considérons un monocylindre, et supposons en premier lieu que ses cycles ont tous la même durée T . Si l’on découpe $C(t)$ ou $M(t)$ en segments successifs de longueur T , ces segments peuvent être vus comme autant de valeurs d’une variable aléatoire de dimension infinie (respectivement finie si le signal considéré est discret) [BBI⁺06]. La stationnarité du processus sous-jacent est assurée par la cyclostationnarité du signal considéré. Dans le cas réaliste où la durée des cycles varie, ce raisonnement reste valable si les segments sont tous alignés sur le même angle vilebrequin² et si leurs durées sont égalisées³. L’hypothèse de cyclostationnarité est moins forte que l’hypothèse de stationnarité, mais elle est suffisante et satisfaite dans le cadre

2. Dans notre cas, les segments seront alignés sur le PMH avec combustion.

3. Les segments sont choisis de longueur inférieure ou égale à la durée du cycle le plus court.

de notre étude.

Hypothèse h2 : Cette hypothèse est invalidée par la cohérence entre la combustion et une bonne partie des sources de bruit mécanique, *e.g.* le basculement de piston [Rus82, YC83, Alb95]. La corrélation de ces sources provient du fait qu'elles sont contrôlées de manière déterministe par le même processus : la rotation du vilebrequin. En conséquence, le spectrofiltre classique aura une erreur de biais importante (*c.f.* section 3.3.3). Ce problème devrait pouvoir être résolu en calculant le spectrofiltre avec la partie non-déterministe de $P(t)$ et $D(t)$ [Ant09, EBDGS05]. Cette méthode exploite les propriétés des composantes PCS2 de $P(t)$, $C(t)$ et $M(t)$ (*c.f.* sections 2.3 et 2.4.1). D'une part, $\eta_P(t)$ et $\eta_C(t)$ sont reliées par le même filtre linéaire qui relie $C(t)$ à $P(t)$. D'autre part, $\eta_C(t)$ et $\eta_M(t)$ sont décorrélées. Cette approche sera détaillée en section 4.5, et validée expérimentalement en sections 5, 6 et 7.

Hypothèse h3 : Les équations de la vibroacoustique sont couramment linéarisées. La fonction de transfert reliant le cylindre au point d'écoute peut donc être modélisée par un système linéaire. En toute rigueur, sa réponse impulsionnelle est de la forme $H(t, \tau)$, qui caractérise les systèmes variants. Elle dépend de l'instant d'excitation τ puisque l'attelage mobile est une voie de transfert privilégiée (*c.f.* section 2.4.1). Cependant, l'hypothèse du système invariant, *i.e.* un système ayant une réponse impulsionnelle de la forme $H(t)$, est raisonnable dans le cadre de notre étude. Cette approximation est justifiée en section 2.4.1.

4.4 Possibles adaptations du spectrofiltre

4.4.1 Le corrélofiltre

Le spectrofiltre est implémentable dans le domaine temporel [Mer74, BRS78, BS79, BKS81, FG87]. Il est alors appelé 'corrélofiltre' et sa mise en oeuvre comporte deux étapes (*c.f.* figure 4.4). La première est un 'blanchiment' de $P(t)$, *i.e.* une égalisation et une normalisation de son spectre. En pratique, $P(t)$ est convoluée avec la réponse impulsionnelle d'un filtre $B(t)$ tel que $|B(f)|^2 = 1/S_{PP}(f)$. La deuxième étape consiste à convoluer la version blanchie de $P(t)$, notée $P_0(t)$, avec l'intercorrélacion $R_{P_0D}(t)$. Le théorème de Wiener-Khintchine assure la dualité entre $R_{P_0D}(t)$ et l'interspectre $S_{P_0D}(f)$. Par conséquent, le corrélofiltre $W(t) = B(t) * R_{P_0D}(t)$ est bien le dual temporel du spectrofiltre $W(f) = S_{PD}(f)/S_{PP}(f)$:

$$\tilde{C}(t) \approx P(t) * B(t) * R_{P_0D}(t) \iff \tilde{C}(f) \approx P(f) \frac{S_{P_0D}(f)}{\sqrt{S_{PP}(f)}} = P(f) \frac{S_{PD}(f)}{S_{PP}(f)} \quad (4.10)$$

La dernière égalité de (4.10) est obtenue en utilisant $S_{P_0D}(f) = S_{PD}(f)/\sqrt{S_{PP}(f)}$. Le corrélofiltre est implémentable en temps-réel à condition qu'il soit causal, ce qui n'est jamais parfaitement le cas (*c.f.* section 7.2). Sa causalité doit donc être forcée. Pour ce faire, la manière la plus brutale consiste à simplement ignorer la partie non-causale du corrélofiltre en annulant ses coefficients correspondant aux temps négatifs. Cette approche reste néanmoins raisonnable si la partie non-causale est négligeable. Une seconde approche consiste à exploiter la relation de Kramers-Kronig [MCG97, Pee01] :

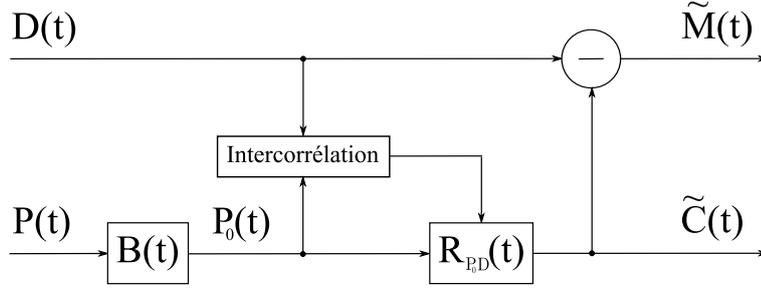


FIGURE 4.4 – Estimation du bruit de combustion et du bruit mécanique d’un monocylindre à l’aide du corrélofiltre.

$$W(t) \text{ causal} \iff \Re \{W(f)\} = \text{TH} \{\Im \{W(f)\}\} \quad (4.11)$$

Pour rendre le corrélofiltre $W(t)$ causal, il suffit de remplacer la partie réelle de $W(f)$, notée $\Re \{W(f)\}$, par la transformée de Hilbert (TH) de la partie imaginaire de $W(f)$, notée $\Im \{W(f)\}$. Alternativement, on peut fixer $\Re \{W(f)\}$ et remplacer $\Im \{W(f)\}$ par $-\text{TH} \{\Re \{W(f)\}\}$. L’inconvénient de cette méthode tient au fait qu’on modifie le module $|W(f)|$. La causalité d’un filtre impose la relation (4.11) entre ses parties réelle et imaginaire. Cette relation peut se traduire en termes de module $|W(f)|$ et de phase $\varphi(W(f))$. Il est donc possible de fixer $|W(f)|$ et de modifier $\varphi(W(f))$ pour rendre $W(t)$ causal. Pour cela, on peut utiliser la relation qui caractérise les filtres à phase minimale [OS75] :

$$W(t) \text{ à phase minimale} \iff \varphi(W(f)) = \text{TH} \{\ln |W(f)|\} \quad (4.12)$$

Les filtres à phase minimale ont l’avantage d’être stables⁴, causaux et causalement inversibles⁵.

4.4.2 Le spectrofiltre à facteur d’oubli

Guerre-Chaley [GCB91] et Servièrre [SBS89] introduisent un facteur d’oubli dans la formulation du spectrofiltre. Il peut ainsi s’adapter à d’éventuels changements dans le système à identifier. Un tel spectrofiltre peut être considéré comme appartenant à la classe des filtres adaptatifs (*c.f.* références [WJC⁺75, Naj98] pour une introduction à cette classe de filtres). Dans le contexte de notre étude, le facteur d’oubli pourrait être mis à profit pour permettre au spectrofiltre de suivre les variations de transferts vibratoires⁶ causées par des changements du point de fonctionnement du moteur, *e.g.* montée en régime et/ou chargement variable.

4.4.3 Les filtres variants

Le filtre de Wiener a été introduit pour débruiter des signaux stationnaires. Dans ce cas, le filtre optimal est invariant, *i.e.* il possède une réponse impulsionnelle de la forme $W(t)$

4. Un filtre $W(t)$ est stable s’il possède une énergie finie, *i.e.* $\int_{\mathbb{R}} (W(t))^2 dt < \infty$.
5. Un filtre $W(f)$ est causalement inversible si son inverse $1/W(f)$ est causal.
6. Ces variations de transferts vibratoires sont mises en évidence en section 8.1

qui est indépendante de l'instant d'excitation. Par la suite, le filtre de Wiener a été adapté au cas général des signaux non-stationnaires. Le filtre optimal est alors un filtre variant, *i.e.* il possède une réponse impulsionnelle $W(t, \tau)$ qui dépend de l'instant d'excitation τ (*c.f.* références [HM98, KHK95, HMKK00, MHR01]). Dans le cas où $W(t, \tau)$ est périodique par rapport à τ , Gardner [Gar93] et Parker [Par02] montrent que le filtre optimal est équivalent à une banque de filtres parallèles qui réalisent chacun un décalage fréquentiel du signal à débruiter $Z(t)$. Cette théorie est applicable au traitement des signaux de moteurs (*c.f.* références [BK94, WKK94, KB94, KTB95, MH98, CBWB99]), puisque les moteurs sont des systèmes périodiques produisant des signaux cyclostationnaires.

4.4.4 Bilan

Le corrélofiltre, le spectrofiltre à facteur d'oubli et les filtres variants présentent chacun un intérêt particulier qui pourrait être mis à profit dans le champ de notre étude, mais nous n'avons pas eu besoin de les utiliser. En effet, notre application ne nécessite pas de traiter les signaux en temps réel. D'autre part, nous nous sommes limité à l'étude d'un moteur fonctionnant en régime stabilisé. Enfin, bien que nous exploitions la cyclostationnarité des signaux (*c.f.* sections 2.3.1, 4.3, et 4.5), nous pouvons nous satisfaire de filtres invariants. Dans ce contexte, le spectrofiltre s'imposait comme solution idéale.

4.5 Spectrofiltre calculé avec la partie aléatoire des signaux

4.5.1 Principe de la méthode

L'analyse vibratoire des machines tournantes permet une détection précoce des défauts qui apparaissent avec l'usure sur des pièces telles que les engrenages, les roulements à billes, etc... Cette méthode de surveillance ne nécessite aucun système embarqué : un système d'acquisition portable et un accéléromètre suffisent. Elle n'est pas intrusive et elle ne nécessite pas d'arrêter la chaîne de production. Cette méthode est donc à la fois performante, économique et facile à mettre en oeuvre, ce qui la rend très avantageuse. A l'origine, elle reposait sur l'analyse de la partie déterministe (*i.e.* la partie CS1) des signaux vibratoires [Ant00]. Une approche plus récente et radicalement différente consiste à analyser la partie aléatoire des signaux, *i.e.* leur partie résiduelle une fois la partie CS1 supprimée. Cela permet de faire ressortir les composantes CS n , avec $n \geq 2$, qui sont sensibles à l'état du système surveillé. Ceci explique le regain d'intérêt actuel pour la théorie de la cyclostationnarité, ses nouveaux développements et leurs applications à la surveillance des machines tournantes [Pd95, LLM⁺97, ADG02, RAS02, RAS03, BRG05, BBI⁺06, RAS08].

Notre étude tire également profit de la partie aléatoire des signaux, mais dans un contexte de séparation de sources : il s'agit de séparer le bruit de combustion et le bruit mécanique d'un moteur Diesel en utilisant un spectrofiltre. Le spectrofiltre se base sur une analyse de cohérence ; il permet de séparer des sources décorélées. D'après Albright et Leclère [Alb95, Lec03], les méthodes de cohérence classiques ne permettent pas de séparer les sources vibratoires des

moteurs Diesel, car elles sont souvent corrélées. Les tentatives menées dans ce sens se sont donc naturellement soldées par des échecs. Russel [Rus82] et Albright [Alb95] ont agi sur les réglages du moteur pour introduire un délai aléatoire dans la combustion, afin de la décorrélérer des autres sources vibratoires. Lee [LBS09] a procédé ainsi pour décorrélérer les combustions dans les différents cylindres. Selon Albright [Alb95] et Antoni [ADG02], les fréquences cycliques⁷ du moteur dominant son spectre vibratoire, et la corrélation des sources se situe à ces mêmes fréquences. La séparation des sources est donc rendue difficile par cette CS1 prépondérante. Afin de résoudre ce problème, Antoni [ADGR02, Ant09] et El Badaoui [EBDGS05] proposent de calculer le spectrofiltre à partir de la partie aléatoire des signaux. Cette méthode équivaut théoriquement à décorrélérer la combustion et les autres sources de manière virtuelle, *i.e.* sans devoir agir sur les réglages du moteur. La suite de ce document sera vouée à la validation de cette méthode.

4.5.2 Justification théorique de la méthode

Raisonnons dans le cas d'un moteur monocylindre (*c.f.* section 4.1). Les signaux qui interviennent dans notre problème sont la pression-cylindre $P(t)$, le bruit de combustion $C(t)$, le bruit mécanique $M(t)$ et le bruit du moteur $D(t)$. Ces signaux peuvent être décomposés en partie CS1 et partie aléatoire en utilisant la notation introduite en section 2.3 :

$$P(t) = \mu_P(t) + p(t) \quad (4.13)$$

$$C(t) = \mu_C(t) + c(t) \quad (4.14)$$

$$M(t) = \mu_M(t) + m(t) \quad (4.15)$$

$$D(t) = \mu_D(t) + d(t) \quad (4.16)$$

En injectant les expressions (4.13) à (4.16) dans le système (4.1), on obtient :

$$\mu_D(t) + d(t) = (\mu_P(t) * H(t) + \mu_M(t)) + (p(t) * H(t) + m(t)) \quad (4.17)$$

En isolant les parties aléatoires des deux membres de (4.17), on obtient :

$$\left. \begin{array}{l} c(t) = p(t) * H(t) \\ d(t) = c(t) + m(t) \end{array} \right\} \iff \left\{ \begin{array}{l} c(f) = p(f)H(f) \\ d(f) = c(f) + m(f) \end{array} \right. \quad (4.18)$$

Le système (4.18) est similaire au système (4.1), sauf que les signaux sont remplacés par leurs parties aléatoires. Les signaux $p(t)$, $c(t)$ et $d(t)$ remplissent les conditions nécessaires à l'usage du spectrofiltre :

- h1 - $c(t)$ et $m(t)$ sont centrés et cyclostationnaires. Ces signaux ne sont pas CS1 (par construction), mais ils comportent une partie PCS2 (*c.f.* sections 2.3 et 2.4.1).

7. Les fréquences cycliques sont les harmoniques de $1/T$, en notant T la durée du cycle moteur, *c.f.* 2.2.5

- h2 - $c(t)$ et $m(t)$ sont décorrélés car dénués du déterminisme⁸ qui rend $C(t)$ et $M(t)$ corrélés.
- h3 - $p(t)$ et $c(t)$ sont reliés linéairement par la réponse impulsionnelle invariante $H(t)$.

Par conséquent, la fonction de transfert $H(f)$ peut être estimée par le spectrofiltre $\omega(f)$ calculé avec $p(t)$ et $d(t)$:

$$\omega(f) = \frac{S_{pd}(f)}{S_{pp}(f)} = H(f)(1 + E_B^\omega(f))(1 + E_A^\omega(f)) \quad (4.19)$$

Cette estimation comporte une erreur de biais $E_B^\omega(f)$ et une erreur aléatoire $E_A^\omega(f)$.

Avantage : réduction de l'erreur de biais

Par analogie avec les résultats de la section 3.3, on obtient directement l'expression des erreurs de biais du spectrofiltre classique $W(f)$ et du spectrofiltre $\omega(f)$ calculé avec $p(t)$ et $d(t)$:

$$\begin{cases} E_B^W(f) = \frac{S_{CM}(f)}{S_{CC}(f)} \\ E_B^\omega(f) = \frac{S_{cm}(f)}{S_{cc}(f)} \end{cases} \quad (4.20)$$

Le rapport (en module) de ces erreurs, noté $\alpha_B(f)$, est donné par :

$$\alpha_B(f) = \frac{E_B^\omega(f)}{E_B^W(f)} = \sqrt{\frac{\gamma_{cm}^2(f)}{\gamma_{CM}^2(f)} \cdot \frac{\text{RSB}(f)}{\text{rsb}(f)}} \quad (4.21)$$

Dans l'équation (4.21), $\text{RSB}(f)$ représente le rapport signal-sur-bruit⁹ des signaux entiers, *i.e.* $\text{RSB}(f) = S_{CC}(f)/S_{MM}(f)$, et $\text{rsb}(f)$ celui de leurs parties aléatoires, *i.e.* $\text{rsb}(f) = S_{cc}(f)/S_{mm}(f)$. Les bruits $C(t)$ et $M(t)$ ont un niveau de déterminisme similaire car leurs sources sont (pour la plupart) contrôlées par le même processus : la rotation du vilebrequin, ce qui implique :

$$\frac{S_{cc}(f)}{S_{CC}(f)} \approx \frac{S_{mm}(f)}{S_{MM}(f)} \implies \text{RSB}(f) \approx \text{rsb}(f) \implies \alpha_B(f) \approx \sqrt{\frac{\gamma_{cm}^2(f)}{\gamma_{CM}^2(f)}} \quad (4.22)$$

$C(t)$ et $M(t)$ sont corrélés à travers leurs parties CS1, qui sont prépondérantes en BF. On a donc $\gamma_{CM}^2(f) \approx 1$ en BF. La CS1 perd de l'énergie à mesure que la fréquence augmente, donc $\gamma_{CM}^2(f)$ diminue aussi. Les parties aléatoires $c(t)$ et $m(t)$ sont décorrélées quelque soit la fréquence : $\gamma_{cm}^2(f) \ll 1$. Par conséquent, d'après (4.22) le rapport $\alpha_B(f)$ est très petit en BF et il croît avec la fréquence. En conclusion, l'erreur de biais est réduite si le spectrofiltre est calculé avec la partie aléatoire des signaux, et cette amélioration est surtout sensible en BF.

8. Le déterminisme des signaux est contenu dans leur partie CS1.

9. Notre problème revient à identifier le système $H(t)$ à partir de son entrée $P(t)$ et de $D(t)$ qui est la somme de $C(t)$ (sortie utile du système) et $M(t)$ (qui joue ici le rôle de bruit parasite). Dans ce contexte, le RSB correspond donc au rapport des énergies de $C(t)$ et $M(t)$.

Inconvénient : augmentation de l'erreur aléatoire

Les spectrofiltres $W(f)$ et $\omega(f)$ comportent les erreurs aléatoires $E_A^W(f)$ et $E_A^\omega(f)$, qui sont par définition imprévisibles. Cependant, on connaît leurs bornes statistiques : il y a 95% de probabilité pour que $|E_A^W(f)|$ et $|E_A^\omega(f)|$ soient bornés par $2\epsilon_W(f)$ et $2\epsilon_\omega(f)$, avec :

$$\begin{cases} \epsilon_W(f) \propto \sqrt{\frac{1 - \gamma_{PD}^2(f)}{\gamma_{PD}^2(f)}} \\ \epsilon_\omega(f) \propto \sqrt{\frac{1 - \gamma_{pd}^2(f)}{\gamma_{pd}^2(f)}} \end{cases} \quad (4.23)$$

Soit $\alpha_A(f)$ le rapport (en module) des erreurs aléatoires :

$$\alpha_A(f) = \frac{|E_A^\omega(f)|}{|E_A^W(f)|} \quad (4.24)$$

En première approximation, on peut remplacer $|E_A^W(f)|$ et $|E_A^\omega(f)|$ par $\epsilon_W(f)$ et $\epsilon_\omega(f)$ pour avoir un ordre de grandeur de $\alpha_A(f)$:

$$\alpha_A(f) \simeq \frac{\epsilon_\omega(f)}{\epsilon_W(f)} = \sqrt{\frac{\gamma_{PD}^2(f)}{\gamma_{pd}^2(f)} \cdot \frac{1 - \gamma_{pd}^2(f)}{1 - \gamma_{PD}^2(f)}} \quad (4.25)$$

La figure 4.5 montre le comportement de $\alpha_A(f)$ en fonction de $\gamma_{PD}(f)$ et pour différentes valeurs du rapport $\gamma_{pd}(f)/\gamma_{PD}(f)$. Le rapport $\alpha_A(f)$ est grand en BF, où la forte CS1 de $P(t)$ et $D(t)$ implique $\gamma_{PD}^2(f) \gg \gamma_{pd}^2(f)$. La figure 4.5 montre que $\alpha_A(f)$ est de l'ordre de 5 à 100 en BF si l'on considère que $\gamma_{PD}(f)$ est supérieur à 0,5 et que le rapport $\gamma_{pd}(f)/\gamma_{PD}(f)$ est compris entre 1% et 10%. La CS1 perd de l'énergie au profit des parties aléatoires à mesure que la fréquence augmente, donc $\gamma_{PD}^2(f)$ se rapproche de $\gamma_{pd}^2(f)$ et $\alpha_A(f)$ diminue. La figure 4.5 montre que $\alpha_A(f)$ est inférieur à 2 en HF si l'on considère que $\gamma_{PD}(f)$ est inférieur à 0,5 et que le rapport $\gamma_{pd}(f)/\gamma_{PD}(f)$ est compris entre 50% et 90%. En conclusion, l'erreur aléatoire est augmentée quand le spectrofiltre est calculé avec la partie aléatoire des signaux, et ce problème se pose surtout en BF.

Bilan

La méthode proposée consiste à calculer le spectrofiltre avec la partie aléatoire de $P(t)$ et $D(t)$. La théorie prévoit que cette méthode réduit l'erreur de biais due à la cohérence de $C(t)$ et $M(t)$, et que cette amélioration est surtout sensible en BF. En contrepartie, l'erreur aléatoire est augmentée, surtout en BF. Ceci s'explique par le peu d'énergie aléatoire que possèdent $P(t)$ et $D(t)$ en BF. D'après El Badaoui [EBDGS05], le principal défaut de cette méthode est d'exploiter seulement une infime partie de l'énergie des signaux mesurés. Par conséquent, il faut utiliser des signaux de longue durée. La seconde partie de notre étude est une validation expérimentale de la méthode. Nous montrons que la réduction de l'erreur de biais compense largement l'augmentation de l'erreur aléatoire.

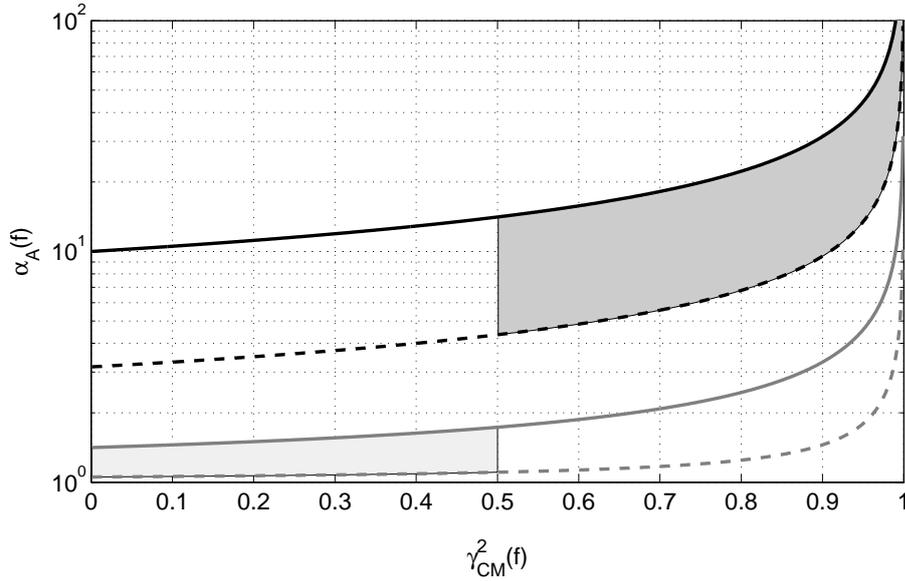


FIGURE 4.5 – $\alpha_A(f)$ en fonction de $\gamma_{PD}(f)$ pour $\gamma_{pd}(f)/\gamma_{PD}(f) = 1\%$ (courbe noire, trait plein), $\gamma_{pd}(f)/\gamma_{PD}(f) = 10\%$ (courbe noire, pointillés), $\gamma_{pd}(f)/\gamma_{PD}(f) = 50\%$ (courbe grise, trait plein) et $\gamma_{pd}(f)/\gamma_{PD}(f) = 90\%$ (courbe grise, pointillés). Ordre de grandeur de $\alpha_A(f)$ en BF (zone gris foncé) et en HF (zone gris clair).

4.6 Echantillonnages temporel et angulaire

Les systèmes d'acquisition numériques échantillonnent généralement les signaux avec un pas temporel constant T_e . Cependant les signaux issus d'une machine tournante gagnent parfois à être considérés comme fonctions de la variable angulaire qui décrit le cycle de la machine. Cela présente un intérêt lorsque la durée du cycle n'est pas constante. Dans le contexte de notre étude, la variable de référence qui s'impose naturellement est la position angulaire du vilebrequin, notée θ . Les signaux pourront être échantillonnés avec un pas angulaire constant Θ_e . Certains systèmes d'acquisition sont capables de réaliser ce genre d'échantillonnage. Une alternative consiste à acquérir les signaux de manière classique avant de les rééchantillonner en fonction de θ . Les échantillonnages temporel et angulaire présentent chacun des avantages qui pourront être exploités dans le cadre de notre étude.

4.6.1 Echantillonnage angulaire direct

Bonnardot [Bon04] expose le principe de l'acquisition angulaire des signaux vibratoires issus d'une machine tournante. La chaîne d'acquisition est schématisée en figure 4.6, dans le cas où le signal d'intérêt est le bruit d'un moteur. Le bruit du moteur $D(t)$ est capté par un microphone. Un signal de référence $K(t)$ est délivré par un codeur angulaire. Dans le cadre de notre étude, $K(t)$ est un signal créneau. La figure 4.7 schématise le fonctionnement du codeur angulaire équipant notre banc moteur. Une cible est fixée sur l'extrémité du vilebrequin, du côté de la distribution. Cette cible est un disque divisée en secteurs angulaires réguliers qui sont alternativement blanc et noir. Un émetteur/récepteur laser vise la cible et détecte la succession des secteurs blancs et

noirs sous l'effet de la rotation du vilebrequin. Le codeur angulaire délivre une tension continue dont le signe dépend de la couleur du secteur visé par le laser. Le signal de tension généré, qui constitue le signal de référence $K(t)$, est donc de type créneau et la suite de ses fronts montants correspond à des incréments constants $\{\theta_K, k \in \mathbb{N}\}$ de la position angulaire du vilebrequin $\theta(t)$. L'incrément angulaire Θ_K correspond à l'angle formé par un secteur blanc et un secteur noir juxtaposés, et il est donné par :

$$\Theta_K = \int_{\Delta t_k} \dot{\theta}(t) dt \tag{4.26}$$

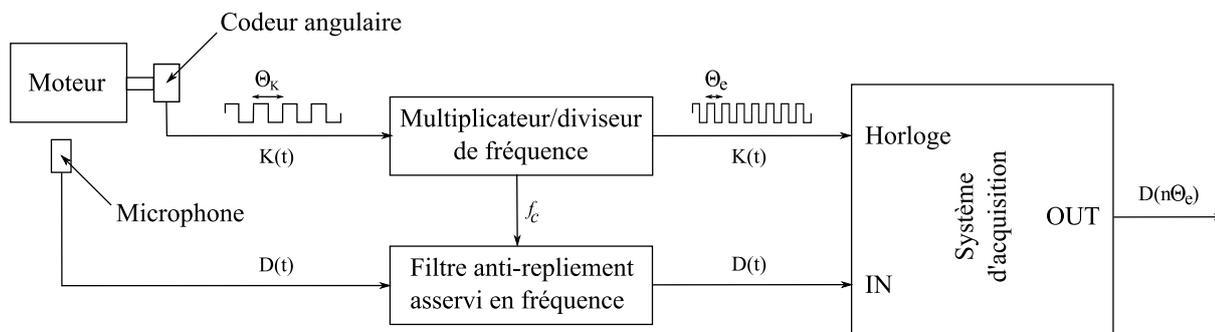


FIGURE 4.6 – Echantillonnage angulaire direct du bruit d'un moteur.

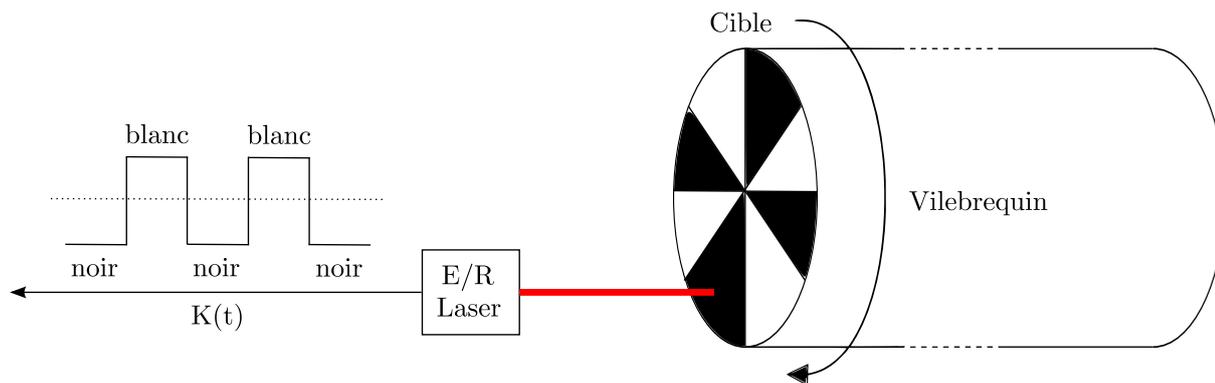


FIGURE 4.7 – Principe de fonctionnement d'un codeur angulaire optique.

Dans l'équation (4.26), Δt_k représente le temps qui correspond à une rotation d'angle Θ_K du vilebrequin. La suite $\{\Delta t_k \in \mathbb{N}\}$ n'est pas constante¹⁰ puisque la vitesse de rotation $\dot{\theta}(t)$ n'est pas constante (*c.f.* figure 4.11), contrairement à Θ_K , même si le moteur tourne à régime stabilisé. Le signal $K(t)$ est donc formé de créneaux de longueurs différentes. A la sortie du codeur angulaire, ce signal est envoyé à un multiplicateur/diviseur de fréquences qui ajuste Θ_K à la période angulaire Θ_e souhaitée pour l'échantillonnage de $D(\theta)$. Cette étape réalise une dilatation (ou une contraction) de $K(t)$ qui revient à choisir la résolution angulaire de la cible, *i.e.* l'angle de ses secteurs blanc et noir. Le signal obtenu sert d'horloge au système d'acquisition qui enregistre un échantillon de $D(t)$ chaque fois qu'il détecte un front montant dans $K(t)$. Avant de pouvoir

10. La suite $\{\Delta t_k \in \mathbb{N}\}$ est cyclostationnaire si le moteur tourne à régime stabilisé.

être échantillonné, $D(t)$ doit passer par un filtre anti-repliement dont la fréquence de coupure f_c est asservie pour s'adapter à la fréquence d'échantillonnage temporel f_e qui varie proportionnellement à $\dot{\theta}(t)$ puisque $f_e = 1/\Delta t_k$. Les fluctuations de $\dot{\theta}(t)$ sont relativement faibles si le moteur tourne à régime stabilisé. Une valeur constante peut alors être assignée à f_c et le filtre anti-repliement asservi peut être remplacé par un filtre passe-bas classique. La valeur de f_c est choisie en fonction du minimum de f_e , qui correspond au minimum de $\dot{\theta}(t)$: le critère à respecter est $f_c \leq \min(f_e)/2$.

4.6.2 Echantillonnage angulaire *a posteriori*

Le signal $D(t)$ peut également être acquis dans le domaine temporel, puis rééchantillonné dans le domaine angulaire. Le système d'acquisition enregistre donc le signal $D(nT_e)$ avec un incrément temporel T_e constant. Un algorithme de post-traitement est ensuite appliqué à $D(nT_e)$ pour obtenir $D(n\Theta_e)$, où Θ_e est un incrément angulaire constant. La figure 4.8 schématise cette méthode alternative appelée 'computed order tracking' dans la littérature anglophone [Pot90, BRU95, FM97, Bon04]. Elle nécessite l'acquisition simultanée de $D(nT_e)$ et d'un signal de référence $K(nT_e)$ (c.f. section 4.6.1). Ces deux signaux servent d'entrées à l'algorithme schématisé sur la figure 4.9. Bonnardot [BBR⁺05, Bon04] et Combet [CG07] proposent des méthodes alternatives de rééchantillonnage angulaire *a posteriori*. Ces méthodes ne nécessitent pas de codeur angulaire ; elles se contentent de l'entrée $D(nT_e)$. Nous avons utilisé l'algorithme classique (c.f. figure 4.9) car notre banc d'essai est équipé d'un codeur angulaire. Cet algorithme comporte trois étapes principales : l'estimation de la position angulaire $\theta(nT_e)$, un filtrage anti-repliement, et l'interpolation qui fournit $D(n\Theta_e)$.

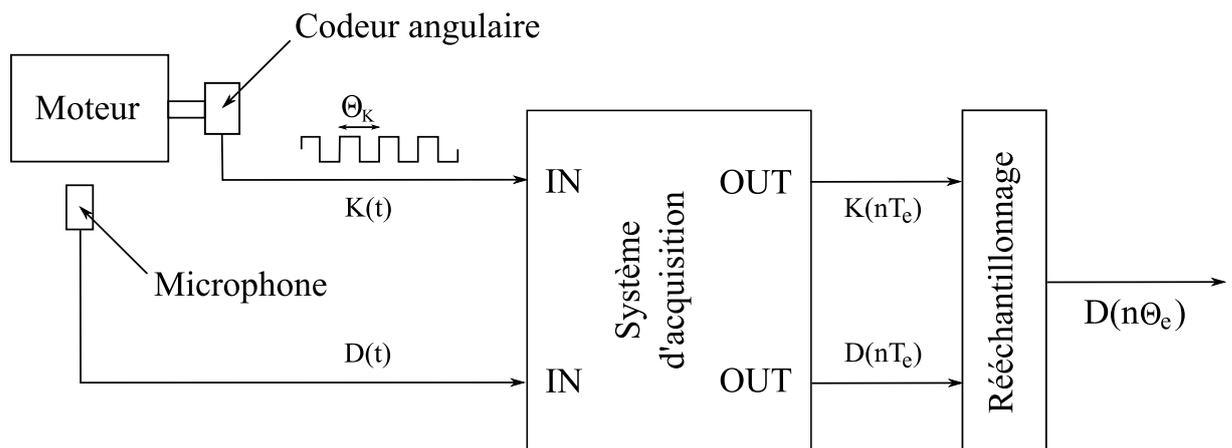


FIGURE 4.8 – Echantillonnage angulaire *a posteriori* du bruit d'un moteur.

Estimation de la position angulaire

Le signal de référence $K(t)$ est un signal créneau et ses fronts montants repèrent des incréments réguliers $\{k\Theta_K, k \in \mathbb{N}\}$ de la position angulaire du vilebrequin. Notons $\{t_k, [t, k] \in \mathbb{R} \times \mathbb{N}\}$ les instants qui correspondent à ces fronts montants. Les valeurs de $\theta(t)$ sont donc connues (à une constante près) aux instants $\{t_k\}$. L'utilisation d'un codeur angulaire possédant une

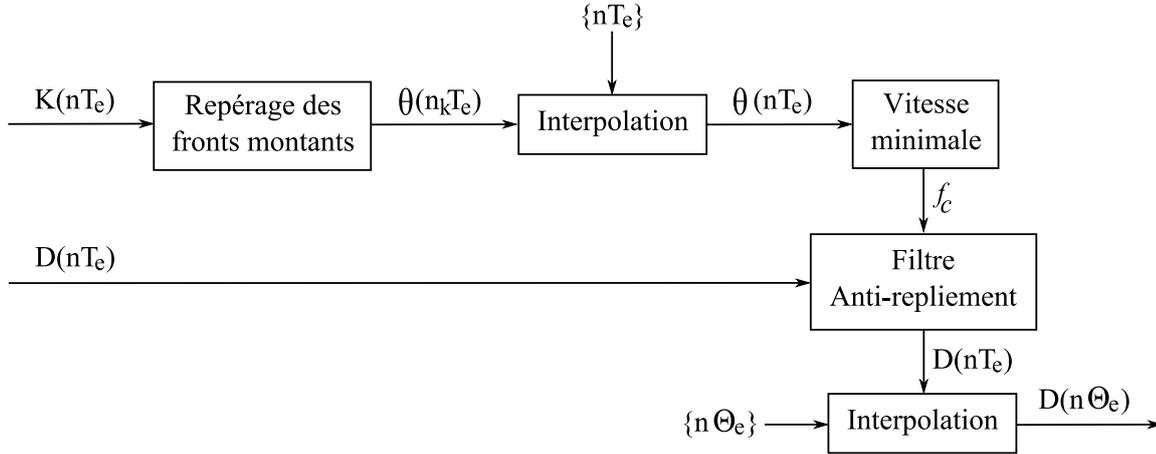


FIGURE 4.9 – Algorithme de rééchantillonnage angulaire.

bonne résolution est donc déterminante. En effet, $\theta(t)$ est connue sur un grand nombre de points lorsque Θ_K petit. Dans le domaine discret, les valeurs de $\theta(nT_e)$ sont connues aux instants $\{n_k T_e, n_k \in \mathbb{N}\}$ qui correspondent aux fronts montants de $K(nT_e)$. Fyfe [FM97] et Decker [DZ99] insistent sur l'importance de suréchantillonner $D(t)$ et $K(t)$ ¹¹ pour que les $\{n_k T_e\}$ puissent estimer finement les $\{t_k\}$. D'après Fyfe, pour une valeur de Θ_K donnée, la fréquence d'échantillonnage f_e est le paramètre qui a le plus d'influence sur la qualité du rééchantillonnage $D(nT_e) \rightarrow D(n\Theta_e)$. Un bon rééchantillonnage nécessite généralement des valeurs de f_e très élevées, ce qui peut s'avérer extrêmement coûteux en termes de stockage numérique. De plus, les systèmes d'acquisitions ne permettent pas forcément d'atteindre ces valeurs de f_e . La solution consiste à interpoler $K(nT_e)$ au voisinage des fronts montants. Cette méthode permet d'améliorer l'estimation des $\{t_k\}$, comme on peut le constater sur la figure 4.10. Les indices n_k ne sont donc pas entiers, mais cela n'a aucune importance. A ce stade, la fonction $\theta(t)$ est connue aux instants $\{n_k T_e\}$. Il ne reste plus qu'à réaliser l'interpolation $\theta(n_k T_e) \rightarrow \theta(n T_e)$. D'après Fyfe et Decker, le choix de la méthode d'interpolation est important. Ils recommandent d'utiliser les *splines* cubiques, qui donnent de meilleurs résultats que les interpolations linéaire et cubique. Cependant, Decker souligne les deux dernières méthodes se rapprochent de la première (en termes de performances) lorsque f_e augmente.

Filtrage anti-repliement

Le signal $D(nT_e)$ doit passer par un filtre anti-repliement avant d'être rééchantillonné en angulaire. La fréquence de coupure f_c de ce filtre est contrainte par $\dot{\theta}_m = \min\{\dot{\theta}(t)\}$. La valeur de $\dot{\theta}_m$ est estimée en utilisant un schéma aux différences finies appliqué à $\theta(nT_e)$. Cette valeur étant une estimation, il est préférable d'introduire un coefficient de sécurité ε . Le critère de Shannon-Nyquist est vérifié à chaque instant si f_c vérifie :

$$f_c \leq \frac{\varepsilon \dot{\theta}_m}{2\Theta_e}, \text{ avec } \varepsilon < 1. \quad (4.27)$$

11. Le suréchantillonnage consiste à utiliser une fréquence d'échantillonnage f_e largement supérieure aux fréquences de Nyquist de $D(t)$ et $K(t)$.

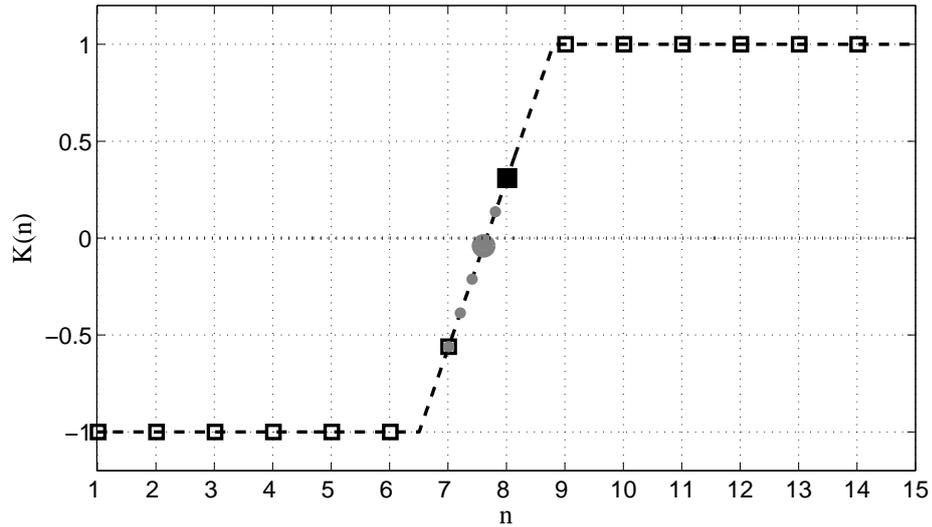


FIGURE 4.10 – Localisation d'un front montant de $K(t)$. Courbe noire et trait pointillé : $K(t)$. Marqueurs bleus : $K(nT_e)$. Marqueurs rouges : $K(nT_e)$ interpolée au voisinage du front montant. Les marqueurs les plus épais repèrent les indices n_k estimant la localisation du front montant.

Le filtre anti-repliement n'est pas nécessaire si Θ_e est choisi de telle sorte que le rééchantillonnage de $D(nT_e)$ en $D(n\Theta_e)$ corresponde à un sur-échantillonnage. Pour cela, il faut que Θ_e vérifie la condition suivante :

$$\Theta_e \leq \varepsilon \dot{\theta}_m T_e, \text{ avec } \varepsilon < 1. \quad (4.28)$$

Interpolation

Le signal $D(t)$ est connu sur la grille temporelle régulière $\{nT_e\}$. Cette grille correspond à une grille angulaire $\{\theta(nT_e)\}$ qui est irrégulière à cause des fluctuations de $\dot{\theta}(t)$. Dès lors, il suffit d'interpoler $D(\theta(nT_e))$ sur la grille angulaire régulière $\{n\Theta_e\}$ pour obtenir une estimation de $D(n\Theta_e)$. La précision de cette estimation dépend du pas angulaire Θ_e et de la méthode d'interpolation utilisée. Bonnardot [Bon04] présente trois méthodes : l'interpolation de Fourier, l'interpolation de Lagrange et l'interpolation par *splines* cubiques. L'auteur conseille finalement l'utilisation des *splines* cubiques, qui se rapprochent de l'interpolation de Fourier mais qui ont l'avantage d'assurer la continuité des dérivées.

4.6.3 Échantillonnage angulaire direct Vs *a posteriori*

Aspects matériels

L'échantillonnage angulaire direct (EAD) nécessite le matériel suivant :

- un codeur optique,
- un multiplieur de fréquence,
- un filtre anti-repliement asservissable,
- un système d'acquisition cadencé par une horloge externe (matériel peu courant).

Le filtre asservi peut être remplacé par un filtre classique mais $\dot{\theta}_m$ doit alors être estimée *a priori*. L'échantillonnage angulaire *a posteriori* (EAAP) nécessite moins de matériel :

- un codeur optique (en option),
- un système d'acquisition classique.

La méthode d'EAAP présentée nécessite un codeur optique, mais nous avons vu qu'il existe des méthodes alternatives permettant de s'en passer. L'EAAP est donc largement plus économique que l'EAD. Par contre, l'EAAP requiert une fréquence d'échantillonnage élevée, elle est donc plus coûteuse en termes de stockage des données.

Performances

L'EAAP nécessite d'interpoler les données à deux reprises (*c.f.* sections 4.6.2 et 4.6.2), ce qui dégrade forcément l'estimation de $D(n\Theta_e)$. D'un autre côté, l'EAD utilise un multiplicateur de fréquence pour estimer $\theta(t)$, et ce matériel peut difficilement suivre les variations rapides de $\dot{\theta}(t)$ liées à l'acyclisme du moteur (*c.f.* figure 4.11). Cela pose un problème de précision au niveau du cadencage du système d'acquisition, ainsi qu'au niveau de l'asservissement du filtre anti-repliement. Au final, il est très difficile de dire quelle méthode est la plus précise.

Bilan

L'EAD et l'EAAP sont difficilement comparables en terme de performances. Par contre, l'EAAP est clairement plus économique que l'EAD. L'EAAP présente deux inconvénients mineurs : son coût de stockage des données est plus élevé, et par définition elle nécessite des calculs de post-traitement. Par contre, elle présente un avantage majeur : elle permet de travailler dans les domaines angulaire et temporels, *i.e.* elle donne accès à $D(nT_e)$ et $D(n\Theta_e)$. Cette caractéristique importante sera exploitée dans la suite de notre étude.

4.6.4 Echantillonnage temporel Vs angulaire

Le bruit du moteur comporte des transitoires qui sont régis par deux variables de références : l'angle vilebrequin θ et le temps t . La variable θ décrit parfaitement la progression du cycle moteur et la chronologie des évènements qui le constituent : ouverture et fermeture des soupapes, injection, combustion, basculement de piston, etc... (*c.f.* diagramme des événements : figure 1.10). Ces évènements génèrent des vibrations transitoires qui sont régies par des équations différentielles en temps. L'apparition des transitoires est donc contrôlée par θ , alors que leur forme d'onde est contrôlée par t . Cette conjugaison des effets de θ et t sur $D(t)$ lui confère une propriété particulière : la 'cyclostationnarité floue'. Cette notion a été introduite par Bonnardot [Bon04] pour décrire les signaux vibratoires acquis par échantillonnage temporel et issus d'une machine tournante dont la vitesse de rotation fluctue de cycle en cycle. Un signal $C(t)$ présente la propriété de cyclostationnarité floue lorsqu'il existe une fonction $\theta(t)$ strictement croissante, une fonction $P(\theta)$ cyclostationnaire, et un filtre variable $H(t, \tau)$ tels que :

$$C(t) = P(\theta(t)) * H(t, \tau), \forall t \in \mathbb{R}. \quad (4.29)$$

Le bruit de combustion constitue un parfait exemple de signal présentant cette propriété. L'inertie du moteur assure la croissance stricte de la position angulaire du vilebrequin $\theta(t)$. Par ailleurs, la pression-cylindre $P(\theta)$ est cyclostationnaire (*c.f.* section 2.4.1). Enfin, le transfert vibratoire de la combustion est variable puisque les vibrations générées par la combustion empruntent surtout la voie basse (*c.f.* section 2.4.1) qui fait intervenir l'attelage mobile (piston, bielle et vilebrequin). A chaque instant correspond une configuration géométrique particulière de la voie basse, donc son transfert vibratoire dépend de l'instant τ où elle est excitée, *i.e.* il est de la forme de la forme $H(t, \tau)$. L'équation (4.29) fait intervenir θ et t d'une manière complexe qui dégrade la cyclostationnarité de $P(\theta)$. Au final, $D(t)$ n'est donc pas rigoureusement cyclostationnaire ; cette cyclostationnarité est 'floue'. En revanche, $C(t)$ est rigoureusement cyclostationnaire si le transfert vibratoire est invariant, *i.e.* de la forme $H(t)$ et si $\dot{\theta}(t)$ est cyclostationnaire. Dans le cadre de notre étude, ces conditions peuvent être considérées satisfaites (*c.f.* sections 2.4.1 et 2.4.2), ce qui justifie l'usage du spectrofiltre.

Avantages de l'échantillonnage angulaire L'échantillonnage angulaire fait ressortir la cyclostationnarité des signaux en décrivant tous leurs cycles par un nombre constant d'échantillons, malgré les variations cycle-à-cycle de $\dot{\theta}(t)$. D'après Antoni [ADG02], cette caractéristique constitue le principal avantage de l'échantillonnage angulaire. Elle permet notamment de calculer la moyenne synchrone de $D(n\Theta_e)$ très simplement. Cette moyenne synchrone $\mu_D(n\Theta_e)$ présente des pics situés aux angles $n\Theta_e$ qui correspondent à l'apparition des transitoires cycliques (combustion, basculement de piston, injection, etc...). L'étude de $\mu_D(n\Theta_e)$ permet donc de retracer le diagramme des événements. Connaissant sa chronologie, l'identification de la forme d'onde d'un événement donné devient possible pour chaque cycle de $D(nT_e)$ [ADGR02]. Cette procédure exploite les variables θ et t de manière complémentaire. Cette complémentarité est également exploitée dans la procédure que nous proposons pour calculer le spectrofiltre et extraire le bruit de combustion.

Avantages de l'échantillonnage temporel L'échantillonnage temporel donne accès aux informations sur la vitesse de rotation du moteur, contrairement à l'échantillonnage angulaire qui les supprime complètement. D'autre part, l'échantillonnage temporel est préférable pour identifier les transferts vibratoires de la combustion, puisque leur variable générique est le temps [Bon04]. Dans le domaine temporel, ces transferts peuvent être décrits par une réponse impulsionnelle invariante $H(t)$, ce qui est impossible dans le domaine angulaire. En effet, la transposition de $H(t)$ dans le domaine angulaire aboutit à une réponse impulsionnelle variable $H(\theta_0, \theta)$ puisque $\dot{\theta}(t)$ n'est pas constante (*c.f.* figure 4.11). De plus, la réponse $H(\theta_0, \theta)$ change d'un cycle à l'autre car $\dot{\theta}(t)$ présente des variations cycle-à-cycle. En section 8.1, nous étudierons l'effet du régime moteur sur sa réponse vibratoire. Cette étude serait impossible dans le domaine angulaire, puisque $H(\theta_0, \theta)$ est très sensible à $\dot{\theta}(t)$. Les spectrofiltres doivent donc être calculés à partir des signaux échantillonnés en temps. La méthode proposée nécessite d'estimer la partie CS1 de ces signaux, ce qui se fait souvent par moyennage synchrone (*c.f.* section 2.3.1). Ce moyennage implique la partition des signaux en segments correspondant aux cycles du moteur, puis l'alignement de ces segments. Le signal $\theta(t)$ nous servira de référence pour réaliser cet alignement.

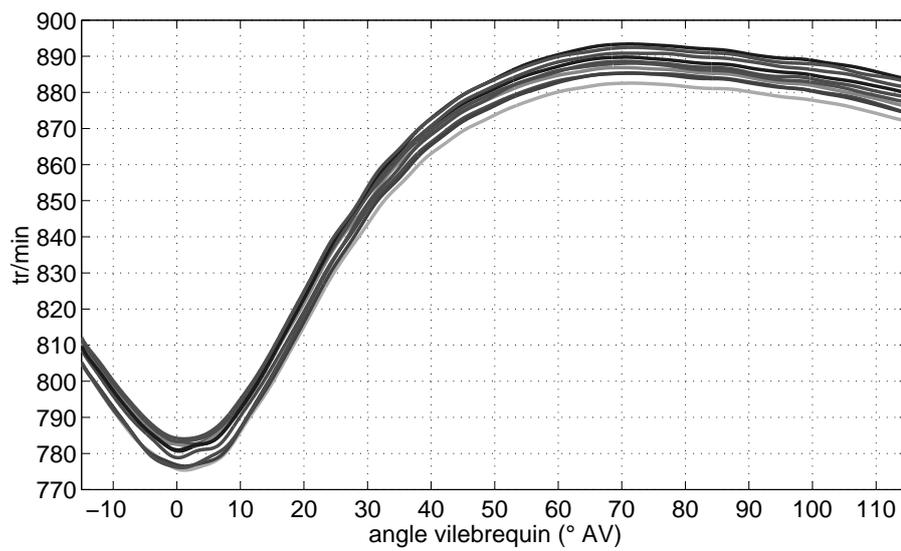


FIGURE 4.11 – Variations cycle-à-cycle de la vitesse de rotation du vilebrequin. Représentation de $\dot{\theta}(t)$ pour dix cycles consécutifs. Le repère 0 °AV correspond à un PMH. Régime : 860 tr/min, moteur froid au ralenti.

Deuxième partie

Validation et application du spectrofiltre

Chapitre 5

Séparation de sources cohérentes et entrelacées dans le plan temps-fréquences

Notre étude est focalisée sur la séparation du bruit de combustion et du bruit de basculement de piston, qui représentent la majeure partie du bruit d'un moteur Diesel. Ces bruits impulsifs sont difficilement séparables car ils sont fortement corrélés et entrelacés dans le plan temps-fréquences. De plus, ils ont des niveaux comparables (*c.f.* références citées en section 1.4). En théorie, ce problème peut être résolu avec un spectrofiltre $\omega(f)$ calculé à partir de la partie aléatoire des signaux (*c.f.* section 4.5). Nous allons maintenant illustrer l'intérêt de $\omega(f)$ pour séparer deux sources présentant les caractéristiques qui rendent le bruit de combustion et le bruit de basculement de piston difficilement séparables.

5.1 Position du problème

Deux signaux, $C(t)$ et $M(t)$, ont été synthétisés de manière à être difficilement séparables. Leur synthèse est illustrée par la figure 5.1, et la figure 5.2 présente les 5 signaux qui interviennent dans le problème. $D(t)$ est la somme de $C(t)$ et $M(t)$, dont les sources sont $P_1(t)$ et $P_2(t)$. Ces signaux sont tous cyclostationnaires, d'une durée de 30 s, et ils sont ici représentés sur une durée d'environ 3 cycles.

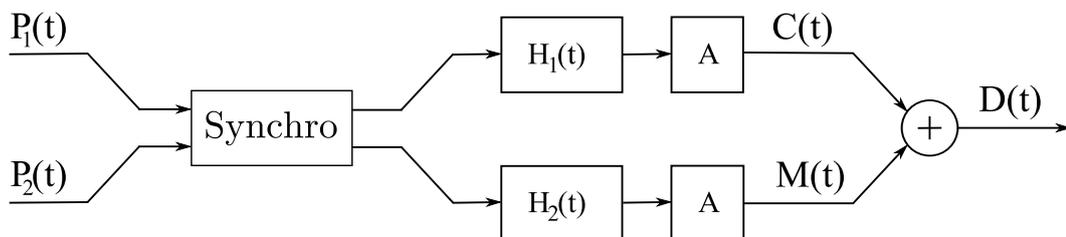


FIGURE 5.1 – Synthèse des signaux expérimentaux.

$P_1(t)$ et $P_2(t)$ sont des signaux de pression-cylindre mesurés simultanément sur un moteur Diesel¹ et reconditionnées en post-traitement. Le reconditionnement consiste en deux opérations effectuées en cascade : une synchronisation des phases de combustion suivie d'une pondération A.

1. Le moteur était un Renault F9Q (4 cylindres, 1.9L dCi) tournant à 1400 tr/min sans charge.

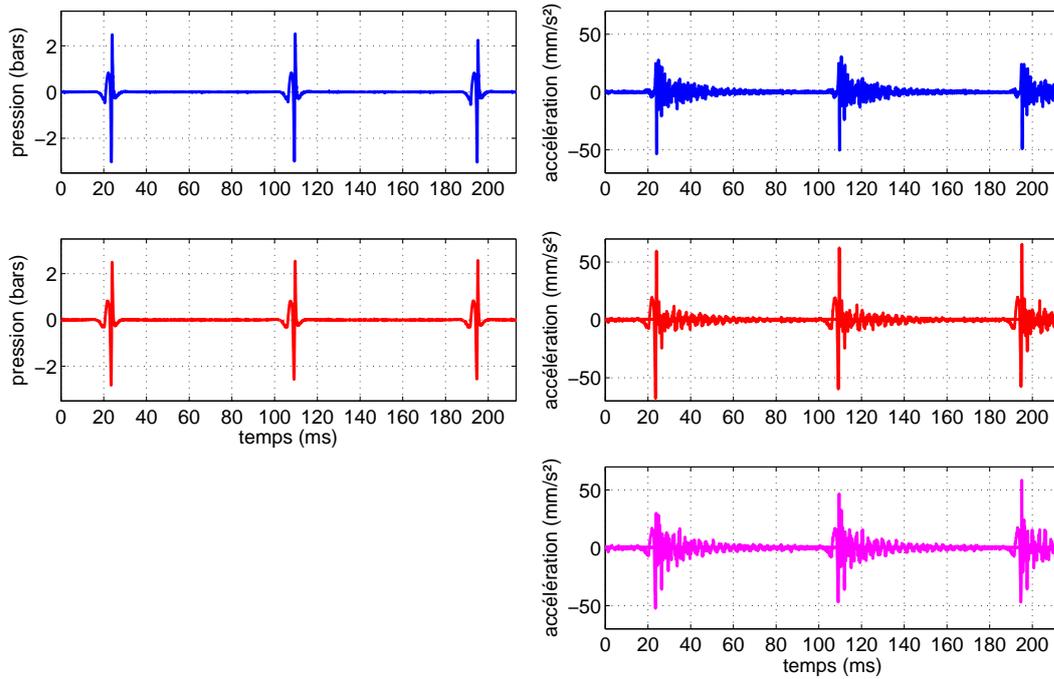


FIGURE 5.2 – Signaux expérimentaux. En haut à gauche : $P_1(t)$. En haut à droite : $C(t)$. Au milieu à gauche : $P_2(t)$. Au milieu à droite : $M(t)$. En bas à droite : $D(t)$.

Les combustions des deux signaux sont synchronisées en faisant coïncider les maxima cycliques de $\dot{P}_1(t)$ et $\dot{P}_2(t)$. Le filtrage qui suit a deux objectifs : aplatir les spectres $|P_1(f)|$ et $|P_2(f)|$, et supprimer leurs composantes très basses fréquences. Ce filtrage fait ressortir la surpression due à la combustion en réduisant la contribution de la compression/détente due au mouvement du piston. La figure 5.3 montre l'effet de la pondération A sur une pression-cylindre.

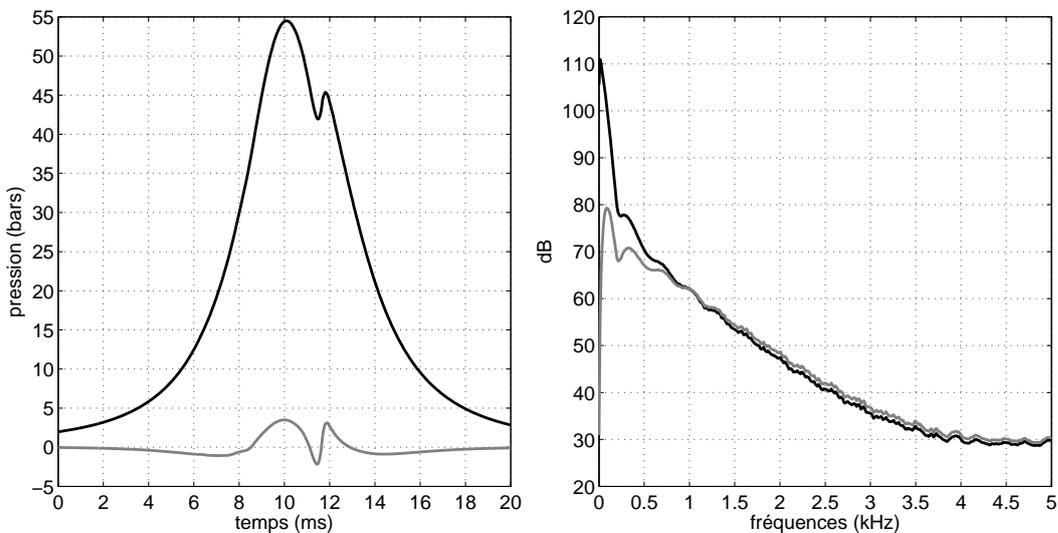


FIGURE 5.3 – Effet de la pondération A sur la source $P_1(t)$, dans les domaines temporel et fréquentiel. Graphe de gauche : moyenne synchrone de $P_1(t)$. Graphe de droite : autospectre $10 \cdot \log |S_{P_1P_1}(f)|$. Courbes noires : signal avant pondération A. Courbes grises : signal après pondération A.

Après reconditionnement, les sources sont impulsives et synchrones (*c.f.* figure 5.2), ainsi que fortement cohérentes (*c.f.* figure 5.5) sur leur bande-passante (*c.f.* figure 5.4). $C(t)$ et $M(t)$ sont obtenues en convoluant ces sources avec les réponses impulsionnelles $H_1(t)$ et $H_2(t)$:

$$\begin{cases} C(t) = P_1(t) * H_1(t) \\ M(t) = P_2(t) * H_2(t) \\ D(t) = C(t) + M(t) \end{cases} \quad (5.1)$$

$H_1(t)$ et $H_2(t)$ ont été fournies par un modèle aux éléments finis du moteur. Elles représentent ses réponses vibratoires, en un même point du carter, à des excitations localisées sur la chemise des cylindres où $P_1(t)$ et $P_2(t)$ ont été mesurées. $H_1(f)$ et $H_2(f)$ sont donc des atténuations de structure ; leur module est visible sur la figure 5.4. Cette figure présente également les autospectres des entrées/sorties de ces deux filtres.

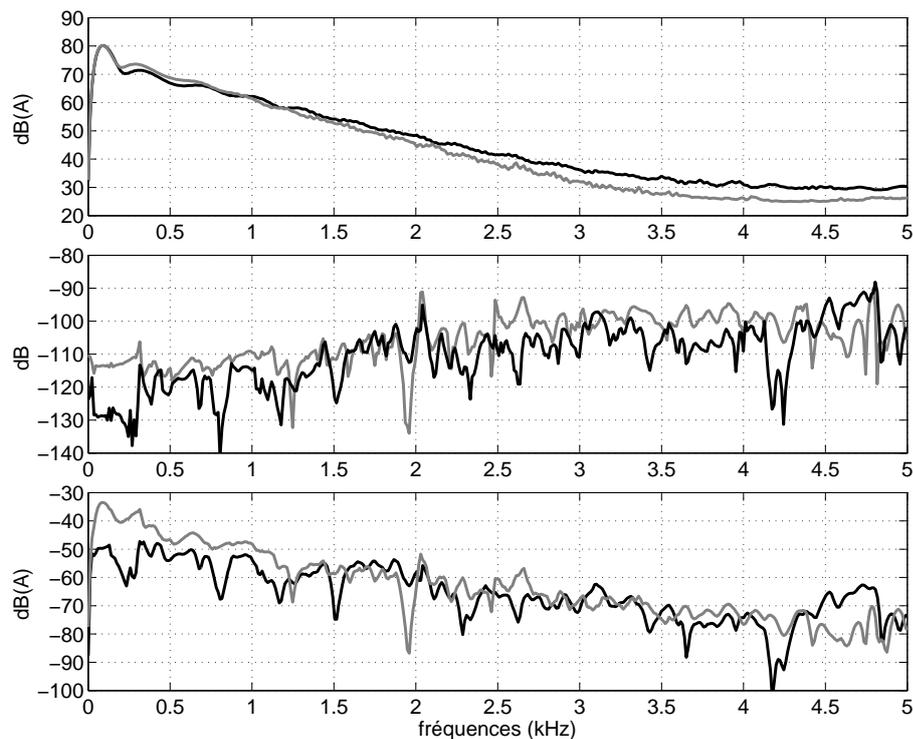


FIGURE 5.4 – Graphe du haut : autospectres des sources. Courbe noire : $10 \cdot \log |S_{P_1 P_1}(f)|$. Courbe grise : $10 \cdot \log |S_{P_2 P_2}(f)|$. Graphe du milieu : atténuations de structure. Courbe noire : $20 \cdot \log |H_1(f)|$. Courbe grise : $20 \cdot \log |H_2(f)|$. Graphe du bas : autospectres des signaux à séparer. Courbe noire : $10 \cdot \log |S_{CC}(f)|$. Courbe grise : $10 \cdot \log |S_{MM}(f)|$.

Au final, $C(t)$ et $M(t)$ ont des niveaux comparables et ils se chevauchent dans le plan (t, f) (*c.f.* figures 5.2 et 5.4). Par conséquent, ils ne peuvent pas être séparés par simple fenêtrage temporel ou fréquentiel. De plus, ils sont fortement corrélés² (*c.f.* figure 5.5) sur leur bande-passante (*c.f.* figure 5.4), ce qui contribue aussi à les rendre difficilement séparables. Le problème à résoudre est le suivant : estimer $C(t)$, connaissant seulement $P_1(t)$ et $D(t)$. Tel qu'il est posé, ce problème simule la séparation des vibrations engendrées par les combustions synchrones dans

2. On vérifie facilement que $\gamma_{CM}^2(f) = \gamma_{P_1 P_2}^2(f)$.

deux cylindres, ces combustions étant supposées les seules sources vibratoires. Ce problème se rapproche de la séparation des bruits de combustion et de basculement de piston puisqu'il présente les mêmes difficultés.

5.2 Résultats

5.2.1 Identification de filtre

L'atténuation de structure $H_1(f)$ peut être estimée par le spectrofiltre $\tilde{W}(f)$, qui est lui-même une estimation du spectrofiltre théorique $W(f)$:

$$\tilde{W}(f) = \frac{\tilde{S}_{P_1D}(f)}{\tilde{S}_{P_1P_1}(f)} = W(f) (1 + E_A^W(f)) = H_1(f) (1 + E_B^W(f)) (1 + E_A^W(f)) \quad (5.2)$$

$\tilde{W}(f)$ comporte un terme d'erreur aléatoire, $E_A^W(f)$, qui est non nul pour deux raisons. D'une part, $\tilde{W}(f)$ est calculé à partir de signaux de durée finie. D'autre part, leur cohérence est non unitaire : $\gamma_{P_1D}^2(f) < 1$ à cause du bruit parasite $M(t)$. Le terme d'erreur de biais, $E_B^W(f)$, est non nul car les sources $P_1(t)$ et $P_2(t)$ ne sont pas parfaitement décorrélées : $\gamma_{P_1P_2}^2(f) > 0$. On peut aussi estimer $H_1(f)$ par le spectrofiltre $\tilde{\omega}(f)$ calculé à partir de $p_1(t)$ et $d(t)$, qui sont les parties aléatoires de $P_1(t)$ et $D(t)$:

$$\tilde{\omega}(f) = \frac{\tilde{S}_{p_1d}(f)}{\tilde{S}_{p_1p_1}(f)} = \omega(f) (1 + E_A^\omega(f)) = H_1(f) (1 + E_B^\omega(f)) (1 + E_A^\omega(f)) \quad (5.3)$$

La figure 5.5 montre les autospectres des signaux servant à calculer $\tilde{W}(f)$ et $\tilde{\omega}(f)$. On remarque que le déterminisme de $P_1(t)$ et $D(t)$ est concentré en BF. En effet, les différences $S_{P_1P_1}(f) - \tilde{S}_{P_1P_1}(f)$ et $S_{DD}(f) - \tilde{S}_{dd}(f)$ diminuent à mesure que la fréquence augmente. A 5 kHz, elles deviennent négligeables. A 5 kHz et au-delà, on a donc $\tilde{W}(f) \simeq \tilde{\omega}(f)$. Nous limiterons notre étude à 5 kHz, car son but est de comparer $\tilde{W}(f)$ et $\tilde{\omega}(f)$. Nous allons maintenant comparer leurs erreurs aléatoires et leurs erreurs de biais. Soit $\alpha_A(f)$ le rapport (en module) des erreurs aléatoires. Par analogie avec (4.25), on obtient directement son expression approchée :

$$\alpha_A(f) = \frac{|E_A^\omega(f)|}{|E_A^W(f)|} \approx \frac{\epsilon_\omega(f)}{\epsilon_W(f)} = \sqrt{\frac{\gamma_{P_1D}^2(f)}{\gamma_{p_1d}^2(f)} \cdot \frac{1 - \gamma_{p_1d}^2(f)}{1 - \gamma_{P_1D}^2(f)}} \quad (5.4)$$

La figure 5.6 montre les valeurs de $\alpha_A(f)$ estimé par (5.4). Elles correspondent très bien aux ordres de grandeur attendus (*c.f.* section 4.5.2). Le spectrofiltre $\tilde{\omega}(f)$ a une erreur aléatoire plus importante ($\alpha_A(f) > 1$), surtout en BF où $p_1(t)$ et $d(t)$ ont très peu d'énergie et de cohérence. L'erreur aléatoire est multipliée par un facteur $\alpha_A(f) \geq 10$ sur la bande [0 - 200 Hz]. La valeur maximale de $\alpha_A(f)$ est de l'ordre de 100. En HF, on a $P_1(t) \simeq p_1(t)$ et $D(t) \simeq d(t)$, ce qui implique $\gamma_{P_1D}^2(f) \simeq \gamma_{p_1d}^2(f)$, donc $\alpha_A(f) \simeq 1$. Dans la suite, nous noterons $W(f)$ au lieu de $\tilde{W}(f)$, et $\omega(f)$ au lieu de $\tilde{\omega}(f)$ afin d'alléger les écritures. Soit $\alpha_B(f)$ le rapport (en module) des termes d'erreur de biais $E_B^W(f)$ et $E_B^\omega(f)$. Son expression approchée est obtenue par analogie avec (4.22) :

$$\alpha_B(f) = \frac{|E_B^\omega(f)|}{|E_B^W(f)|} \approx \sqrt{\frac{\gamma_{cm}^2(f)}{\gamma_{CM}^2(f)}} = \sqrt{\frac{\gamma_{p_1 p_2}^2(f)}{\gamma_{P_1 P_2}^2(f)}} \quad (5.5)$$

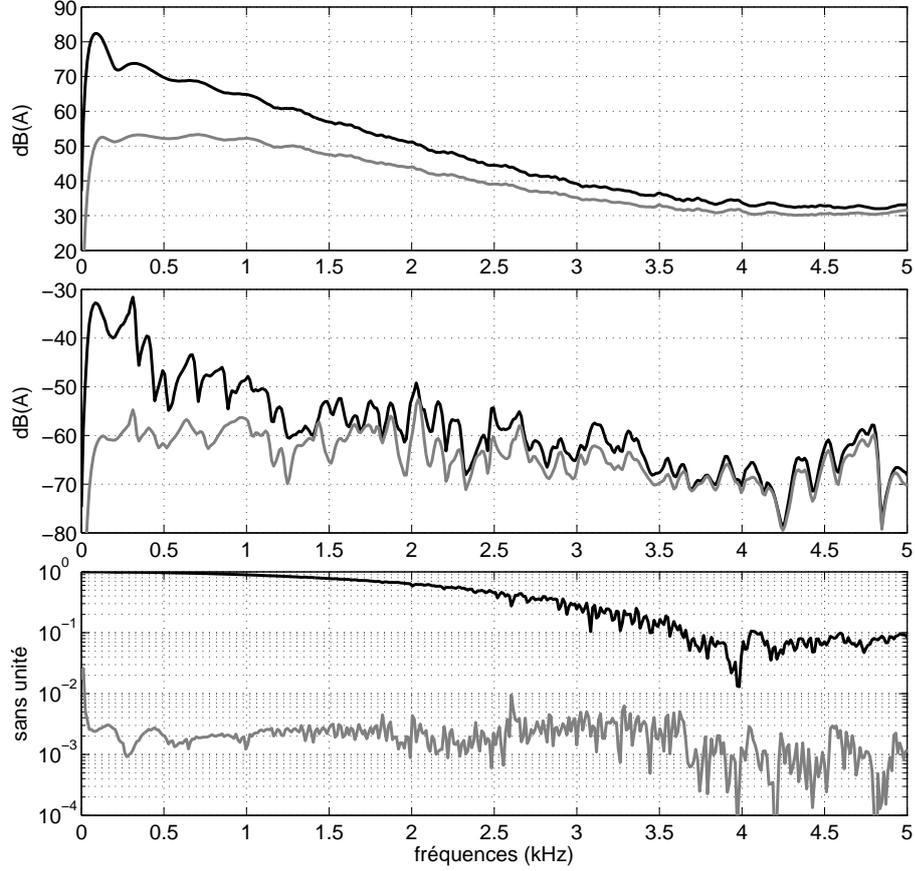


FIGURE 5.5 – Autospectres des signaux servant à calculer $W(f)$ et $\omega(f)$. Graphe du haut, courbe noire : $10 \cdot \log |S_{P_1 P_1}(f)|$. Courbe grise : $10 \cdot \log |S_{p_1 p_1}(f)|$. Graphe du milieu, courbe noire : $10 \cdot \log |S_{DD}(f)|$. Courbe grise : $10 \cdot \log |S_{dd}(f)|$. Graphe du bas : fonctions de cohérence entre les sources, et entre leurs parties aléatoires. Courbe noire : $\gamma_{P_1 P_2}^2(f)$. Courbe grise : $\gamma_{p_1 p_2}^2(f)$.

D'après (5.5), $\omega(f)$ réduit l'erreur de biais ($\alpha_B(f) < 1$, *c.f.* figure 5.6) grâce à la faible corrélation entre les parties aléatoires des sources ($\gamma_{p_1 p_2}^2(f) \ll \gamma_{P_1 P_2}^2(f)$, surtout en BF, *c.f.* figure 5.5). En moyenne sur la bande de fréquences [0 Hz - 5 kHz], l'erreur de biais est réduite d'un facteur 10, *i.e.* $\alpha_B \simeq 0,1$. La réduction est maximale sur [0 Hz - 2 kHz] où $\alpha_B \simeq 0,05$. $\alpha_B(f)$ croît sur [2 kHz - 3 kHz]. La réduction est minimale sur [3 kHz - 5 kHz] où $\alpha_B \simeq 0,14$.

Soient $|E_W(f)|$ et $|E_\omega(f)|$ les erreurs globales (en module) :

$$\begin{cases} |E_W(f)| = \frac{|W(f)|}{|H_1(f)|} = |1 + E_B^W(f)| \cdot |1 + E_A^W(f)| \\ |E_\omega(f)| = \frac{|\omega(f)|}{|H_1(f)|} = |1 + E_B^\omega(f)| \cdot |1 + E_A^\omega(f)| \end{cases} \quad (5.6)$$

La figure 5.6 (graphe du bas) montre que $\omega(f)$ réduit suffisamment l'erreur de biais pour compenser l'augmentation d'erreur aléatoire : $|E_\omega(f)| \ll |E_W(f)|$. Sur la bande [0 Hz - 4 kHz],

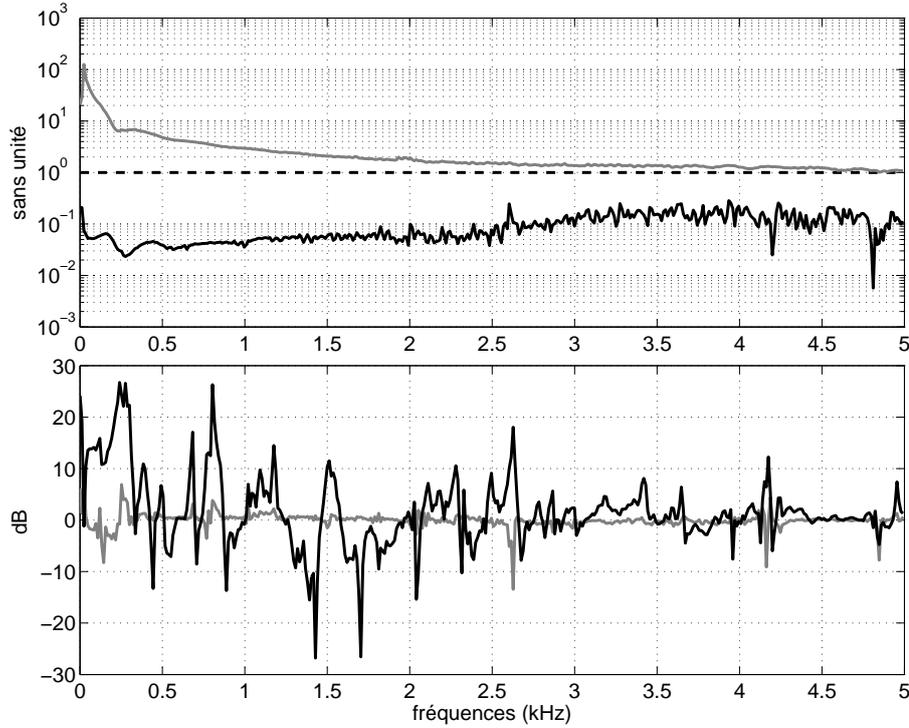


FIGURE 5.6 – Graphe du haut : avantage (réduction de l’erreur de biais) et inconvénient (augmentation de l’erreur aléatoire) de $\omega(f)$. Courbe noire : $\alpha_B(f)$. Courbe grise : $\alpha_A(f)$. Graphe du bas : Comparaison de l’erreur de $W(f)$ et $\omega(f)$. Courbe noire : $20 \cdot \log |E_W(f)|$. Courbe grise : $20 \cdot \log |E_\omega(f)|$.

$|E_W(f)|$ a une valeur moyenne de 6 dB et celle de $|E_\omega(f)|$ est infime (environ 0,1 dB). Au-dessus de 4 kHz, on a $|E_W(f)| \simeq |E_\omega(f)|$ puisque $\omega(f) \simeq W(f)$.

5.2.2 Séparation de sources

Les transformées de Fourier inverses de $W(f)$ et $\omega(f)$ permettent d’estimer $C(t)$:

$$\begin{cases} C_W(t) = P_1(t) * W(t) \\ C_\omega(t) = P_1(t) * \omega(t) \end{cases} \quad (5.7)$$

Les erreurs de $|C_W(f)|$ et $|C_\omega(f)|$ sont égales aux erreurs de $|W(f)|$ et $|\omega(f)|$:

$$\begin{cases} \frac{|C_W(f)|}{|C(f)|} = \frac{|P_1(f)| \cdot |W(f)|}{|P_1(f)| \cdot |H_1(f)|} = |E_W(f)| \\ \frac{|C_\omega(f)|}{|C(f)|} = \frac{|P_1(f)| \cdot |\omega(f)|}{|P_1(f)| \cdot |H_1(f)|} = |E_\omega(f)| \end{cases} \quad (5.8)$$

$C_\omega(t)$ donne donc une très bonne estimation de $C(t)$, contrairement à $C_W(t)$. La figure 5.7 (graphe de gauche) permet d’évaluer l’importance des erreurs $C(t) - C_W(t)$ et $C(t) - C_\omega(t)$. L’erreur de $C_\omega(t)$ est négligeable sur l’intervalle [10 ms - 40 ms]. L’erreur de $C_W(t)$ est du même ordre que $C(t)$, voire largement supérieure entre 0 et 10 ms. Ces résultats se retrouvent sur la figure 5.7 (graphes de droite) qui montre les moyennes synchrones de $C_W(t)$, $C_\omega(t)$ et

$C(t)$ sur l'intervalle [5 ms - 30 ms]. Sur les intervalles [0,5] ms et [45,80] ms, les erreurs de $C_W(t)$ et $C_\omega(t)$ sont du même ordre que $C(t)$. Ces erreurs sont audibles, même si $C(t)$ a peu d'énergie sur les intervalles concernés (environ 5% du pic à 10 ms). L'erreur commise en fin de résonance, *i.e.* au-delà de 40 ms, s'explique par la courte durée des réponses impulsionnelles $W(t)$ et $\omega(t)$. Leur durée est limitée par la durée d'un cycle, et seule la première moitié de cette durée est utile (la partie causale des réponses impulsionnelles).

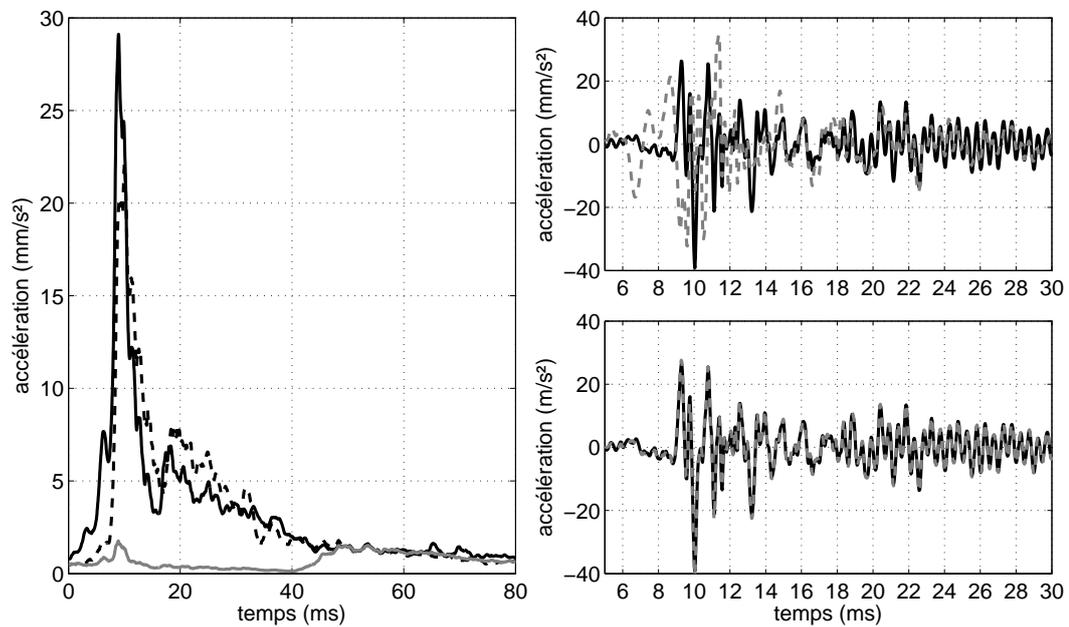


FIGURE 5.7 – Graphe de gauche : Erreur moyenne sur l'estimation de $C(t)$. Courbe noire (pointillés) : moyenne synchrone de l'enveloppe de $C(t)$. Courbe noiree (trait plein) : moyenne synchrone de l'enveloppe du signal d'erreur $C(t) - C_W(t)$. Courbe grise : moyenne synchrone de l'enveloppe du signal d'erreur $C(t) - C_\omega(t)$. Graphes de droite : Estimation de $C(t)$. Courbes noires : moyenne synchrone de $C(t)$. Courbes grises en pontillés : moyenne synchrone de $C_W(t)$ (graphe du haut) et moyenne synchrone de $C_W(t)$ (graphe du bas).

Chapitre 6

Validation de la méthode sur des bruits de moteur Diesel de synthèse

6.1 Protocole expérimental

Ce chapitre est consacré à la comparaison des spectrofiltres $W(f)$ et $\omega(f)$ utilisés sur des bruits de moteur simulés. Le bruit de combustion étant parfaitement connu (par construction), l'écart entre ce bruit et son estimation (fournie par $W(f)$ ou $\omega(f)$) est directement mesurable. De plus, la simulation permet de faire varier les paramètres du bruit de moteur afin de mesurer leur effet sur les performances des spectrofiltres. Les paramètres qui ont été testés sont les suivants :

- niveau du bruit mécanique par rapport au bruit de combustion,
- niveau du bruit de mesure par rapport au bruit de combustion,
- niveau de synchronisation entre la combustion et le basculement de piston,
- point de fonctionnement du moteur (régime et charge).

La simulation permet aussi d'étudier l'effet des paramètres de traitement des signaux :

- paramètres des fenêtres d'analyse,
- durée des signaux,
- échantillonnage des signaux (temporel ou angulaire).

6.1.1 Indice de qualité d'extraction

Nous avons introduit une grandeur scalaire permettant de quantifier la qualité d'estimation du bruit de combustion [PLP06]. Ce score, noté IQE (pour Indice de Qualité d'Extraction), est défini par :

$$\begin{cases} \text{IQE} = 100 \cdot \max \left\{ 0, \frac{\text{RMS} [C(t)]_A - \text{RMS} [E(t)]_A}{\text{RMS} [C(t)]_A} \right\}, \\ E(t) = C(t) - \tilde{C}(t), \end{cases} \quad (6.1)$$

où $C(t)$, $\tilde{C}(t)$ et $E(t)$ dénotent respectivement le bruit de combustion, son estimation et le signal d'erreur. L'opérateur RMS $[\cdot]_A$ applique une pondération dB(A) au signal considéré et renvoie la valeur RMS du signal pondéré. Cette pondération sert à minimiser la sensibilité de l'indice IQE aux erreurs commises dans les fréquences les moins audibles. Sans cette pondération, une erreur inaudible dans les très basses fréquences aurait un impact énorme sur l'indice IQE. L'indice IQE est un pourcentage qui croît avec la qualité de l'extraction ; il vaut 0% lorsque l'erreur $E(t)$ a une 'énergie audible' supérieure ou égale à celle de $C(t)$, et il vaut 100% lorsque $C(t)$ est parfaitement estimé dans les fréquences audibles. Dans la suite, l'indice IQE sera souvent utilisé pour comparer les performances des spectrofiltres $W(f)$ et $\omega(f)$. Il sera noté IQE_W ou IQE_ω pour préciser le spectrofiltre ayant fourni $\tilde{C}(t)$.

6.1.2 Indéterminisme de l'erreur

Dans le cadre d'une simulation, l'erreur $E(t) = C(t) - \tilde{C}(t)$ est connue et son importance est mesurée par la quantité $100 - \text{IQE}$. Elle est constituée d'une erreur de biais et d'une erreur aléatoire, qui sont respectivement générées par la partie cohérente et la partie incohérente de $C(t)$ et $M(t)$ (c.f. sections 3.3.2 et 3.3.3). L'erreur aléatoire provient d'une incertitude dans le calcul du spectrofiltre :

$$W(f) = \frac{S_{PD}(f)}{S_{PP}(f)}, \quad (6.2)$$

avec $D(t) = C(t) + M(t)$, et $P(t)$ la source de $C(t)$: $C(t) = P(t) * H(t)$. Cette incertitude provient du fait que $\gamma_{PD}^2(f) < 1$. L'erreur de biais est donnée par la formule suivante :

$$E_B(t) = \int_f \frac{S_{PM}(f)}{S_{PP}(f)} \cdot e^{i2\pi ft} df \quad (6.3)$$

En théorie, on peut donc calculer cette erreur de biais et en déduire l'erreur aléatoire :

$$E_A(t) = E(t) - E_B(t). \quad (6.4)$$

En réalité, ce calcul est illusoire : l'estimation de $E_B(t)$ est encore plus incertaine que l'estimation du spectrofiltre puisque $\gamma_{PM}^2(f) < \gamma_{PD}^2(f)$. Cette incertitude est encore plus grande avec le spectrofiltre $\omega(t)$ puisque $\gamma_{pm}^2(f) < \gamma_{pd}^2(f) < \gamma_{PD}^2(f)$. Finalement, l'erreur globale est parfaitement connue mais il est impossible de calculer l'erreur de biais et l'erreur aléatoire.

6.1.3 Synthèse des bruits de moteur

Le bruit de moteur synthétisé, noté $D(t)$, est la somme de 3 composantes (c.f. figure 6.1) : le bruit de combustion $C(t)$, le bruit mécanique $M(t)$, et le bruit de mesure modélisé par un bruit blanc $B(t)$. Sauf mention contraire, tous les bruits de moteurs seront synthétisés sur une durée de 30 secondes, et à partir de pressions-cylindre $\{P_i(t), i = 1 \dots 4\}$ mesurées sur un moteur chaud tournant au ralenti (810 tr/min). D'après la littérature, $C(t)$ et $M(t)$ sont difficilement séparables car leurs spectres se recouvrent. Afin de reproduire cette difficulté, le bruit mécanique synthétisé passe par un correcteur de spectre qui limite à ± 5 dB l'écart maximal entre les spectres $|C(f)|$ et $|M(f)|$ (c.f. figure 6.2).

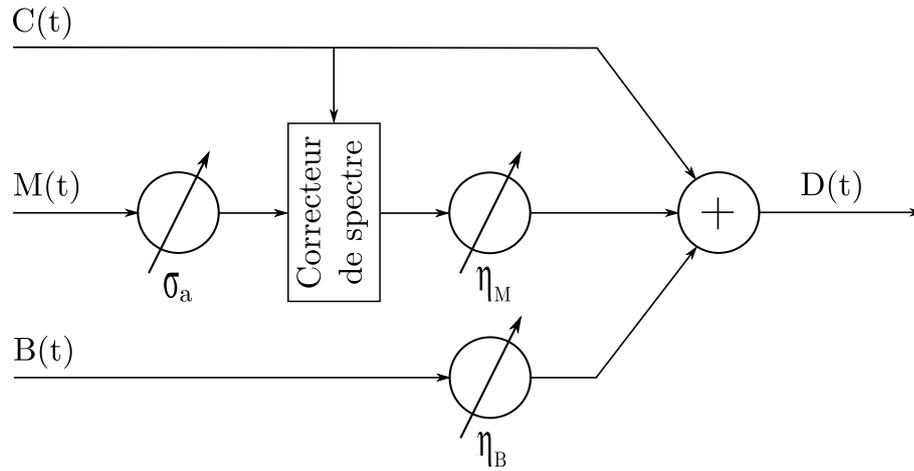


FIGURE 6.1 – Synthèse du bruit de moteur $D(t)$ à partir de ses trois composantes : le bruit de combustion $C(t)$, le bruit mécanique $M(t)$ et le bruit de mesure $B(t)$. Les paramètres ajustables sont le *jitter* angulaire de basculement de piston (σ_a), le niveau de $M(t)$ (η_M) et le niveau de $B(t)$ (η_B).

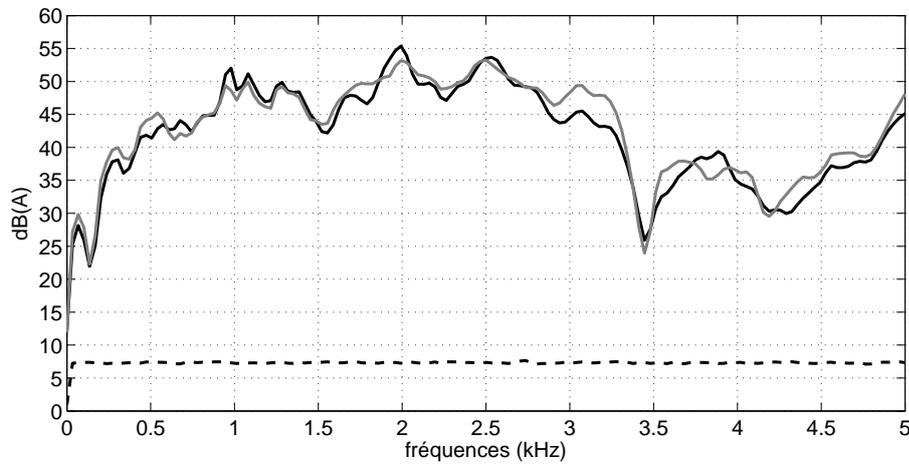


FIGURE 6.2 – Autospectres des trois composantes du bruit de moteur. Courbe noire (trait plein) : $10 \cdot \log (S_{CC}(f))$. Courbe grise : $10 \cdot \log (S_{MM}(f))$. Courbe noire (pointillés) : $10 \cdot \log (S_{BB}(f))$.

Paramètres ajustables et valeurs par défaut

Le niveau de $M(t)$ est ajustable, relativement au niveau de $C(t)$. Ce niveau relatif est quantifié par la variable η_M , en dB :

$$\eta_M = 10 \cdot \log \left(\frac{\int_t (M(t))^2 dt}{\int_t (C(t))^2 dt} \right) \quad (6.5)$$

D'après la littérature, $C(t)$ et $M(t)$ sont de niveaux comparables (*c.f.* section 1.4), donc $\eta_M = 0$ dB sera prise comme valeur par défaut. La synthèse de $M(t)$ permet également d'agir sur la synchronisation entre les combustions et les basculements de piston. Un délai aléatoire (*jitter* en anglais) peut être introduit entre le PMH et le basculement de piston. Ce *jitter* est caractérisé par son écart-type σ_a , défini dans le domaine angulaire. Un modèle simple permet de montrer que σ_a est négligeable (*c.f.* section 6.2.5), on prendra donc $\sigma_a = 0$ °AV par défaut. Ce paramètre sera

tout de même varié afin d'étudier la méthode proposée par Russell [Rus82] et Albright [Alb95], qui consiste à modifier les réglages du moteur afin d'introduire de l'aléatoire dans la combustion. D'après l'auteur, cette manipulation permet de suffisamment décorréler les sources pour pouvoir les séparer avec le spectrofiltre $W(f)$. Le niveau de $B(t)$ est également ajustable, relativement au niveau de $C(t)$. Ce niveau relatif est quantifié par la variable η_B , en dB :

$$\eta_B = 10 \cdot \log \left(\frac{\int_t (B(t))^2 dt}{\int_t (C(t))^2 dt} \right) \quad (6.6)$$

Dans notre application, η_B est de l'ordre de -20 dB. Cette valeur sera prise par défaut. La figure 6.2 montre les spectres de $C(t)$, $M(t)$ et $B(t)$ dans le cas où η_M , η_B et σ_a prennent leurs valeurs par défaut. Nous allons maintenant détailler la synthèse de $C(t)$ et $M(t)$.

Synthèse du bruit de combustion

Le bruit de combustion est synthétisé à partir de signaux de pression-cylindre $\{P_i(t), i = 1 \dots 4\}$ mesurés simultanément dans les 4 cylindres d'un moteur Diesel 1,9L dCi (Renault F9Q). Ces pressions-cylindre sont respectivement convoluées avec les réponses impulsionnelles $\{H_i(t), i = 1 \dots 4\}$, ce qui donne les bruits de combustion $\{C_i(t), i = 1 \dots 4\}$ générés par chaque poste de combustion. La somme des $C_i(t)$ est égale au bruit de combustion $C(t)$:

$$\begin{cases} C_i(t) = P_i(t) * H_i(t), \\ C(t) = \sum_{i=1}^4 C_i(t). \end{cases} \quad (6.7)$$

La figure 6.3 schématise la synthèse de $C(t)$ et la figure 6.4 (graphe du bas) représente les fonctions de transfert vibratoire des forces de combustion, $\{20 \cdot \log |H_i(f)|, i = 1 \dots 4\}$, qui relie chaque cylindre à un point du carter (le point d'écoute). Ces fonctions de transfert sont fournies un modèle aux éléments finis du moteur, auquel sont appliquées trois forces qui représentent la résultante des forces de combustion (*c.f.* figure 6.4). La voie haute est excitée par une force unitaire et normale à la culasse. La voie basse est excitée par deux forces de norme 1/2 qui s'appliquent dans la direction opposée sur les paliers du vilebrequin. En toute rigueur, $C(t)$ simule donc les vibrations générées par la combustion en un point du carter, et non le bruit de combustion à proprement parler. Pour accéder à ce bruit de combustion il suffirait de rajouter une fonction de transfert $R(f)$ à chaque $H_i(f)$ afin de modéliser le rayonnement du moteur, mais le problème en lui-même (la séparation de sources) resterait inchangé. Une pondération A est appliquée aux $H_i(f)$ fournies par le modèle aux éléments finis, afin que de concentrer l'énergie des $C_i(t)$ dans les fréquences audibles.

Synthèse du bruit mécanique

Sur le banc moteur, le vilebrequin était équipé d'un capteur angulaire, ce qui permet de connaître la position angulaire du vilebrequin à chaque instant : $\theta(t)$. Nous allons détailler la synthèse du bruit mécanique $M_i(t)$ généré par le basculement de piston dans le i -ème cylindre, en nous appuyant sur le schéma de la figure 6.5. Cette synthèse repose sur un train d'impulsions $\psi_i(t)$ (*c.f.* figure 6.6) situées aux instants de basculement du piston (chaque impulsion représente

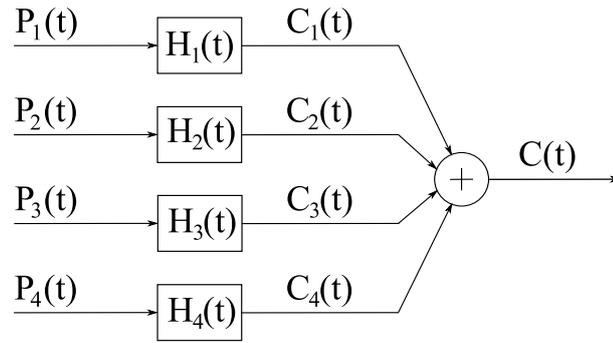


FIGURE 6.3 – Synthèse du bruit de combustion.

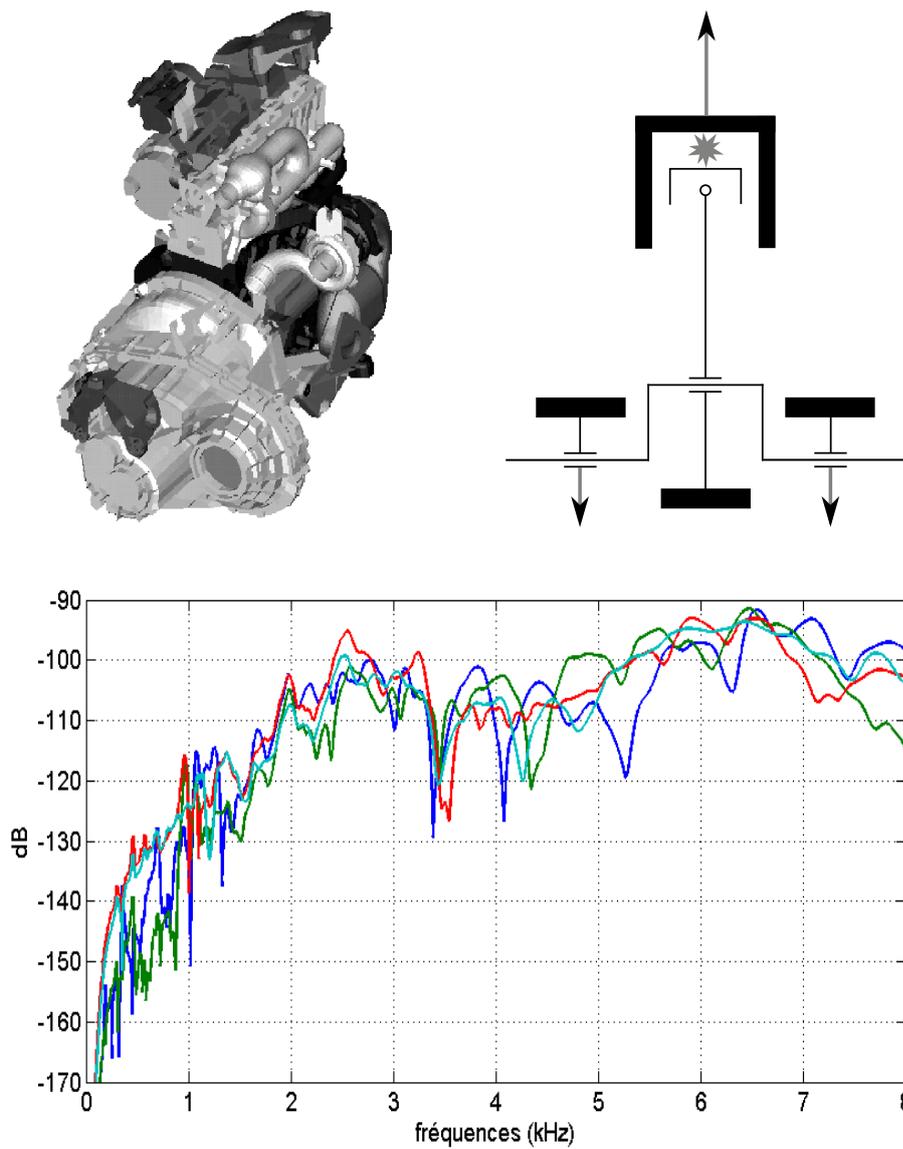


FIGURE 6.4 – En haut à gauche : modèle aux éléments finis du moteur F9Q. En haut à droite : résultante des forces de combustion. En bas : fonctions de transfert vibratoire des forces de combustion, $\{20 \cdot \log |H_i(f)|, i = 1 \dots 4\}$.

un basculement). Les basculements se produisent aux alentours des angles $0 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$, $180 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$, $270 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$, $360 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$, $450 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$, et $540 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$, où 0°AV repère un PMH du i -ième cylindre et k (à valeurs dans \mathbb{Z}) l'indice du cycle moteur. L'analyse conjointe de $P_i(t)$ et $\theta(t)$ permet de repérer les instants t correspondant aux angles vilebrequin sus-cités. Cette analyse est réalisée par l'opérateur noté 'PMH' sur le schéma de la figure 6.5. Il en ressort une première version de $\psi_i(t)$ où les impulsions sont calées sur les angles $0 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$, $180 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$, etc... L'amplitude des impulsions représente la violence des basculements. Une amplitude unitaire est donnée aux impulsions situées aux PMH ; ces impulsions correspondent aux basculements les plus violents. Les impulsions situées aux angles $180 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$, $360 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$ et $540 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$ ont une amplitude de $1/3$; elles correspondent aux basculements les moins violents. Les impulsions situées aux angles $270 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$ et $450 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$ ont une amplitude intermédiaire de $2/3$. Dans la réalité, le basculement du piston est un processus stochastique qui se produit aux alentours des valeurs $0 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$, $180 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$, etc... Dans notre simulation, un délai angulaire aléatoire (*jitter*) $\lambda_i(n)$ est introduit entre ces valeurs et les impulsions de $\psi_i(t)$ afin de rendre l'aspect stochastique du basculement (c.f. figure 6.6). $\lambda_i(n)$ est une variable aléatoire qui suit une loi normale centrée d'écart-type ajustable σ_a . La variable σ_a permet de contrôler la synchronisation statistique entre la combustion et le basculement de piston. Le *jitter* est borné par $|\lambda_i(n)| \leq 2\sigma_a$. La violence d'un basculement dépend de la violence de la combustion simultanée ou précédente. Le diagramme de la figure 6.6 montre que la combustion dans le i -ième cylindre influence les basculements qui se produisent simultanément dans les 4 cylindres, ainsi que les basculements ayant lieu 90°AV plus tard dans deux cylindres (les cylindres 2 et 4 si $i = 1$; les cylindres 3 et 4 si $i = 2$; les cylindres 1 et 2 si $i = 3$; les cylindres 1 et 3 si $i = 4$). Cette influence est traduite par une modulation en amplitude des impulsions concernées. Les amplitudes sont modulées par $(1 + f(dP_i))$ (c.f. figure 6.6) où $f(dP_i)$ est une fonction proportionnelle au maximum de dP_i/dt qui croît avec la violence de la combustion considérée. Chaque impulsion est ensuite légèrement modulée en phase pour lui donner un caractère unique. $\psi_i(t)$ est enfin convoluée avec une réponse impulsionnelle $H'_i(t)$ pour donner le bruit mécanique $M_i(t)$ généré par le i -ième cylindre :

$$\begin{cases} M_i(t) = \psi_i(t) * H'_i(t), \\ M(t) = \sum_{i=1}^4 M_i(t). \end{cases} \quad (6.8)$$

Les réponses impulsionnelles $\{H'_i(t), i = 1 \dots 4\}$ sont fournies par le modèle aux éléments finis du moteur. $H'_i(t)$ représente la réponse vibratoire, en un point donné du carter, à une impulsion appliquée dans la zone d'impact du i -ième piston. Dans la réalité, il y a au moins 3 zones d'impacts : une zone en haut du fût impactée aux angles correspondant aux PMH ($0 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$ et $360 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$), une zone en bas du fût impactée aux angles correspondant aux PMB ($180 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$ et $540 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$) et une zone à mi-hauteur impactée aux angles $270 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$ et $450 + k \cdot 720^\circ \text{AV}$. Si le but était de simuler un bruit mécanique réaliste, il faudrait donc synthétiser K trains d'impulsions différents $\{\psi_{ik}(t), k = 1 \dots K\}$ pour chaque cylindre ($K \leq 3$ étant le nombre de zones d'impact considérées) et les convoluer respectivement avec autant de réponses impulsionnelles différentes $\{H'_{ik}(t), k = 1 \dots K\}$:

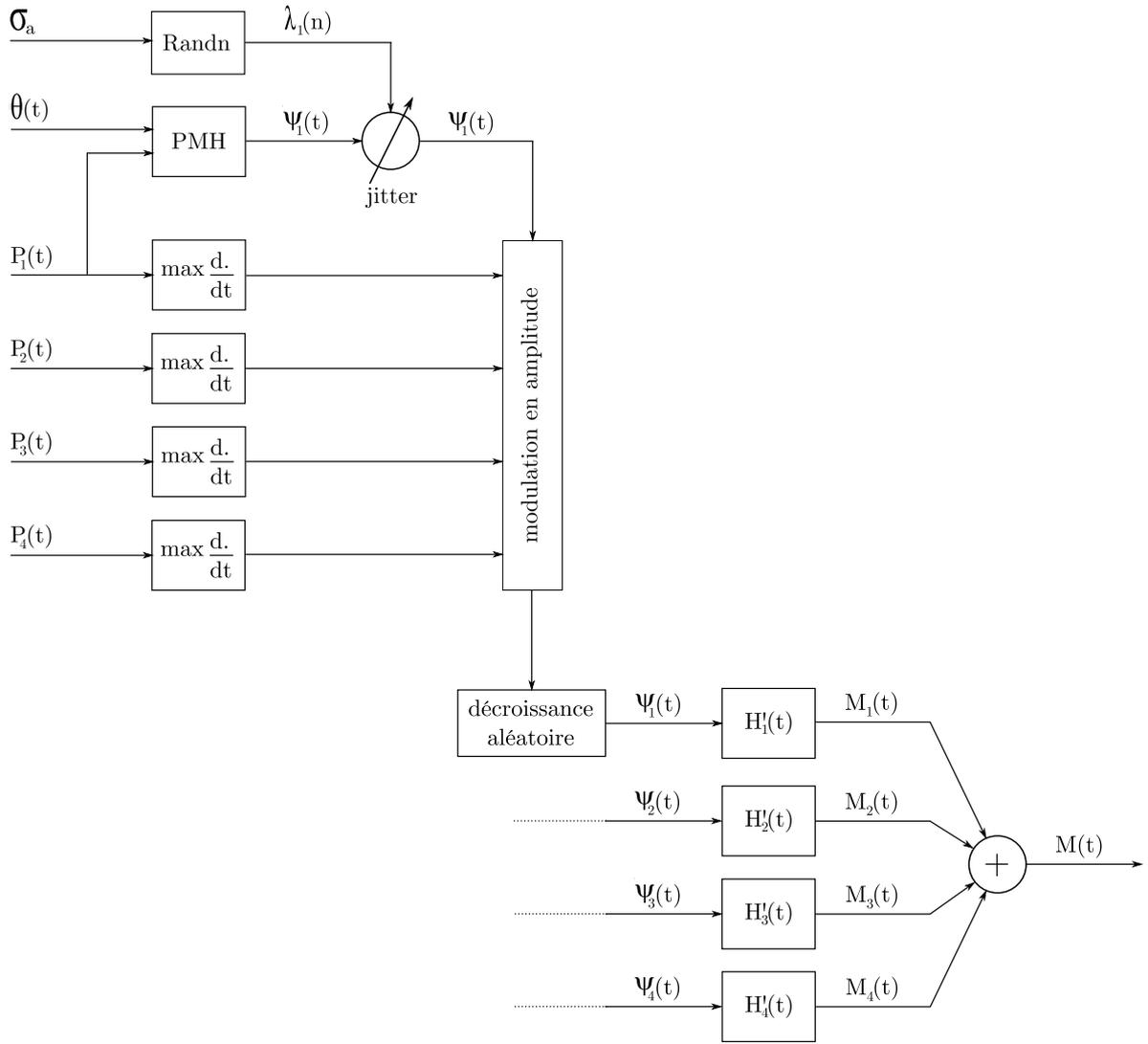


FIGURE 6.5 – Synthèse du bruit mécanique.

$$\begin{cases} M_i(t) = \sum_{k=1}^K \psi_{ik}(t) * H'_{ik}(t) \\ M(t) = \sum_{i=1}^4 M_i(t) \end{cases} \quad (6.9)$$

Cependant, ce réalisme supplémentaire n'élargirait pas la portée de notre étude. Pour le calcul des spectrofiltres, les basculements importants sont ceux qui se produisent dans les fenêtres d'analyse des signaux. Ces fenêtres couvrent le voisinage du PMH avec combustion du cylindre considéré, donc pour les spectrofiltres associés aux cylindres 1 et 4, les basculements importants sont ceux qui impactent les chemises des cylindres 1 et 4 au PMH, et les chemises des cylindres 2 et 3 au PMB. Il faut donc prendre en compte 4 voies de transfert vibratoire distinctes, comme dans le cas de notre simulation. Pour les spectrofiltres associés aux cylindres 2 et 3, les voies de transfert qui interviennent sont différentes puisque les basculements importants sont ceux qui impactent les chemises des cylindres 1 et 4 au PMB, et les chemises des cylindres 2 et 3 au

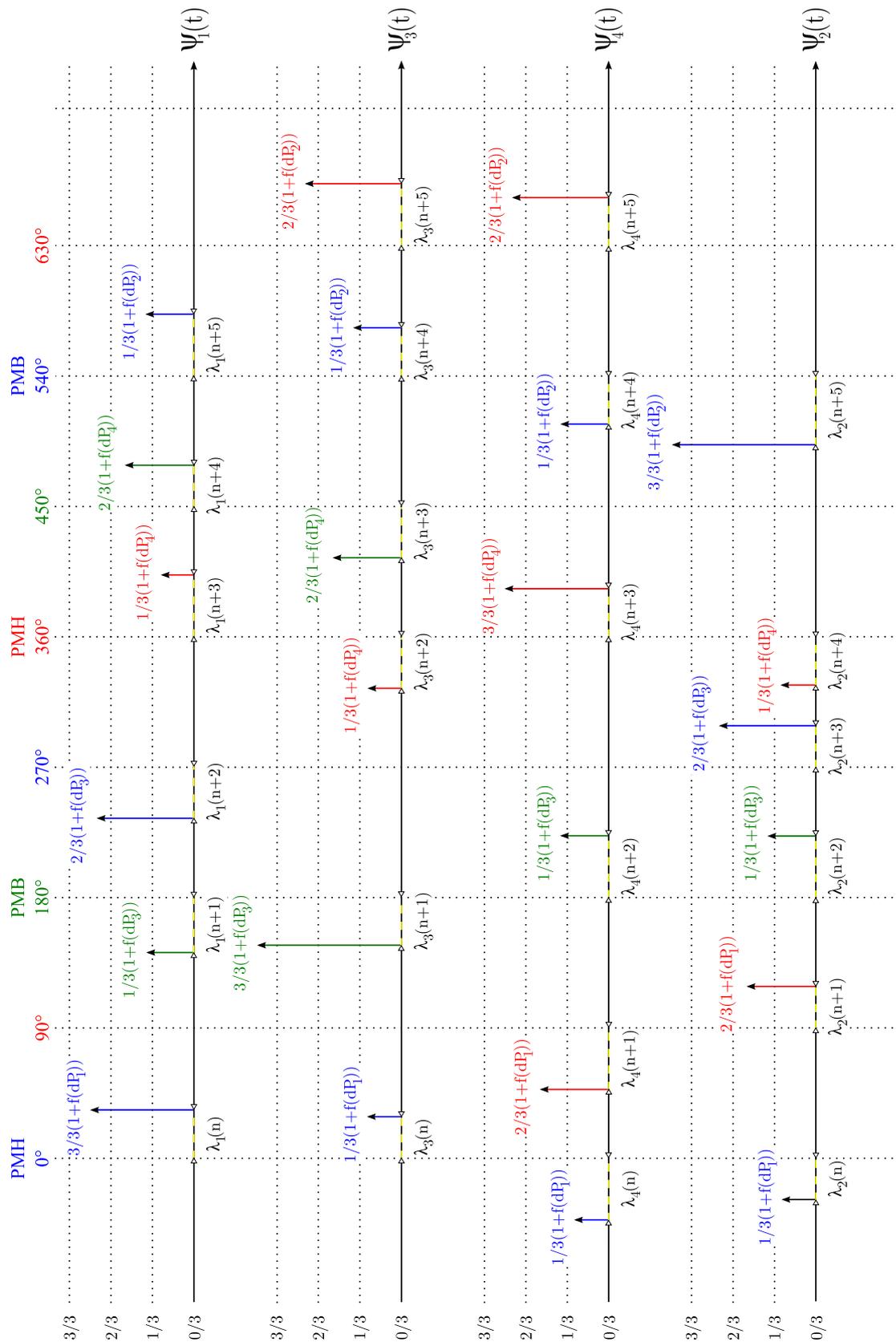


FIGURE 6.6 – Modulation des $\psi_i(t)$ en amplitude et en phase. L’amplitude des impulsions est modulée proportionnellement à la violence des combustions ‘simultanées’ aux basculements ou les précédant. La phase des impulsions des $\psi_i(t)$ est modulée par l’introduction de délais angulaires aléatoires $\lambda_i(n)$ (fortement exagérés sur ce schéma). La marque 0° AV repère le PMH avec combustion du cylindre 1.

PMH. Dans notre simulation, les 4 voies de transfert qui interviennent sont toujours les mêmes, quel que soit le spectrofiltre calculé. La simplicité de notre modèle de bruit mécanique nuit légèrement au réalisme du bruit synthétisé, mais elle ne simplifie pas le calcul des spectrofiltres, qui est l'objet de notre étude. Pour reproduire la difficulté d'un calcul de spectrofiltre, l'important est de faire intervenir simultanément 4 voies de transfert distinctes pour les vibrations causées par basculement de piston. La difficulté est liée au spectre de $M(t)$: si une excitation de type basculement de piston est transmise simultanément par plusieurs voies de transfert distinctes, le bruit mécanique résultant aura un spectre plus large ; il couvrira donc plus le bruit de combustion, rendant son extraction plus difficile.

6.2 Résultats

6.2.1 Erreur incompressible

Le calcul du spectrofiltre relatif au i -ème cylindre se base sur l'analyse spectrale des signaux $P_i(t)$ et $D(t)$. La première étape consiste à fenêtrer ces signaux synchroniquement aux phases de combustion du i -ème cylindre (*c.f.* section 4.2). Ce fenêtrage vise à :

- optimiser l'analyse spectrale en apodisant les signaux,
- supprimer la partie des bruits parasites qui n'est pas synchrone avec les phases de combustion du i -ème cylindre.

Les bruits parasites sont $M(t)$, $B(t)$ et les $\{C_j(t), j \neq i\}$ ¹. Les bruits $M(t)$ et $\{C_j(t), j \neq i\}$ sont partiellement cohérents avec $C_i(t)$; ils induisent donc une erreur de biais et une erreur aléatoire dans l'estimation de $C(t)$. Le bruit de mesure $B(t)$ est entièrement décorrélé de $C(t)$, il induit donc uniquement une erreur aléatoire. En l'absence de $M(t)$ et $B(t)$, l'estimation de $C(t)$ comporte tout de même une erreur ; cette erreur sera dite 'incompressible'. Nous allons maintenant mettre en évidence les deux sources d'erreur incompressible :

- les contraintes liées au fenêtrage des signaux,
- la résonance du bruit de combustion.

Nous estimerons les filtres $\{H_i(f), i = 1 \dots 4\}$ par les spectrofiltres $\{W_i(f), i = 1 \dots 4\}$ et $\{\omega_i(f), i = 1 \dots 4\}$, en introduisant successivement ces deux sources d'erreur afin de mesurer leur influence respective. L'estimation des $H_i(f)$ sera jugée au travers des valeurs IQE _{i} associées :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{IQE}_i = 100 \cdot \max \left\{ 0, \frac{\text{RMS} [C_i(t)]_A - \text{RMS} [E_i(t)]_A}{\text{RMS} [C_i(t)]_A} \right\}, \\ E_i(t) = C_i(t) - \tilde{C}_i(t), \end{array} \right. \quad (6.10)$$

1. les $\{C_j(t), j = 1 \dots 4\}$ sont déphasés de 180° AV mais la résonance des $\{C_j(t), j \neq i\}$ peut se superposer à $C_i(t)$.

La première étape consiste à identifier les $H_i(f)$ en l'absence de bruit parasite : $M(t) = 0$, $B(t) = 0$ et $\{C_j(t) = 0, j \neq i\}^2$ (c.f. figure 6.7).

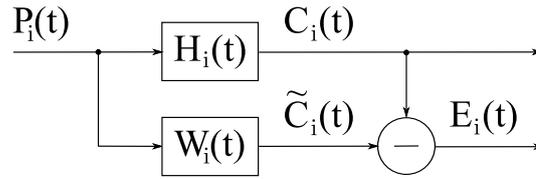


FIGURE 6.7 – Identification d'un filtre.

Dans ce cas idéal, l'erreur de biais et l'erreur aléatoire sont nulles. D'autre part, l'absence de bruits parasites lève toute contrainte sur la localisation, la longueur et la forme des fenêtres d'analyse. Il est donc possible d'utiliser des fenêtres assez longues pour assurer une bonne résolution fréquentielle, et un fort taux d'*overlap* pour maximiser le nombre de fenêtres sur la durée des signaux. Dans ces conditions, on obtient $\text{IQE}_1 = \text{IQE}_2 = \text{IQE}_3 = \text{IQE}_4 = 100\%$ avec $W(f)$ et $\omega(f)$. Les $H_i(f)$ sont donc parfaitement identifiables en les excitant avec les signaux $P_i(t)$, malgré la distribution non-uniforme de l'énergie dans les spectres $|P_i(f)|$ (c.f. figure 1.4).

Erreur incompressible dûe au fenêtrage contraint

La seconde étape est la même que la première, à une différence près : les fenêtres sont contraintes comme si les bruits parasites $M(t)$ et $\{C_j(t), j \neq i\}$ étaient présents. En utilisant la fenêtre optimale de longueur 180°AV (c.f. section 6.2.2), on obtient $\text{IQE}_1 = \text{IQE}_2 = \text{IQE}_3 = \text{IQE}_4 = 98\%$ avec $W(f)$ et $\omega(f)$: l'indice IQE a perdu 2% à cause des contraintes pesant sur le fenêtrage. Cette valeur a été obtenue avec des $P_i(t)$ mesurées sur un moteur tournant au ralenti ; quand le régime augmente, la durée des fenêtres diminue et la résolution fréquentielle se dégrade. D'autre part, la durée des fenêtres limite la longueur des réponses impulsionnelles estimées. Les résonances de $C(t)$ sont donc de plus en plus difficiles à reconstruire lorsque le régime augmente. Cependant, ces résonances deviennent négligeables lorsque les combustions se rapprochent assez pour les masquer.

Erreur incompressible dûe à la résonance du bruit de combustion

La troisième et dernière étape est la même que la seconde, à une différence près : les $C_j(t)$ sont additionnés en un signal $C(t)$, ce qui autorise les $\{C_j(t), j \neq i\}$ à résonner dans les fenêtres relatives au i -ème cylindre. Les $C_i(t)$ ne sont plus estimés séparément les uns des autres ; leur somme $C(t)$ est directement estimée. Dans ce cas, on mesure la performance des spectrofiltres par IQE_W et IQE_ω , définis par (6.1). Ces indicateurs englobent les 4 IQE_i considérés précédemment. $M(t)$ et $B(t)$ sont toujours absents, mais les $\{C_j(t), j \neq i\}$ viennent parasiter l'identification de $H_i(f)$. On obtient alors $\text{IQE}_W = 94\%$ et $\text{IQE}_\omega = 95\%$; ces indices ont respectivement perdu 4% et 3% à cause de la résonance du bruit de combustion. Les $\{C_j(t), j \neq i\}$ sont en partie cohérents avec $C_i(t)$. Cette cohérence introduit une erreur de biais, et la partie non-cohérente introduit une erreur aléatoire. L'erreur de biais est égale à :

2. Dans cette première étape, les $\{C_j(t), j = 1 \dots 4\}$ ne sont donc pas mélangés

$$\begin{cases} E_B^W(t) = \sum_{m=1}^4 \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq m}}^4 \int_f P_m(f) \frac{S_{P_m C_n}(f)}{S_{P_m P_n}(f)} \cdot e^{i2\pi ft} df \\ E_B^\omega(t) = \sum_{m=1}^4 \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq m}}^4 \int_f P_m(f) \frac{S_{p_m c_n}(f)}{S_{p_m p_n}(f)} \cdot e^{i2\pi ft} df \end{cases} \quad (6.11)$$

L'erreur aléatoire vaut :

$$\begin{cases} E_A^W(t) = C(t) - \tilde{C}_W(t) - E_B^W(t) \\ E_A^\omega(t) = C(t) - \tilde{C}_\omega(t) - E_B^\omega(t) \end{cases} \quad (6.12)$$

L'erreur globale est facilement mesurable, mais la part de l'erreur de biais et la part de l'erreur aléatoire ne peuvent être déterminées car le calcul de (6.11) présente une grande incertitude (*c.f.* section 6.1.2). Cependant, la théorie prévoit que $\omega(f)$ réduit l'erreur de biais en profitant de la faible cohérence des $c_j(t)$. En contrepartie, la marge d'erreur aléatoire est augmentée. Quand le régime augmente, les fenêtres se rapprochent dans le temps, ce qui favorise la résonance des $\{C_j(t), j \neq i\}$ dans les fenêtres relatives au i -ème cylindre. Par conséquent, l'erreur due à la résonance de $C(t)$ croît avec le régime.

En conclusion, les indices IQE_W et IQE_ω sont respectivement majorés par 94% et 95%. Cette majoration est valable pour le cas particulier considéré, *i.e.* un bruit de moteur synthétisé sur une durée de 30 secondes à partir de pressions-cylindre $P_i(t)$ enregistrées au régime de référence : 810 tr/min (ralenti moteur chaud). L'erreur incompressible est composée d'une erreur aléatoire qui dépend de la durée des signaux (l'erreur aléatoire diminue quand la durée des signaux augmente, *c.f.* sections 3.3.2 et 6.2.8) et d'une erreur de biais qui dépend du point de fonctionnement du moteur (puisque la cohérence mutuelle des $P_i(t)$ - et donc des $C_i(t)$ - en dépend).

6.2.2 Optimisation des fenêtres d'analyse

Nous avons mesuré l'effet de la définition de ces fenêtres sur la qualité des spectrofiltres calculés.

Fenêtres de Tukey

Les fenêtres utilisés sont des fenêtres de Tukey. Elles sont obtenues par concaténation de 3 éléments : la première moitié d'une fenêtre de Hanning (*onset*), une fenêtre rectangulaire (*sustain*) et la deuxième moitié de la fenêtre de Hanning (*offset*). La figure 6.8 présente une fenêtre de Tukey.

Une telle fenêtre est parfaitement définie par deux paramètres : la longueur de l'*onset* et de l'*offset*, L_1 , et la longueur du *sustain*, L_2 . La longueur totale de la fenêtre est notée L :

$$L = 2L_1 + L_2 \quad (6.13)$$

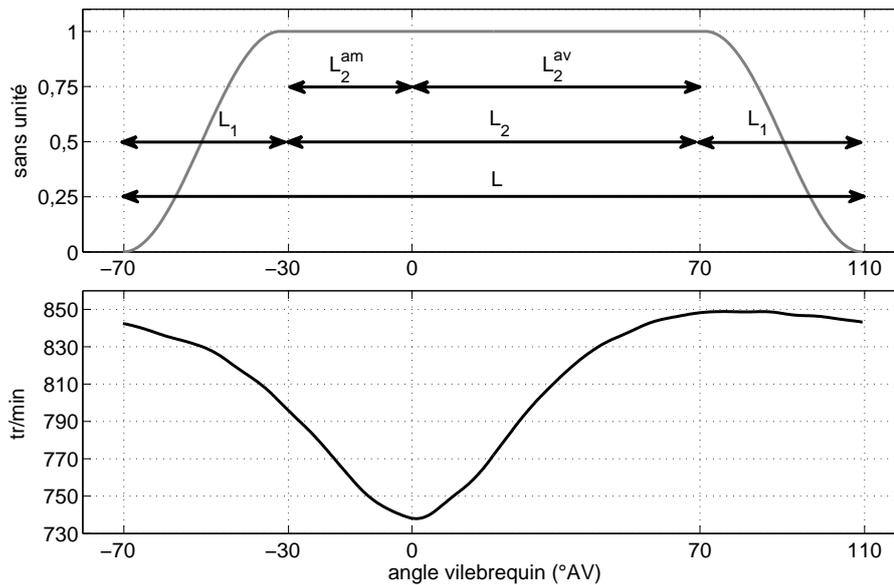


FIGURE 6.8 – Graphe du haut : fenêtre de Tukey définie par les paramètres suivants : $L_1 = 40^\circ AV$, $L_2^{am} = 30^\circ AV$, et $L_2^{av} = 70^\circ AV$. Le PMH est repéré par la marque $0^\circ AV$. Graphe du bas : moyenne synchrone de la vitesse de rotation instantanée. Régime nominal : 810 tr/min (moteur chaud au ralenti).

Ces longueurs sont définies par rapport à l'angle vilebrequin, elles sont donc indépendantes du régime moteur dans le domaine angulaire, ce qui n'est pas le cas dans le domaine temporel. La figure 6.9 illustre l'effet du régime sur les fenêtres dans les domaines temporel et fréquentiel.

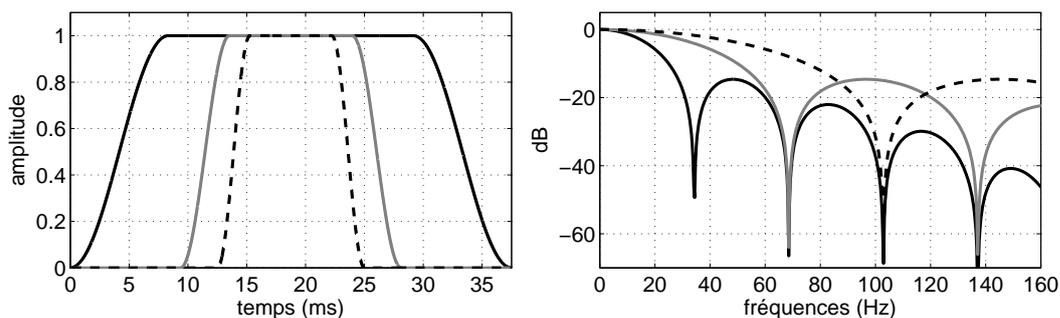


FIGURE 6.9 – Fenêtre de Tukey de paramètres $L_1 = 40^\circ AV$ et $L_2 = 100^\circ AV$ pour des régimes moteurs de 800 tr/min (courbes noires en trait plein), 1600 tr/min (courbes grises) et 2400 tr/min (courbes noires en pointillés) dans les domaines temporel (graphe de gauche) et fréquentiel (graphe de droite).

La durée des fenêtres est inversement proportionnelle au régime, donc la résolution fréquentielle se dégrade quand le régime augmente. Pour une fenêtre de longueur totale $L = 180^\circ AV$, elle est d'environ 27 Hz au ralenti (environ 800 tr/min), 53 Hz à 1600 tr/min et 80 Hz à 2400 tr/min. Par ailleurs les spectres de fenêtre ont des lobes qui s'élargissent lorsque le régime augmente, ce qui a pour effet de renforcer le lissage des spectrofiltres puisque les spectres des signaux observés sont convolués par le spectre de la fenêtre d'analyse. Les spectrofiltres calculés à haut régime sont donc moins précis. Les fenêtres sont symétriques dans le domaine angulaire (par construction),

mais pas dans le domaine temporel puisque la vitesse de rotation instantanée n'a pas le même profil sur l'*onset* et l'*offset* (c.f. figure 6.8).

Dans notre étude, les fenêtres sont symétrisées dans le domaine temporel en affectant à L_1 sa valeur minimale entre l'*onset* et l'*offset*. Les fenêtres de Tukey sont un intermédiaire entre la fenêtre rectangulaire et la fenêtre de Hanning. A valeur de L constante, la fenêtre de Tukey se rapproche d'une fenêtre rectangulaire lorsque le rapport L_1/L_2 diminue, et d'une fenêtre de Hanning lorsque L_1/L_2 augmente. La fenêtre de Hanning est une fenêtre de Tukey avec $L_2 = 0$. La figure 6.10 illustre ce phénomène dans les domaines angulaire et fréquentiel. Le spectre du signal observé est convolué par le spectre de la fenêtre d'analyse. Le spectre de la fenêtre a un lobe principal qui s'élargit à mesure que L_1 augmente, ce qui lisse le spectre du signal observé. Les lobes secondaires voient leur niveau diminuer lorsque L_1 augmente, ce qui réduit la distorsion infligée au spectre du signal observé.

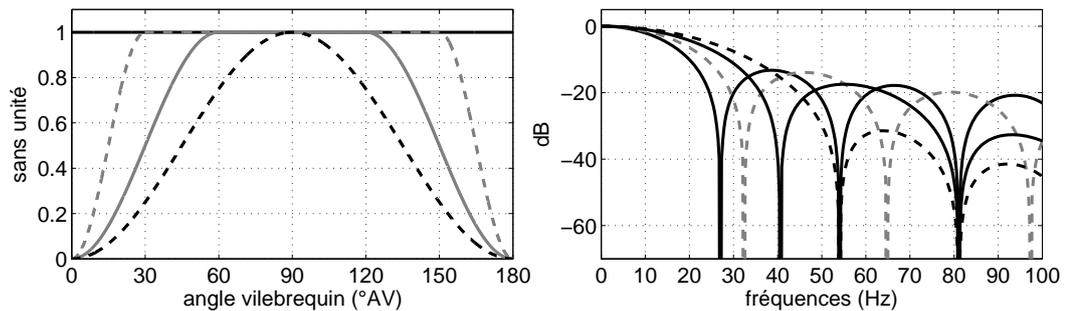


FIGURE 6.10 – Différentes fenêtres de longueur $L = 180^\circ AV$: fenêtre rectangulaire (courbes noires en trait plein), fenêtres de Tukey avec $L_1 = 30^\circ AV$ (courbes grises en pointillés) et $L_1 = 60^\circ AV$ (courbes grises en trait plein), et fenêtre de Hanning (courbes noires en pointillés) - dans le domaine angulaire (graphe de gauche) et fréquentiel (graphe de droite). Régime nominal : 810 tr/min (moteur chaud au ralenti).

Le phasage de la fenêtre par rapport au PMH est une donnée importante puisque la combustion apparaît aux alentours du PMH et sa contribution est capitale pour le calcul des spectrofiltres. Le *sustain* doit donc débiter au PMH ou légèrement avant, et avoir une durée suffisante pour capter au mieux la résonance du bruit de combustion. Afin de pouvoir décrire le phasage de la fenêtre par rapport au PMH, le paramètre L_2 est divisé en L_2^{am} et L_2^{av} qui correspondent respectivement aux longueurs en amont et en aval du PMH (c.f. figure 6.8) :

$$L_2 = L_2^{am} + L_2^{av} \quad (6.14)$$

La figure 6.11 illustre l'avantage des fenêtres de Tukey par rapport aux fenêtres de Hanning. On remarque que la fenêtre de Hanning atténue les deux pics de dP/dt qui correspondent à l'injection pilote (pic à $-15^\circ AV$) et à l'injection principale (pic à $5^\circ AV$), contrairement à la fenêtre de Tukey. La fenêtre de Hanning a l'avantage de supprimer plus de bruit mécanique, mais elle supprime également plus de bruit de combustion. Cette fenêtre atténue fortement la résonance du bruit de combustion, contrairement à la fenêtre de Tukey.

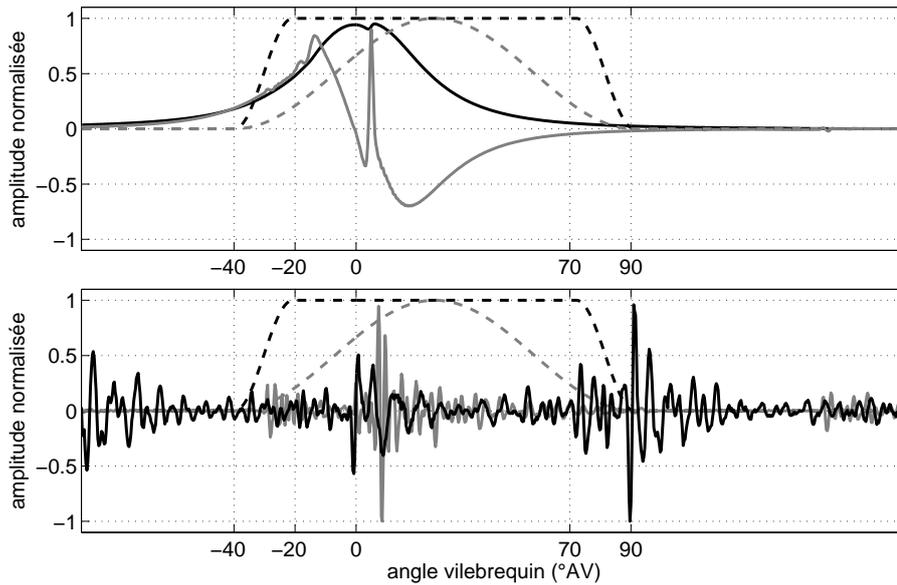


FIGURE 6.11 – Fenêtre de Tukey définie par les paramètres suivants : $L_1 = 20^\circ \text{AV}$, $L_2^{am} = 20^\circ \text{AV}$, et $L_2^{av} = 70^\circ \text{AV}$ (courbes noires en pointillés), fenêtre de Hanning de même longueur (courbes grises en pointillés). Graphe du haut : moyennes synchrones d'une pression-cylindre (courbe noire en trait plein) et de sa dérivée (courbe grise en trait plein). Graphe du bas : moyennes synchrones du bruit de combustion (courbe grise en trait plein) et du bruit mécanique (courbe noire en trait plein). Régime nominal : 810 tr/min (moteur chaud au ralenti).

Fenêtres optimales pour le moteur au ralenti

L'extraction du bruit de combustion a été répétée un grand nombre de fois, en faisant varier les fenêtres d'analyses pour mesurer l'importance de leur définition. Les valeurs de la fonction $\text{IQE}(L_1, L_2^{am}, L_2^{av})$ ont été relevées en faisant varier L_1 , L_2^{am} et L_2^{av} par pas de 10°AV . L_1 et L_2^{av} variaient de 0°AV à 180°AV , et L_2^{am} variait de 0°AV à 90°AV . Le plan d'expérience complet représente donc un ensemble de $19 \times 19 \times 10 = 3610$ fenêtres testées. Cet ensemble est noté $\{\Omega\}$; il comprend des fenêtres rectangulaires (les fenêtres avec $L_1 = 0^\circ \text{AV}$), des fenêtres de Hanning (les fenêtres avec $L_2^{am} = L_2^{av} = 0^\circ \text{AV}$) et des fenêtres de Tukey dont la longueur L est comprise entre 0°AV (cas trivial évincé) et 630°AV . Toutes les extractions ont été réalisées à partir du même bruit de moteur (régime de référence : 810 tr/min, ralenti chaud), et chaque extraction a été réalisée avec les spectrofiltres $W(f)$ et $\omega(f)$ afin de comparer leurs performances. L'effet de la longueur de la fenêtre et l'effet de sa forme ont été étudiés séparément.

Effet de la longueur de la fenêtre L'ensemble des fenêtres $\{\Omega\}$ a été divisé en sous-ensembles $\{\Omega\}_L$ de fenêtres ayant la même longueur L , et des statistiques ont été calculées sur les valeurs $\{\text{IQE}\}_L$ prises par IQE sur chacun de ces sous-ensembles : leur maximum $\max\{\text{IQE}\}_L$, leur moyenne $\mu\{\text{IQE}\}_L$ et leur écart-type $\sigma\{\text{IQE}\}_L$. La figure 6.12 (graphes de gauche) présente l'ensemble de ces résultats pour les spectrofiltres $W(f)$ et $\omega(f)$. Les sous-ensembles $\{\Omega\}_L$ n'ont pas tous le même cardinal (*c.f.* figure 6.12, graphe du bas). Pour les valeurs extrêmes de L , les sous-ensembles $\{\Omega\}_L$ ont des cardinaux très faibles, donc leurs statistiques ne sont pas fiables. Les valeurs de $\max\{\text{IQE}_\omega\}_L$ sont supérieures à celles de $\max\{\text{IQE}_W\}_L$, quelle que soit l'ou-

ouverture de fenêtre, et surtout pour les valeurs extrêmes de L . A ouverture de fenêtre égale, $\omega(f)$ permet donc d'espérer un meilleur résultat. Les plus grandes valeurs de IQE_W et IQE_ω sont respectivement 77% et 90%. Elles sont atteintes en utilisant des fenêtres de longueur comprise entre 110 °AV et 260 °AV. Pour un moteur à 4 cylindres, il paraît naturel d'opter pour des fenêtres de 180 °AV d'ouverture, *i.e.* un quart du cycle moteur. Notre simulation montre que cette ouverture peut être choisie supérieure à 180 °AV sans nuire au résultat. Lorsque L augmente, la résolution fréquentielle s'améliore mais le RSB se détériore. Dans le cas présenté, ces deux phénomènes se compensent jusqu'à $L=260$ °AV. $W(f)$ et $\omega(f)$ se distinguent clairement si l'on considère les statistiques $\mu \{\text{IQE}\}_L$ et $\sigma \{\text{IQE}\}_L$. Le spectrofiltre $\omega(f)$ améliore les résultats moyens obtenus sur chaque sous-ensemble $\{\Omega\}_L$. Sur la plage d'ouvertures optimales, cette amélioration est comprise entre 23% et 29%. D'autre part, $\omega(f)$ réduit la dispersion des résultats sur chaque sous-ensemble $\{\Omega\}_L$. Sur la plage d'ouvertures optimales, la réduction d'écart-type est comprise entre 9% et 20%. $\omega(f)$ présente donc l'avantage d'avoir des performances qui sont moins sensibles à la forme des fenêtres d'analyse. $\sigma \{\text{IQE}_W\}_L$ et $\sigma \{\text{IQE}_\omega\}_L$ diminuent lorsque L augmente, donc la forme des fenêtres est moins cruciale lorsqu'elles sont larges. Pour des ouvertures de fenêtres comprises entre 160 °AV et 260 °AV, $\omega(f)$ donne des bons résultats qui dépendent très peu de la forme des fenêtres puisque $\max \{\text{IQE}_\omega\}_L = 90\%$ et $\sigma \{\text{IQE}_\omega\}_L \leq 5\%$. Le rapport de $\mu \{\text{IQE}\}_L$ et $\sigma \{\text{IQE}\}_L$ est noté $\rho \{\text{IQE}\}_L$:

$$\rho \{\text{IQE}\}_L = \frac{\mu \{\text{IQE}\}_L}{\sigma \{\text{IQE}\}_L} \quad (6.15)$$

Cette grandeur renseigne sur la distribution $\{\text{IQE}\}_L$. A L fixé, $\rho \{\text{IQE}\}_L$ est un scalaire qui est maximal quand $\mu \{\text{IQE}\}_L$ est grande et $\sigma \{\text{IQE}\}_L$ petit, *i.e.* quand les valeurs de $\{\text{IQE}\}_L$ sont peu dispersées autour d'une valeur moyenne élevée. Dans ce cas, toutes les fenêtres d'ouverture L (quelle que soit leur forme) permettent de réaliser une bonne extraction. A l'opposé, $\rho \{\text{IQE}\}_L$ est d'autant plus petit que $\mu \{\text{IQE}\}_L$ est petite et/ou $\sigma \{\text{IQE}\}_L$ est grand. Une grande valeur de $\sigma \{\text{IQE}\}_L$, associée à une faible valeur de $\mu \{\text{IQE}\}_L$, signifie qu'un nombre important de fenêtres (d'ouverture L) mène à une mauvaise extraction. En conclusion, $\rho \{\text{IQE}\}_L$ croît avec la probabilité de choisir une forme de fenêtre optimale. On vérifie que cette probabilité est plus grande avec $\omega(f)$, quelle que soit l'ouverture des fenêtres. Elle augmente avec L , jusqu'à $L = 240$ °AV pour $\omega(f)$ et jusqu'à $L = 350$ °AV pour $W(f)$. La forte augmentation de $\rho \{\text{IQE}\}_L$ pour les valeurs extrêmes de L est un artefact dû au dénominateur $\sigma \{\text{IQE}\}_L$ qui se rapproche de 0 quand $\text{Card} \{\Omega\}_L$ se rapproche de 1. Le spectrofiltre $\omega(f)$ se distingue par une forte augmentation de $\rho \{\text{IQE}_\omega\}_L$ sur la plage d'ouvertures optimales. Dans un cas réel où la forme optimale est inconnue, il semble judicieux de choisir une ouverture légèrement supérieure à 180 °AV (*e.g.* 210 °AV) afin d'augmenter la probabilité de choisir une forme adéquate.

Effet de la forme de la fenêtre Les fenêtres optimales ont été identifiées pour chaque valeur de L comprise dans la plage d'ouvertures optimales. Les valeurs optimales de L_1 , L_2^{am} et L_2^{av} sont données par la table 6.1, en pourcentage de L . Ces fenêtres optimales ont un point commun : $L_2^{am} = 0$ °AV. Pour $L = 150$ °AV, l'*onset*, le *sustain* et l'*offset* sont équilibrés : ils représentent chacun un tiers de la fenêtre. Lorsque L diminue, il faut augmenter la proportion de *sustain* (L_2^{av}) afin de conserver un maximum de bruit de combustion. Lorsque L augmente, il faut augmenter la proportion d'*onset* et d'*offset* (L_1) afin de limiter le bruit parasite situé loin du PMH. Les

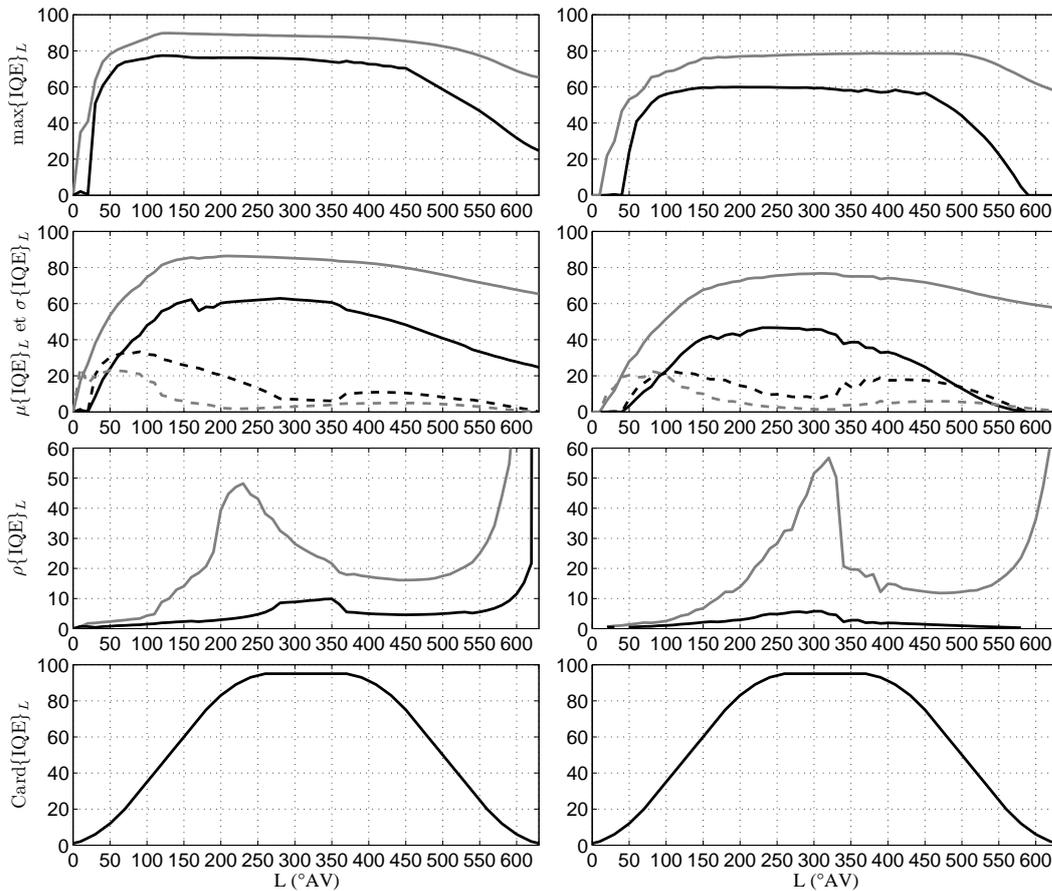


FIGURE 6.12 – Statistiques des sous-ensembles $\{IQE_W\}_L$ (courbes noires) et $\{IQE_w\}_L$ (courbes grises). Graphes du haut : maxima. Deuxièmes graphes en partant du haut : moyennes (traits pleins) et écart-types (pointillés). Deuxièmes graphes en partant du bas : rapport de la moyenne sur l'écart-type. Graphes du bas : cardinaux. Régimes : 810 tr/min (moteur chaud au ralenti, graphes de gauche) et 2800 tr/min (graphes de droite).

plus mauvais résultats ont été obtenus avec des grandes valeurs de L_2^{am} et des petites valeurs de L_2^{av} , ce qui correspond à des fenêtres minimisant le RSB (ces fenêtres sont focalisées sur le bruit mécanique situé avant le PMH, et elles annulent la contribution de la combustion). La figure 6.13 montre les parties de $C(t)$ et $M(t)$ qui sont conservées et atténuées par les fenêtres optimales d'ouvertures 150 °AV, 180 °AV et 210 °AV. L'énergie de $C(t)$ apparaît à partir de -25 °AV (injection pilote) et son maximum se situe à 5 °AV (injection principale). $M(t)$ présente trois 'bouffées' causées par autant d'impacts successifs. $M(t)$ est intense sur les plages $[-100, -60]$ °AV, $[-10, 30]$ °AV et $[80, 120]$ °AV. Avec $L = 150$ °AV, la fenêtre atténue très bien les 1^{er} et 3^{ème} impacts. En contrepartie, elle atténue aussi la partie de $C(t)$ due à l'injection pilote. Avec $L = 210$ °AV, $C(t)$ est mieux conservé, mais le 3^{ème} impact est moins atténué. Avec $L = 180$ °AV, la fenêtre réalise un compromis entre conservation de $C(t)$ et atténuation de $M(t)$. Avec $L = 150$ °AV, $C(t)$ serait plus atténué si L_1 représentait une plus grande proportion de L . Avec $L = 210$ °AV, $M(t)$ serait moins atténué si L_1 représentait une plus faible proportion de L . Les prochaines expériences seront réalisées avec la fenêtre optimale d'ouverture 180 °AV.

L (°AV)	∈[110,120]	∈[130,140]	∈[150,170]	∈[180,220]	∈[230,260]
L_1 (%)	15	30	35	40	45
L_2^{am} (%)	0	0	0	0	0
L_2^{av} (%)	70	40	30	20	10

TABLE 6.1 – Formes des fenêtres optimales sur la plage d’ouvertures optimales : L_1 , L_2^{am} et L_2^{av} exprimés en % de L (valeurs arrondies à 5% près). Régime de référence : 810 tr/min, ralenti chaud.

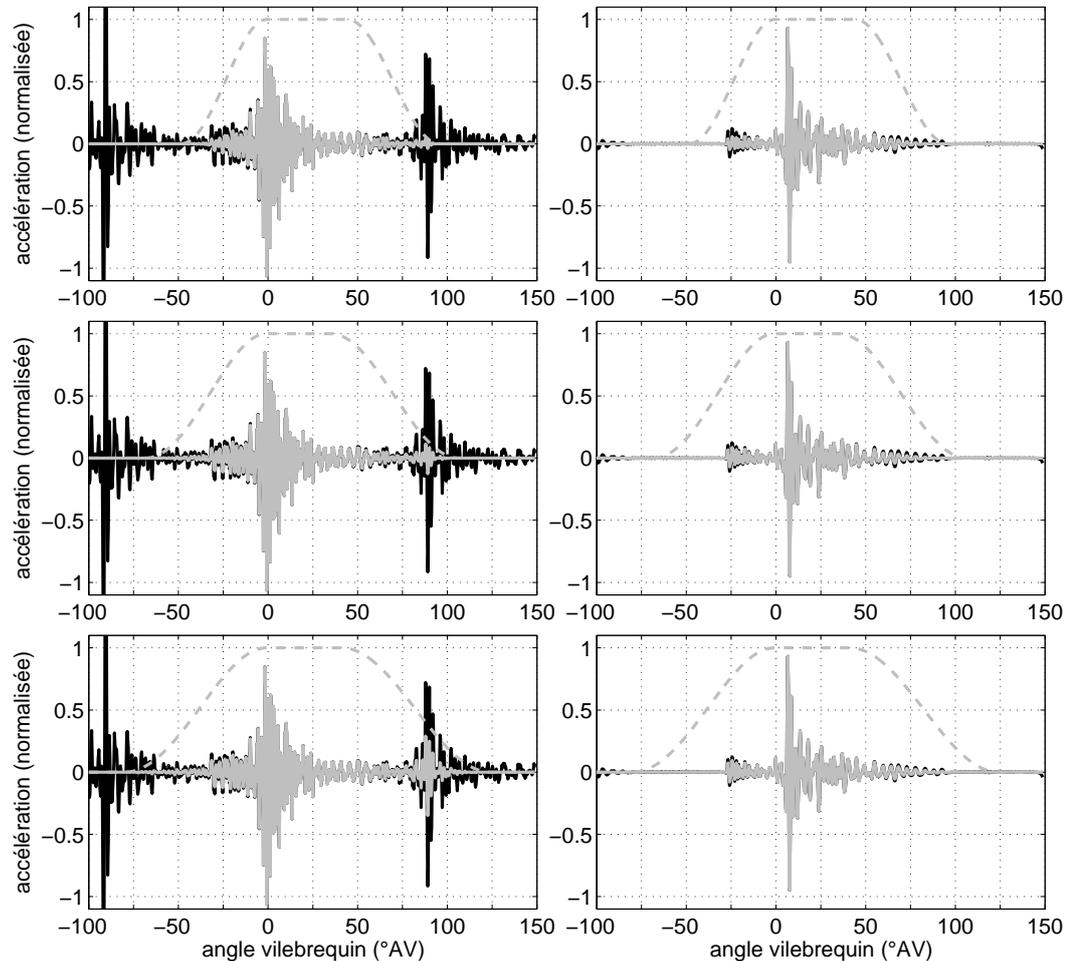


FIGURE 6.13 – Fenêtres optimales (courbes grises en pointillés) pour les ouvertures $L = 150$ °AV (graphe du haut), $L = 180$ °AV (graphe du milieu) et $L = 210$ °AV (graphe du bas). Graphes de gauche : bruit mécanique (courbes noires) et partie du bruit de combustion conservée par les fenêtres (courbes grises). Graphes de droite : bruit de combustion (courbes noires) et partie du bruit de combustion conservée par les fenêtres (courbes grises).

Optimisation des fenêtres en fonction du régime moteur

Nous venons de présenter l’optimisation des fenêtres d’analyse pour le cas du moteur tournant au ralenti. Cette optimisation a été réalisée pour deux autres points de fonctionnement : un

L (°AV)	∈[250,360]	∈[370,390]	∈[400,420]	∈[430,450]	∈[460,500]
L_1 (%)	40	45	45	40	35
L_2^{am} (%)	0	0	5	10	20
L_2^{av} (%)	20	10	5	10	10

TABLE 6.2 – Formes des fenêtres optimales sur la plage d’ouvertures optimales : L_1 , L_2^{am} et L_2^{av} exprimés en % de L (valeurs arrondies à 5% près). Régime : 2800 tr/min, sans charge.

ralenti avec charge simulée³ et un régime élevé (2800 tr/min) sans charge, afin de déterminer si les fenêtres optimales dépendent du régime et de la charge.

Prise en compte de la charge Des bruits de moteurs ont été synthétisés à partir de pressions-cylindre $P_i(t)$ mesurées à un point de fonctionnement qui se distingue du ralenti précédent au niveau de sa cartographie d’injection⁴ : l’injection principale est réduite, alors que l’injection pilote est renforcée et retardée (*c.f.* figure 6.19, graphe du milieu). Cette nouvelle cartographie permet de délivrer un couple plus important (*c.f.* figure 6.19, graphe du haut) ; elle peut donc simuler la réponse du moteur à un chargement. La figure 6.19 (graphe du bas) montre que le bruit de combustion est avancé d’une dizaine de °AV, ce qui serait susceptible de modifier la fenêtre optimale. Les résultats montrent que la fenêtre optimale est robuste aux variations de cartographie d’injection. Il n’est donc pas nécessaire d’adapter les fenêtres en fonction de la charge.

Prise en compte du régime Contrairement à la charge, le régime doit être pris en compte lors du choix des fenêtres. La figure 6.12 (graphes de droite) présente les statistiques des distributions $\{IQE\}_L$, pour le moteur tournant à 2800 tr/min sans charge. A ce régime, $\omega(f)$ s’est révélé supérieur à $W(f)$ quelle que soit l’ouverture des fenêtres, comme au ralenti. Cependant IQE_ω prend des valeurs plus faibles qu’au ralenti. A 2800 tr/min, cet indice plafonne à 79%. D’autre part, la plage d’ouvertures optimales, qui correspond à $L \in [250, 500]$ °AV, est plus étendue. Enfin, les fenêtres optimales sont plus larges qu’au ralenti pour compenser l’effet négatif d’une montée en régime : à ouverture angulaire égale, les fenêtres voient leur durée (temporelle) diminuer, ce qui dégrade la résolution fréquentielle des spectrofiltres (*c.f.* section 6.2.6). La forme des fenêtres doit être adaptée à ces larges ouvertures (*c.f.* table 6.2). Jusqu’à $L = 360^\circ$ AV, les fenêtres optimales ont la même forme que celle qui a été retenue pour le ralenti ($L_1 = 40\%$, $L_2^{am} = 0\%$ et $L_2^{av} = 20\%$ de L). Pour les ouvertures supérieures à 360° AV, L_1 perd de l’importance au profit de L_2^{am} et L_2^{av} . L’ouverture $L = 360^\circ$ AV est particulièrement intéressante car $\mu\{IQE\}_L$ est élevée alors que $\sigma\{IQE\}_L$ est faible, et la fenêtre optimale a la même forme qu’au ralenti. Cette fenêtre est l’homothétie de la fenêtre optimale au ralenti, avec un coefficient égal à 2. Dans la suite de notre étude, les régimes considérés seront toujours compris entre 810 tr/min et 2800 tr/min, et les fenêtres seront adaptées au régime. Nous utiliserons des homothéties de la fenêtre optimale à 810 tr/min. Le coefficient d’homothétie sera choisi proportionnel au régime, et compris entre 1 et 2.

3. Le moteur cale s’il est chargé au ralenti.

4. La cartographie d’injection représente le *timing* des injections et les quantités de carburant injecté.

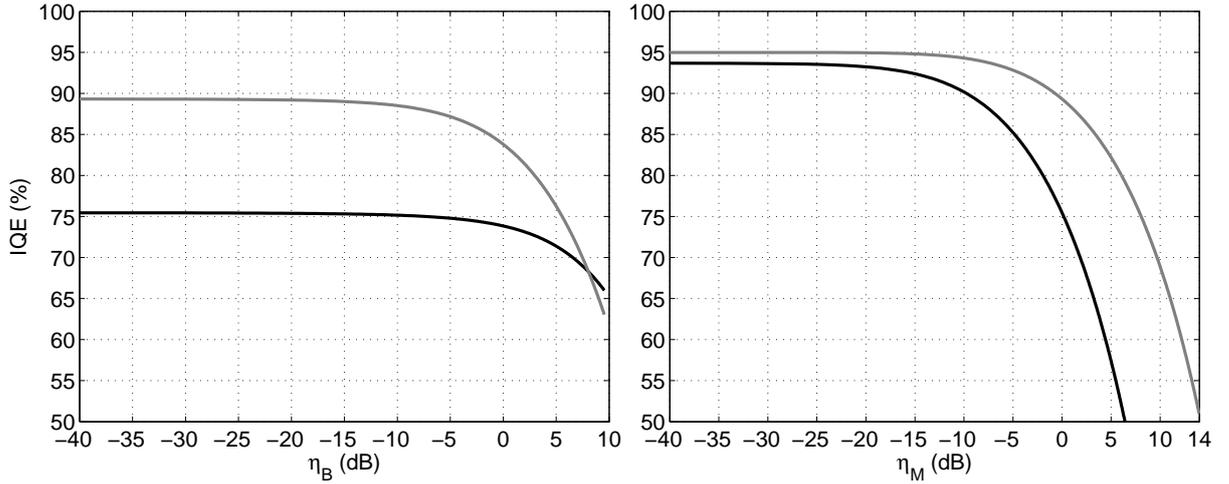


FIGURE 6.14 – Graphe de gauche : Effet du bruit de mesure sur la performance des spectrofiltres. Courbe noire : $\text{IQE}_W(\eta_B)$. Courbe grise : $\text{IQE}_\omega(\eta_B)$. Résultats obtenus avec $\eta_M = 0$ dB et $\sigma_a = 0$ °AV (valeurs par défaut). Graphe de droite : Effet du bruit mécanique sur la performance des spectrofiltres. Courbe noire : $\text{IQE}_W(\eta_M)$. Courbe grise : $\text{IQE}_\omega(\eta_M)$. Résultats obtenus avec $\eta_B = -20$ dB et $\sigma_a = 0$ °AV (valeurs par défaut).

6.2.3 Effet du niveau de bruit de mesure

La figure 6.14 (graphe de gauche) montre l'effet du bruit de mesure (paramètre η_B) sur IQE_W et IQE_ω . Le niveau de $B(t)$ a été varié de $\eta_B = -\infty$, *i.e.* $B(t) = 0$, jusqu'à $\eta_B = 9$ dB. Cette dernière valeur représente un niveau énorme pour du bruit de mesure. η_M a été varié jusqu'à 9 dB pour pouvoir observer le comportement des spectrofiltres en conditions extrêmes. Dans notre application, η_B est plutôt de l'ordre de -20 dB. Dans ce cas, l'effet du bruit de fond est négligeable. Le spectrofiltre $\omega(f)$ est le plus sensible au bruit de mesure : $\text{IQE}_\omega(\eta_B)$ décroît plus vite que $\text{IQE}_W(\eta_B)$. Quand η_B passe de $-\infty$ à 9 dB, IQE_W et IQE_ω perdent respectivement 9% et 26%. Les rapports signal-sur-bruit sont différents selon que l'on considère les signaux entiers ou leurs parties aléatoires :

$$\begin{cases} \text{RSB}(f) = \left| \frac{C(f)}{M(f) + B(f)} \right| = \left| \frac{1}{\frac{M(f)}{C(f)} + \frac{B(f)}{C(f)}} \right| \\ \text{rsb}(f) = \left| \frac{c(f)}{m(f) + B(f)} \right| = \left| \frac{1}{\frac{m(f)}{c(f)} + \frac{B(f)}{c(f)}} \right| \ll \text{RSB}(f) \end{cases} \quad (6.16)$$

Le bruit de mesure $B(t)$ est entièrement aléatoire, donc $b(f) = B(f)$. Le basculement de piston ne présente pas de *jitter* ($\sigma_a = 0$ °AV) donc $C(t)$ et $M(t)$ possèdent des proportions de CS1 (déterminisme) comparables. Le rapport de niveau entre $m(t)$ et $c(t)$ est donc du même ordre que η_M :

$$\eta_M = 10 \cdot \log \left(\frac{\int_t (M(t))^2 dt}{\int_t (C(t))^2 dt} \right) \simeq 10 \cdot \log \left(\frac{\int_t (m(t))^2 dt}{\int_t (c(t))^2 dt} \right) \quad (6.17)$$

Par contre, le rapport de niveau entre $B(t)$ et $C(t)$ est très inférieur au rapport de niveau entre $B(t)$ et $c(t)$ puisque $C(t)$ est fortement CS1, *i.e.* $c(t) = o(C(t))$. Ceci entraîne $\text{rsb}(f) \ll$

RSB(f). De plus, lorsque η_B augmente, $\text{rsb}(f)$ chute plus rapidement que RSB(f). $\omega(f)$ est donc plus sensible que $W(f)$ au bruit de mesure. $\omega(f)$ réalise une meilleure extraction tant que η_B reste inférieur à 8 dB.

Effet de η_B sur l'erreur aléatoire :

L'erreur aléatoire $E_A(f)$ a un intervalle de confiance à 95% dont les bornes valent $\pm 2\epsilon_W(f)$ ou $\pm 2\epsilon_\omega(f)$, selon le spectrofiltre considéré, avec :

$$\begin{cases} \epsilon_W(f) \propto \sqrt{\frac{1 - \gamma_{CD}^2(f)}{\gamma_{CD}^2(f)}} \\ \epsilon_\omega(f) \propto \sqrt{\frac{1 - \gamma_{cd}^2(f)}{\gamma_{cd}^2(f)}} \end{cases} \quad (6.18)$$

La corrélation de $C(t)$ et $D(t)$ provient de leurs parties CS1, donc $\gamma_{cd}^2(f) < \gamma_{CD}^2(f)$, ce qui entraîne $E_A^\omega(f) > E_A^W(f)$. De plus, ces corrélations chutent lorsque le rapport signal-sur-bruit diminue. Or d'après l'équation 6.16, $\text{rsb}(f)$ diminue plus vite que RSB(f) quand η_B augmente, donc $E_A^\omega(f)$ augmente plus vite que $E_A^W(f)$.

Effet de η_B sur l'erreur de biais :

Selon le spectrofiltre considéré, l'erreur de biais $E_B(f)$ est proportionnelle aux grandeurs suivantes :

$$\begin{cases} E_B^W(f) \propto \frac{S_{CM}(f)}{S_{CC}(f)} + \frac{S_{CB}(f)}{S_{CC}(f)} \\ E_B^\omega(f) \propto \frac{S_{cm}(f)}{S_{cc}(f)} + \frac{S_{cB}(f)}{S_{cc}(f)} \end{cases} \quad (6.19)$$

Avec $W(f)$: D'après (6.19), $E_B^W(f)$ possède une partie indépendante de η_B , qui apparaît pour $\eta_B = -\infty$. Cette partie est proportionnelle à $S_{CM}(f)/S_{CC}(f)$, qui croît avec $\gamma_{CM}^2(f)$ et avec η_M (ces deux variables sont ici fixées). $\gamma_{CM}^2(f)$ est non-négligeable car $C(t)$ et $M(t)$ sont fortement CS1 et $\eta_M = 0$ dB (valeur par défaut). $E_B^W(f)$ est donc non-négligeable. Sur la figure 6.14, on relève $\text{IQE}_W = 75\%$ pour $\eta_B = -\infty$. En tenant compte des 6% d'erreur incompressible associée à $W(f)$ (c.f. section 6.2.1), on en déduit que $E_B^W(f)$ fait perdre 19% à IQE_W indépendamment de η_B . $E_B^W(f)$ possède aussi une partie qui dépend de η_B . Cette partie est proportionnelle à $S_{CB}(f)/S_{CC}(f)$, qui croît avec $\gamma_{CB}^2(f)$ et η_B . $\gamma_{CB}^2(f)$ est faible puisque $B(t)$ est purement aléatoire, ce qui limite la dépendance de $E_B^W(f)$ à η_B .

Avec $\omega(f)$: La partie de $E_B^\omega(f)$ qui ne dépend pas de η_B est plus faible qu'avec $W(f)$. Pour $\eta_B = -\infty$, on relève $\text{IQE}_\omega = 90\%$. En tenant compte des 5% d'erreur incompressible associée à $\omega(f)$, on en déduit que $E_B^\omega(f)$ fait perdre 5% à IQE_ω indépendamment de η_B . Cette partie de $E_B^\omega(f)$ est proportionnelle à $S_{cm}(f)/S_{cc}(f)$, qui croît avec $\gamma_{cm}^2(f)$ et avec le rapport de niveau entre $m(t)$ et $c(t)$ (ces deux variables sont ici fixées). Le rapport de niveau entre $c(t)$ et $m(t)$ est du même ordre que η_M , i.e. proche de 0 dB. D'un autre côté, $\gamma_{cm}^2(f)$ est négligeable car

$c(t)$ et $m(t)$ sont aléatoires. Ceci explique la différence notable entre $\omega(f)$ et $W(f)$ vis-à-vis de cette erreur de biais indépendante de η_B (5% Vs. 19%). $E_B^\omega(f)$ possède également une partie qui dépend de η_B ; cette partie est proportionnelle à $S_{cB}(f)/S_{cc}(f)$, qui croît avec $\gamma_{cB}^2(f)$ et avec le rapport de niveau entre $B(t)$ et $c(t)$. Rappelons que ce rapport est largement supérieur à η_B , donc $E_B^\omega(f)$ est plus sensible à η_B que $E_B^W(f)$. $\gamma_{cB}^2(f)$ est faible puisque $c(t)$ et $B(t)$ sont aléatoires, ce qui limite la dépendance de $E_B^\omega(f)$ à η_B .

6.2.4 Effet du niveau de bruit mécanique

La figure 6.14 (graphe de droite) montre l'effet du bruit mécanique (paramètre η_M) sur IQE_W et IQE_ω . Le niveau de $M(t)$ a été varié de $\eta_M = -\infty$, *i.e.* $M(t) = 0$, jusqu'à $\eta_M = 14$ dB. D'après la littérature, $C(t)$ et $M(t)$ sont de niveaux comparables donc $\eta_M = 0$ dB représente une valeur réaliste. η_M a été varié jusqu'à 14 dB pour pouvoir observer le comportement des spectrofiltres en conditions extrêmes. Les performances des spectrofiltres chutent lorsque η_M augmente. Quand η_M passe de $-\infty$ à 0 dB, IQE_W et IQE_ω perdent respectivement 19% et 5%. IQE_W s'annule à partir de $\eta_M = 12,5$ dB. Quand η_M passe de $-\infty$ à 14 dB, IQE_ω perd 44%. Le spectrofiltre $\omega(f)$ est donc le plus robuste au bruit mécanique. Le rapport de niveau entre $m(t)$ et $c(t)$ est du même ordre que η_M , pour la raison exposée en section 4.5.2. D'après (6.16), $\text{rsb}(f)/\text{RSB}(f)$ peut donc être considéré indépendant de η_M . D'autre part, l'inégalité $\text{rsb}(f) \ll \text{RSB}(f)$, justifiée en section 6.2.3, reste valide.

Effet de η_M sur l'erreur aléatoire :

Lorsque η_M est faible, les marges d'erreur aléatoire $\epsilon_W(f)$ et $\epsilon_\omega(f)$ sont du même ordre de grandeur car $\gamma_{CD}^2(f) \simeq \gamma_{cd}^2(f)$. En effet, pour les faibles valeurs de η_M , on a $\gamma_{CD}^2(f) \simeq \gamma_{C(C+B)}^2(f)$ et $\gamma_{cd}^2(f) \simeq \gamma_{c(c+B)}^2(f)$. D'autre part, $B(t)$ est aléatoire donc il n'est pas plus corrélé à $C(t)$ qu'à $c(t)$. Lorsque η_M augmente, $\gamma_{cd}^2(f)$ et $\text{rsb}(f)$ diminuent, donc $E_A^\omega(f)$ augmente. $\text{RSB}(f)$ diminue au même rythme que $\text{rsb}(f)$, par contre $\gamma_{CD}^2(f)$ diminue moins vite que $\gamma_{cd}^2(f)$ puisqu'une bonne partie de $M(t)$ est corrélée avec $C(t)$. En effet, $M(t)$ et $C(t)$ sont corrélés à travers leurs parties CS1, qui sont prépondérantes. Vis-à-vis de l'erreur aléatoire, $W(f)$ est donc moins sensible à η_M que $\omega(f)$.

Effet de η_M sur l'erreur de biais :

Lorsque η_M est faible, l'erreur de biais est négligeable car d'après 6.19, $E_B^W(f)$ et $E_B^\omega(f)$ sont respectivement proportionnels à $S_{cB}(f)/S_{CC}(f)$ et $S_{cB}(f)/S_{cc}(f)$ qui sont très faibles. En effet $B(t)$ est complètement décorrélé de $C(t)$ et $c(t)$, et η_B est faible ($\eta_B = -20$ dB par défaut). $E_B^W(f)$ est donc proportionnel à $S_{cM}(f)/S_{CC}(f)$, qui croît avec η_M de façon significative car $\gamma_{cM}^2(f)$ est non-négligeable. $E_B^\omega(f)$ est proportionnel à $S_{cm}(f)/S_{cc}(f)$, qui croît avec le rapport de niveau entre $m(t)$ et $c(t)$, lui-même comparable à η_M . Cependant, $E_B^\omega(f)$ croît moins vite que $E_B^W(f)$ car $\gamma_{cm}^2(f) \ll \gamma_{cM}^2(f)$. Vis-à-vis de l'erreur de biais, $\omega(f)$ est donc beaucoup moins sensible à η_M que $W(f)$, ce qui explique la grande différence entre les variations de $\text{IQE}_W(\eta_M)$ et $\text{IQE}_\omega(\eta_M)$.

6.2.5 Effet de la synchronisation entre la combustion et le basculement de piston

Dans un premier temps, nous allons estimer la régularité cycle-à-cycle du basculement de piston. Pour cela, nous supposons que le basculement se résume à une simple translation⁵ : quelques °AV avant le PMH, le piston est en appui sur le 'côté opposé poussée' de la paroi interne du cylindre. Aux alentours du PMH, lorsque la bielle change d'obliquité, le piston se décolle de la paroi et traverse son jeu d'appariement avec le cylindre sous l'action de 2 forces : la poussée des gaz et la force exercée par la bielle. Cette dynamique est modélisée en figure 6.15. La poussée des gaz s'exerce dans l'axe du cylindre, normalement à la surface du piston. La bielle soumet le piston à une force colinéaire à l'axe de la bielle.

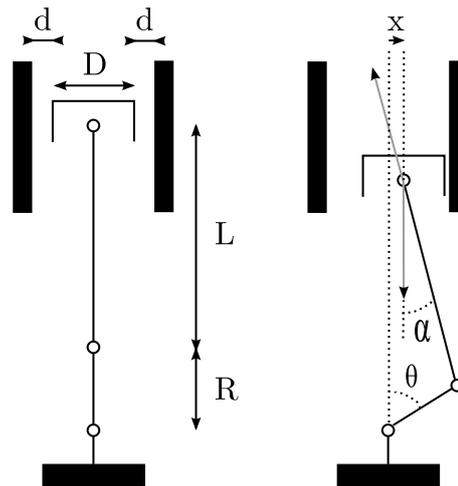


FIGURE 6.15 – Cinématique du basculement de piston. Les deux flèches grises représentent la résultante des forces qui s'exercent sur le centre de gravité du piston.

Les paramètres du modèle sont les suivants : soient m la masse du piston, D son diamètre et S sa surface ($S = \pi D^2/4$), d la largeur du jeu d'appariement, L la longueur de la bielle et R celle de la manivelle (*i.e.* le 'rayon'). La position angulaire du vilebrequin est repérée par $\theta(t)$, et $\alpha(t)$ représente l'angle entre la verticale et la bielle. L'abscisse du centre de gravité du piston est notée $x(t)$. Pour l'application numérique, nous prendrons $d = 50 \cdot 10^{-6}$ m (valeur standart d'un jeu à 20 °C [Ren04]), $m = 0,690$ kg, $D = 91,7 \cdot 10^{-3}$ m, $L = 137 \cdot 10^{-3}$ m et $R = 40,8 \cdot 10^{-3}$ m (valeurs fournies par [Swo84]). Puisque le jeu est très faible ($d \ll 1$), on peut considérer que :

$$L \sin(\alpha) = R \sin(\theta) \quad (6.20)$$

Le jeu étant très faible, le basculement se produit au voisinage proche du PMH donc $\theta \ll 1$ et $\alpha \ll 1$. Cette hypothèse permet de linéariser (6.20) en :

$$\alpha = \frac{R\theta}{L} \quad (6.21)$$

Le principe fondamental de la dynamique, projeté sur l'axe horizontal, donne :

5. Ce type de basculement est à l'origine du bruit de 'claquement froid' ou 'croassement', *c.f.* section 1.2.3

$$m\ddot{x}(t) = SP(t)\alpha(t) \quad (6.22)$$

En tenant compte de (6.21), on obtient :

$$\ddot{x}(t) = \frac{SR}{mL}P(t)\theta(t) \quad (6.23)$$

Les conditions initiales sont prises à l'instant t_0 où le piston décolle du 'côté opposé poussée' de la paroi. Compte-tenu des hypothèses simplificatrices, t_0 correspond au PMH :

$$\begin{cases} \dot{x}(t_0) = 0 \\ x(t_0) = -d \\ \theta(t_0) = 0 \end{cases} \quad (6.24)$$

En intégrant 2 fois (6.23) avec ces conditions initiales, on obtient la cinématique $x(t)$ du piston pendant le basculement, et en résolvant $x(\tau) = d$, on obtient le temps τ que le piston met pour traverser le jeu d'appariement. Ce calcul est réalisé pour chaque cycle moteur. Les valeurs de τ peuvent varier d'un cycle à l'autre, grâce à la partie stochastique de $P(t)$ et $\theta(t)$. Avec les valeurs numériques retenues, on obtient une moyenne de $\tau = 0,02$ ms, ce qui correspond à un impact se produisant environ $0,1^\circ\text{AV}$ après le PMH. L'écart-type de τ est très faible, il correspond à environ $1 \cdot 10^{-3}^\circ\text{AV}$.

Finalement, on pourra considérer que l'impact se produit toujours quand le piston se trouve précisément au PMH. Cependant, nous allons tout de même étudier les performances des spectrofiltres en fonction de l'importance d'un hypothétique *jitter* sur l'impact piston-chemise. Cette étude permettra d'illustrer la méthode de Russell [Rus82] et Albright [Alb95], qui consiste à modifier les réglages du moteur afin d'introduire un *jitter* dans la combustion. D'après l'auteur, cette manipulation décorrèle suffisamment la combustion et les sources mécaniques pour pouvoir les séparer avec le spectrofiltre classique $W(f)$.

Le *jitter* agit surtout sur les composantes HF. D'après le critère justifié en section 2.3.1, le *jitter* affecte les composantes de fréquences supérieures à la fréquence critique $f_c = 1/(16\sigma_t)$, où σ_t représente le *jitter* dans le domaine temporel. En utilisant l'approximation $\dot{\theta}(t) = 360\Theta/60$, où $\dot{\theta}(t)$ et Θ représentent respectivement la vitesse de rotation instantanée du vilebrequin (exprimée en $^\circ/\text{s}$) et le régime moteur (exprimé en tr/min), f_c peut être exprimée en fonction de σ_a :

$$f_c = \frac{3\Theta}{8\sigma_a}, \quad (6.25)$$

Au-delà de f_c , $\mu_M(f)$ perd de l'énergie au profit de $m(f)$, *i.e.* le *jitter* 'transforme' de l'énergie déterministe (CS1) en énergie aléatoire (PCS2). Le *jitter* décorrèle donc partiellement $M(t)$ de $C(t)$, puisque ces signaux sont principalement corrélés à travers leurs parties CS1 (*c.f.* section 4.5.1). D'après l'équation (6.25), pour une valeur de σ_a fixée, le *jitter* agit sur une bande de fréquences d'autant plus large que le régime est bas. La table 6.3 donne des valeurs de f_c en fonction de σ_a et Θ . On en déduit que les faibles valeurs de σ_a n'améliorent pas la performance des spectrofiltres à haut régime, car f_c est rejetée à la limite haute du support fréquentiel de $M(t)$.

	$\sigma_a = 0,1 \text{ }^\circ\text{AV}$	$\sigma_a = 0,5 \text{ }^\circ\text{AV}$	$\sigma_a = 1 \text{ }^\circ\text{AV}$	$\sigma_a = 1,5 \text{ }^\circ\text{AV}$	$\sigma_a = 3,5 \text{ }^\circ\text{AV}$
$\Theta = 810 \text{ tr/min}$	3,0	0,6	0,3	0,2	0,1
$\Theta = 1500 \text{ tr/min}$	5,6	1,1	0,6	0,4	0,2
$\Theta = 2000 \text{ tr/min}$	7,5	1,5	0,8	0,5	0,2
$\Theta = 2800 \text{ tr/min}$	10,5	2,1	1,1	0,7	0,3

TABLE 6.3 – Limite basse (en kHz) des fréquences affectées par le *jitter*, en fonction de Θ et σ_a .

La figure 6.16 présente l'évolution de ξ_{MC} et ξ_{mc} en fonction de σ_a (dans le cas du régime par défaut : 810 tr/min). ξ_{MC} représente le ratio d'énergie de $M(t)$ cohérente avec $C(t)$. De même, ξ_{mc} représente le ratio d'énergie de $m(t)$ cohérente avec $c(t)$:

$$\begin{cases} \xi_{MC} = \frac{\int_f \gamma_{MC}^2(f) S_{MM}(f) df}{\int_f S_{MM}(f) df} \\ \xi_{mc} = \frac{\int_f \gamma_{mc}^2(f) S_{mm}(f) df}{\int_f S_{mm}(f) df} \end{cases} \quad (6.26)$$

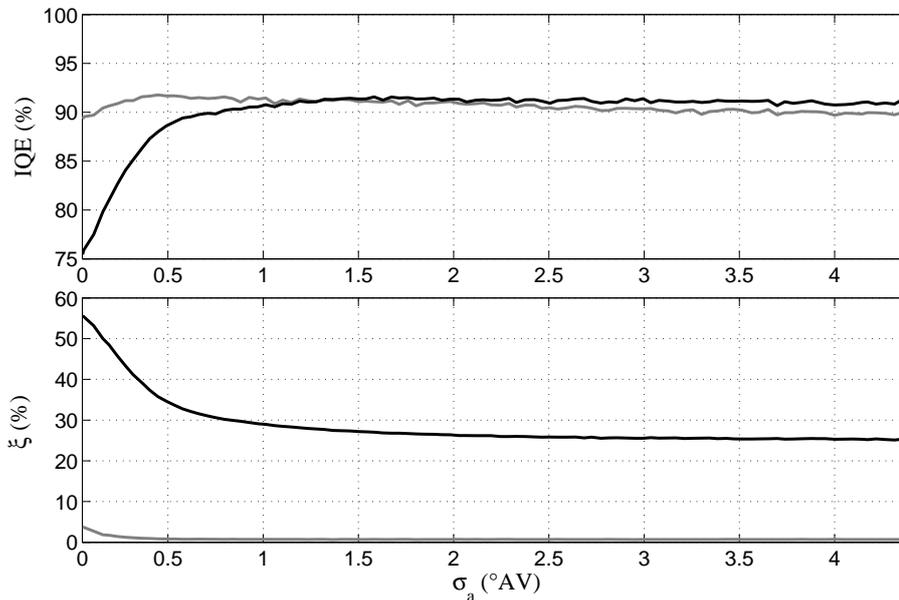


FIGURE 6.16 – Graphe du haut : effet du jitter sur IQE_W (courbe noire) et IQE_w (courbe grise). Graphe du bas : effet du jitter sur ξ_{CM} (courbe noire) et ξ_{cm} (courbe grise).

Avec $\sigma_a = 0 \text{ }^\circ\text{AV}$, $M(t)$ a environ 55% d'énergie cohérente avec $C(t)$. Ce ratio n'est pas plus élevé car la combustion présente aussi un léger *jitter*. Au régime considéré, le *jitter* de combustion⁶ présente un écart-type de $0,2 \text{ }^\circ\text{AV}$. ξ_{MC} décroît très rapidement jusqu'à $\sigma_a \simeq 0,6 \text{ }^\circ\text{AV}$ puis cette décroissance devient très lente à partir de $\sigma_a \simeq 1,5 \text{ }^\circ\text{AV}$ et ξ_{MC} stagne aux alentours de 25% à partir de $\sigma_a \simeq 3 \text{ }^\circ\text{AV}$. Même en l'absence de *jitter*, $m(t)$ a peu d'énergie cohérente avec $c(t)$: $\xi_{mc} = 5\%$. Cette cohérence résiduelle est diminuée par l'introduction du

6. Le *jitter* de combustion est mesuré entre le PMH et le pic de dP/dt

jitter ; elle reste inférieure à 1% pour $\sigma_a \geq 0,5 \text{ }^\circ\text{AV}$.

La figure 6.16 montre également l'évolution de IQE_W et IQE_ω en fonction de σ_a . Conformément à la théorie, IQE et ξ présentent des variations opposées. $\omega(f)$ est nettement plus performant que $W(f)$ en l'absence de *jitter* : IQE_W et IQE_ω valent respectivement 75% et 90% pour $\sigma_a = 0 \text{ }^\circ\text{AV}$. Dans un premier temps, IQE_W augmente très vite quand un *jitter* est introduit, puis cette croissance ralentit et IQE_W se stabilise à 91% pour $\sigma_a \geq 1,5 \text{ }^\circ\text{AV}$. IQE_ω croît jusqu'à 92% (maximum pour $\sigma_a = 0,5 \text{ }^\circ\text{AV}$), puis il décroît de façon quasi-linéaire avant de se stabiliser à 90% pour $\sigma_a \geq 3,5 \text{ }^\circ\text{AV}$. Nous allons maintenant expliquer ces tendances en raisonnant en termes d'erreur aléatoire et erreur de biais. Les résultats de la section 6.2.3 montrent que le bruit de mesure $B(t)$ a très peu d'influence sur les résultats, pourvu que son niveau reste 'raisonnable'. On considèrera donc que $D(t) = C(t) + M(t)$. Dans ces conditions, l'erreur de biais est proportionnelle aux termes suivants, selon le spectrofiltre utilisé :

$$\begin{cases} E_B^W(f) \propto \frac{S_{CM}(f)}{S_{CC}(f)} \\ E_B^\omega(f) \propto \frac{S_{cm}(f)}{S_{cc}(f)} \end{cases} \quad (6.27)$$

Effet de σ_t sur l'erreur de biais :

D'après (6.27), $E_B^W(f)$ croît avec $\text{RSB}(f)$ et $\gamma_{CM}^2(f)$. Quand σ_t augmente, $\text{RSB}(f)$ est constant mais $\gamma_{CM}^2(f)$ diminue, donc $E_B^W(f)$ diminue aussi. $E_B^\omega(f)$ croît avec $\text{rsb}(f)$ et $\gamma_{cm}^2(f)$. Contrairement à $\text{RSB}(f)$, $\text{rsb}(f)$ n'est pas constant : il diminue à mesure que σ_t augmente puisque le *jitter* tend à renforcer $m(t)$. $\gamma_{cm}^2(f)$ est déjà très faible avec $\sigma_a = 0$; la cohérence résiduelle s'amenuise avec l'introduction du *jitter* mais les grandes valeurs de σ_a ont moins d'effet sur $\gamma_{CM}^2(f)$ que sur $\gamma_{cm}^2(f)$. En effet, $m(t)$ et $c(t)$ ont beaucoup moins d'énergie BF que $M(t)$ et $C(t)$, donc $\gamma_{cm}^2(f)$ est d'autant moins affectée que $\gamma_{CM}^2(f)$ par la chute de f_c . $E_B^\omega(f)$ augmente quand la décroissance de $\gamma_{cm}^2(f)$ ne compense plus l'augmentation de $\text{rsb}(f)$.

Effet de σ_t sur l'erreur aléatoire :

$E_A^W(f)$ et $E_A^\omega(f)$ sont respectivement bornés par $\epsilon_W(f)$ et $\epsilon_\omega(f)$, qui dépendent de $\gamma_{CD}^2(f)$ et $\gamma_{cd}^2(f)$ (c.f. 6.18). D'après la discussion précédente, $\gamma_{CD}^2(f)$ et $\gamma_{cd}^2(f)$ diminuent quand σ_a augmente mais le *jitter* a plus d'effet sur $\gamma_{CD}^2(f)$, donc $\epsilon_W(f)$ augmente plus vite que $\epsilon_\omega(f)$. Cependant, la marge d'erreur aléatoire de $\omega(f)$ reste toujours supérieure à celle de $W(f)$ puisque $\gamma_{cd}^2(f) \leq \gamma_{CD}^2(f)$.

Bilan :

Un modèle simple a montré que le basculement de piston est très régulier dans son *timing* (absence de *jitter*), ce qui rend $C(t)$ et $M(t)$ corrélés et donc difficilement séparables. $\omega(f)$ réalise une meilleure séparation ($\text{IQE}_\omega = 90\%$ Vs. $\text{IQE}_W = 75\%$). La méthode de Russell améliore nettement les performances de $W(f)$ si le moteur est réglé de façon à introduire un *jitter* suffisant dans le diagramme des évènements. Dans notre simulation, les performances de $W(f)$ dépassent

même celles de $\omega(f)$ si $\sigma_a \geq 1,5^\circ\text{AV}$. La méthode de Russell améliore légèrement les performances de $\omega(f)$ tant que le *jitter* introduit n'est pas trop important, sans quoi l'augmentation de l'erreur aléatoire compense le bénéfice apporté par la suppression de la cohérence résiduelle entre $c(t)$ et $m(t)$. En conclusion, la méthode de Russell est valide, mais $\omega(f)$ permet d'obtenir des résultats aussi bons sans avoir à modifier les paramètres physiques du moteur.

6.2.6 Effet du régime

La performance des spectrofiltres chute lorsque le régime moteur augmente. Cet effet a été observé sur des bruits de moteur synthétisés pour des régimes allant de 800 à 2800 tr/min. Pour que les résultats soient comparables, tous les bruits de combustion ont été synthétisés à partir des mêmes pressions-cylindre mesurées à 2800 tr/min. Dans la suite, ces pressions-cylindre seront notées $P_i^0(t)$. Pour les régimes inférieurs à 2800 tr/min, les $P_i(t)$ étaient obtenus en espaçant les cycles des $P_i^0(t)$ d'une durée égale à la durée moyenne d'un cycle au régime simulé (*c.f.* figure 6.17). Les $P_i(t)$ étaient ensuite interpolés entre les cycles issus des $P_i^0(t)$. Cette technique assurait l'invariance des bruits synthétisés, hormis la dilatation temporelle du diagramme des événements. Les signaux $P_i(t)$ et $D(t)$ comprenaient un nombre de cycles indépendant du régime, donc leur durée diminuait quand le régime augmentait. Par conséquent, l'erreur aléatoire n'était pas affectée par le régime. Dans une situation réelle, les signaux comportent d'autant plus de cycles que le régime est élevé, ce qui limite la marge d'erreur aléatoire en augmentant le nombre de fenêtres d'analyses disponibles pour calculer le spectrofiltre (*c.f.* section 3.3.2). Les fenêtres d'analyse étaient définies par des paramètres fixes dans le domaine angulaire. La montée en régime augmente l'erreur incompressible en diminuant la résolution fréquentielle des spectrofiltres. De plus, elle entraîne une contraction temporelle du diagramme des événements qui favorise la résonance des bruits parasites⁷ dans les fenêtres d'analyse. La montée en régime favorise surtout l'interception des résonances de $M(t)$ car les basculements de piston se produisent tous les 90°AV alors que les combustions ont une périodicité de 180°AV . D'un autre côté, la montée en régime raccourcit les fenêtres qui rejettent donc d'autant mieux les résonances du bruit généré par les basculements de piston synchrones aux combustions visées. Nous avons procédé en deux étapes pour pouvoir étudier séparément les effets du régime sur l'erreur incompressible et sur l'erreur due au bruit mécanique. Dans un premier temps, le bruit mécanique était absent ($M(t) = 0$) donc l'erreur se limitait à l'erreur incompressible. Dans un second temps, le bruit mécanique était actif ($M(t) \neq 0$ avec $\eta_M = 0$ dB). Les résultats sont visibles sur la figure 6.18.

Effet du régime sur l'erreur incompressible

En l'absence de $M(t)$, l'erreur se réduit à l'erreur incompressible. Les erreurs incompressibles relatives à $W(f)$ et $\omega(f)$ sont très similaires, ce qui indique une faible influence de la résonance du bruit de combustion⁸. L'erreur incompressible est quasiment proportionnelle au régime. Dans le cadre de notre simulation, à 800 tr/min l'erreur incompressible fait perdre 4%

7. Les bruits parasites en question sont les bruits générés par des événements (combustions ou basculements de piston) antérieurs aux combustions visées par les fenêtres d'analyse.

8. $\omega(f)$ réduit l'erreur due à la résonance du bruit de combustion (*c.f.* section 6.2.1). Si cette source d'erreur était non-négligeable, les deux spectrofiltres présenteraient des erreurs incompressibles bien distinctes.

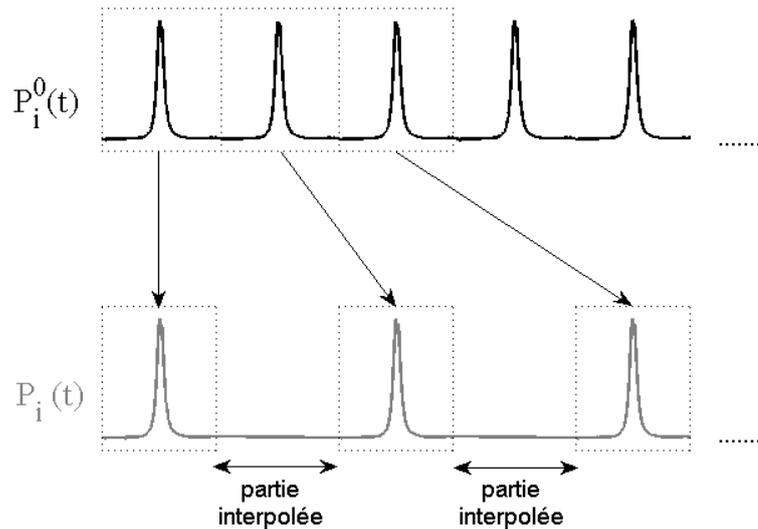


FIGURE 6.17 – Simulation de $P_i(t)$ pour un régime de 1400 tr/min (courbe grise), à partir de $P_i^0(t)$ mesuré à 2800 tr/min (courbe (noire)).

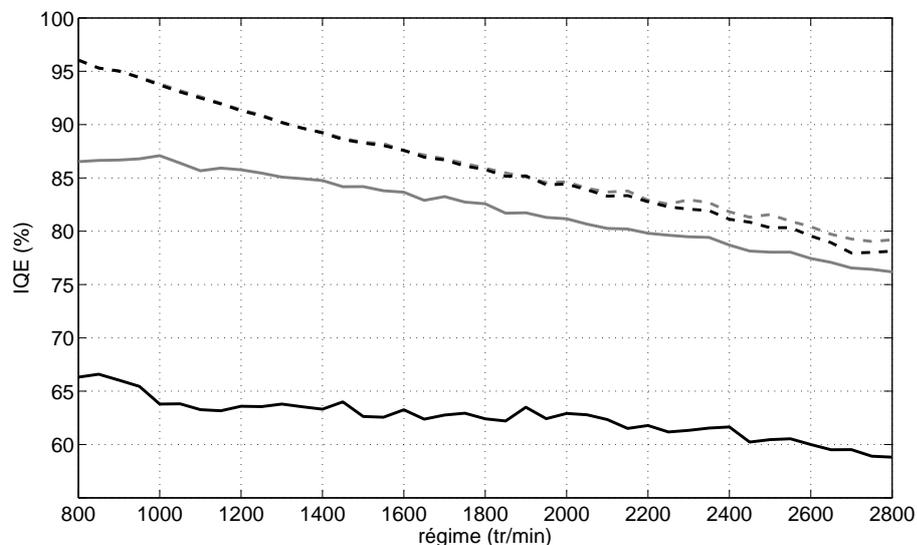


FIGURE 6.18 – Valeurs de IQE_W (courbes noires) et IQE_ω (courbes grises) en fonction du régime, avec $\eta_M = -\infty$ (pointillés) et $\eta_M = 0$ dB (trait plein).

à IQE_W et IQE_ω . A 2800 tr/min, elle leur fait perdre un peu plus de 20% (c.f. figure 6.18). Le régime contrôle la longueur temporelle des fenêtres d'analyse. La montée en régime a deux conséquences distinctes : d'une part la résolution fréquentielle des spectrofiltres chute. D'autre part, les réponses impulsionnelles sont estimées sur une plus courte durée, ce qui limite la reconstruction des résonances du bruit de combustion. Cependant, la reconstruction des résonances est moins cruciale à haut régime puisqu'elles sont masquées par les combustions suivantes.

Effet du régime sur l'erreur dû au bruit mécanique

La présence de $M(t)$ engendre de l'erreur aléatoire et de l'erreur de biais. L'utilisation de $\omega(f)$ améliore nettement les résultats : en moyenne sur l'ensemble des régimes considérés (et

avec $\eta_M = 0$ dB), on a $\text{IQE}_\omega \simeq \text{IQE}_W + 20\%$ (c.f. figure 6.18). D'après les résultats des sections précédentes, cette amélioration correspond à une réduction de l'erreur de biais. Sur la figure 6.18, l'erreur due à $M(t)$ correspond à l'écart entre les courbes en pointillés et en trait plein (cette différence représente l'erreur débarassée de sa partie incompressible). Le bruit mécanique fait perdre jusqu'à 30% à IQE_W . En comparaison, il fait perdre moins de 10% à IQE_ω grâce à la réduction de l'erreur de biais. Rappelons que la montée en régime a deux effets opposés sur la quantité de bruit mécanique interceptée par les fenêtres d'analyse. D'une part, elle favorise la présence du bruit mécanique généré avant les combustions (par contraction temporelle du diagramme des évènements). D'autre part, elle réduit la présence du bruit mécanique généré au voisinage des combustions (par contraction temporelle des fenêtres). Ce second effet, favorable à la qualité d'extraction, est dominant puisque l'erreur due à $M(t)$ diminue proportionnellement au régime. Quand le régime passe de 800 tr/min à 2800 tr/min, cette erreur tombe de 30% à 20% avec $W(f)$, et de 10% à 3% avec $\omega(f)$. En réduisant la quantité de bruit mécanique pris en compte, cet effet diminue aussi naturellement l'erreur de biais, de sorte que IQE_W se rapproche de IQE_ω quand le régime augmente. Aux régimes les plus bas de notre étude, IQE_W est inférieur de 22% à IQE_ω . Aux régimes les plus hauts, cette différence tombe à 17%.

Bilan

$\omega(f)$ donne de meilleurs résultats que $W(f)$, quel que soit le régime moteur. L'erreur incompressible, qui est la même pour les deux spectrofiltres, augmente proportionnellement au régime et elle est principalement due à une perte de résolution fréquentielle. Par contre, l'erreur due au bruit mécanique diminue quand le régime augmente. $\omega(f)$ réduit nettement cette erreur, surtout à bas régime où les fenêtres d'analyse comportent beaucoup de bruit mécanique. Avec $\omega(f)$, cette erreur devient vite négligeable quand le régime augmente. Dans notre simulation, l'erreur incompressible devient majoritaire à partir de 1000 tr/min. Avec $W(f)$, le bruit mécanique entraîne une erreur importante et l'erreur incompressible devient majoritaire seulement au-delà de 2500 tr/min.

Note concernant la méthode de Russell

Russell propose de décorréler les sources vibratoires en modifiant les réglages du moteur pour introduire de l'aléatoire dans le diagramme des évènements. Une telle manipulation revient donc à appliquer un *jitter* sur l'activation des sources. Ce *jitter* présente des statistiques fixes dans le domaine angulaire (σ_a est indépendant du régime) puisque le diagramme des évènements est régi par la position angulaire du vilebrequin. Par contre, σ_t diminue lorsque le régime augmente, ce qui renforce la partie CS1 de $C(t)$ et $M(t)$ au détriment de leur partie CS2. La montée en régime recorrèle donc les sources. En conclusion, la méthode de Russell perd en efficacité quand le régime augmente.

6.2.7 Effet de la cartographie d'injection

La cartographie d'injection (importance relative des injections pilote et principale) influence les performances des spectrofiltres. Considérons deux points de fonctionnement qui se distinguent uniquement selon cette cartographie. La figure 6.19 montre les moyennes synchrones

d'une pression-cylindre $P(\theta)$, de sa dérivée $\dot{P}(\theta)$, et du bruit de combustion $C(\theta)$ dans les deux cas considérés. L'injection pilote et l'injection principale, qui se manifestent par des maxima locaux de $\dot{P}(\theta)$, ont respectivement lieu aux alentours de -10°AV et 5°AV . Pour le premier point de fonctionnement (cas A - courbes noires), ces maxima locaux sont comparables pour les deux injections. Cependant, $\dot{P}(\theta)$ varie plus vite au niveau de l'injection principale (le maximum local correspondant à une forme de pic) ; cette injection est donc la principale source de bruit de combustion, ce qui se vérifie sur la trace de $C(\theta)$: le bruit de combustion devient important à partir de l'injection principale. Pour le second point de fonctionnement (cas B - courbes grises), le maximum local de $\dot{P}(\theta)$ correspondant à l'injection pilote est 2 fois plus intense que dans le cas A. Par contre, au niveau de l'injection principale il est 2 fois moins intense que dans le cas A. Dans le cas B, l'injection pilote est donc la principale source de bruit de combustion, ce qui se vérifie sur la trace de $C(\theta)$: le bruit de combustion devient important à partir de l'injection pilote, et on ne remarque pas d'important regain d'énergie au niveau de l'injection principale.

Dans le cas B, l'erreur incompressible est nettement plus forte que dans le cas A ($\text{IQE}_W = 94\%$ et $\text{IQE}_\omega = 95\%$ dans le cas A Vs. $\text{IQE}_W = 84\%$ et $\text{IQE}_\omega = 88\%$ dans le cas B). Dans les deux cas, les excitations $P_i(t)$ permettent d'identifier parfaitement les filtres $H_i(f)$: sans contrainte sur le fenêtrage, sans bruit mécanique et sans mélanger les $C_i(t)$, on obtient $\text{IQE}_1 = \text{IQE}_2 = \text{IQE}_3 = \text{IQE}_4 = 100\%$. Toujours sans bruit mécanique et sans mélanger les $C_i(t)$, mais en utilisant des fenêtres contraintes comme si c'était le cas⁹, on obtient $\text{IQE}_1 = \text{IQE}_2 = \text{IQE}_3 = \text{IQE}_4 = 98\%$ avec $W(f)$ et $\omega(f)$: la contrainte sur le fenêtrage introduit la même erreur dans les cas A et B, même si le phasage fenêtre/injection dominante diffère¹⁰. Cette différence de phasage fenêtre/injection dominante n'explique pas la différence d'erreur incompressible, qui ne peut donc provenir que de la résonance du bruit de combustion, *i.e.* la résonance de $C_{i-1}(t)$ dans les fenêtres relatives au $i^{\text{ème}}$ cylindre. Dans le cas A, l'énergie de $C_{i-1}(t)$ apparaît plus tardivement dans les fenêtres relatives au $(i-1)^{\text{ème}}$ cylindre, donc elle déborde plus dans les fenêtres relatives au $i^{\text{ème}}$ cylindre. Par contre, $C_{i-1}(t)$ et $C_i(t)$ ont une cohérence plus élevée dans le cas B ($\xi_{C_{i-1}C_i} = 69\%$ d'énergie cohérente dans le cas A, et $\xi_{C_{i-1}C_i} = 76\%$ d'énergie cohérente dans le cas B, *c.f.* définition (6.28)).

$$\xi_{C_{i-1}C_i} = \frac{\int_f \gamma_{C_{i-1}C_i}^2(f) S_{C_{i-1}C_i}(f) df}{\int_f S_{C_{i-1}C_i}(f) df} \quad (6.28)$$

L'importance relative des injections pilote et principale influence donc la cohérence mutuelle des $C_i(t)$, qui joue un rôle non-négligeable dans l'erreur incompressible. Entre les deux cas observés, IQE_W perd 10% lorsque l'injection pilote est dominante ($\text{IQE}_W = 94\%$ Vs. $\text{IQE}_W = 84\%$). Avec le spectrofiltre $\omega(f)$, la baisse de performance est moins marquée ($\text{IQE}_\omega = 95\%$ Vs. $\text{IQE}_\omega = 88\%$), puisque $\omega(f)$ exploite la cohérence réduite des $c_i(t)$.

9. On utilise la fenêtre optimale identifiée en section 6.2.2, caractérisée par les paramètres $L_1 = 70^\circ\text{AV}$ et $L_2 = 40^\circ\text{AV}$.

10. La même fenêtre est utilisée dans les cas A et B, et cette fenêtre est phasée par rapport au PMH. Les injections dominantes des cas A et B sont espacées de 15°AV , par conséquent le phasage fenêtre/injection dominante diffère de 15°AV entre les deux cas.

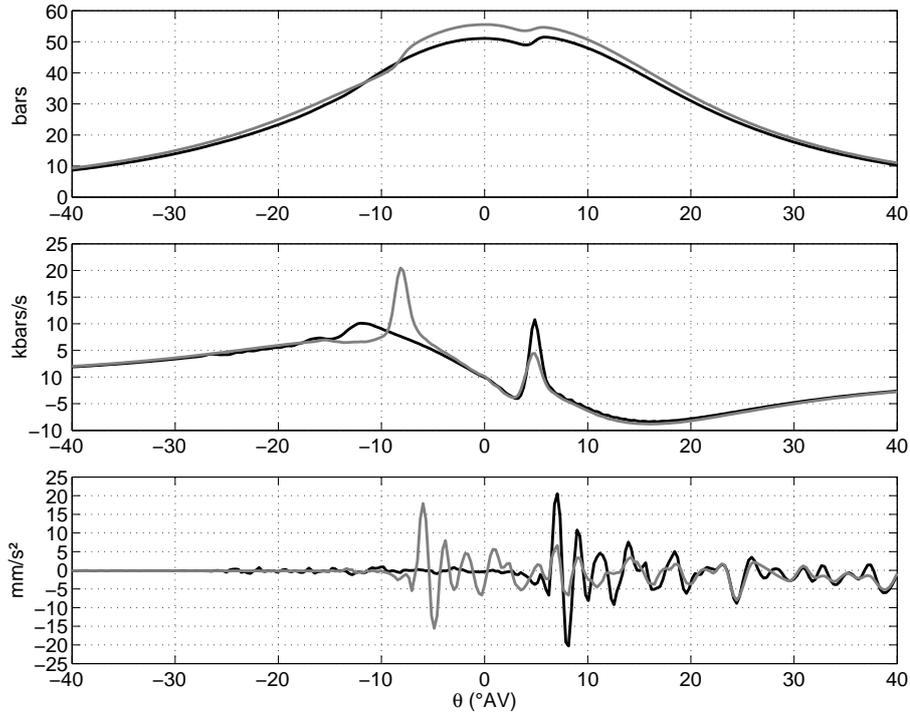


FIGURE 6.19 – Moyennes synchrones d’une pression-cylindre (graphe du haut), de sa dérivée temporelle (graphe du milieu) et du bruit de combustion associé (graphe du bas). Régime : 810 tr/min, ralenti chaud avec prédominance de l’injection principale (courbe noire) et prédominance de l’injection pilote (courbe grise). Le PMH se situe à 0 °AV.

6.2.8 Effet de la durée des signaux

Les spectrofiltres comportent une erreur aléatoire qui diminue lorsque la durée des signaux augmente. Les erreurs aléatoires $E_A^W(f)$ et $E_A^\omega(f)$ sont théoriquement bornées par $\epsilon_W(f)$ et $\epsilon_\omega(f)$, qui sont proportionnels à $n^{-1/2}$ (avec n le nombre de cycles sur la durée des signaux). Par conséquent, à durée égale, l’erreur aléatoire décroît quand le régime moteur augmente. Notre étude s’appuie sur des signaux de 30 secondes, ce qui correspond à $n = 200$ quand le moteur tourne au ralenti (810 tr/min). La figure 6.20 présente les variations de $\text{IQE}_W(n)$, $\text{IQE}_\omega(n)$, $\epsilon_W(n)$ et $\epsilon_\omega(n)$ (c.f. définition (6.29)) pour $n \leq 200$ (moteur au ralenti, durée des signaux variant de 0 à 30 secondes) :

$$\begin{cases} \epsilon_W(n) = \int_f \epsilon_W(n, f) df \\ \epsilon_\omega(n) = \int_f \epsilon_\omega(n, f) df \end{cases} \quad (6.29)$$

On vérifie que $\text{IQE}_W(n)$ et $\text{IQE}_\omega(n)$ croissent quand n augmente, grâce à la décroissance de $\epsilon_W(f)$ et $\epsilon_\omega(f)$. $\text{IQE}_W(n)$ et $\text{IQE}_\omega(n)$ croissent très rapidement jusqu’à $n \simeq 5$, puis leur croissance ralentit jusqu’à devenir très lente à partir de $n \simeq 20$. $W(f)$ donne un meilleur résultat que $\omega(f)$ pour $n \leq 2$ car la partie aléatoire des signaux ne peut être convenablement estimée si les signaux sont observés sur un nombre de cycles trop faible. $\epsilon_W(n)$ et $\epsilon_\omega(n)$ sont nuls pour $n = 1$ car deux signaux quelconques sont toujours ‘vus’ parfaitement cohérents s’ils sont observés sur

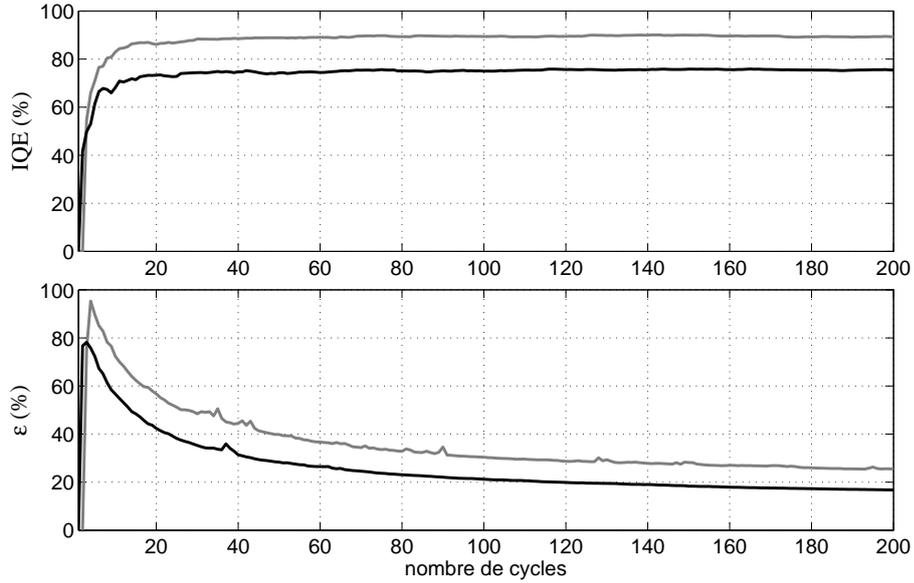


FIGURE 6.20 – Effet du nombre de cycles moteur sur l’indice IQE (graphe du haut) et sur la marge d’erreur aléatoire ϵ (graphe du bas) avec $W(f)$ (courbes noires) et $\omega(f)$ (courbes grises). Régime : 810 tr/min (ralenti chaud) avec $\eta_M = 0$ dB, $\sigma_a = 0$ °AV, $\eta_B = -20$ dB (valeurs par défaut).

une seule fenêtre. Avec $\omega(f)$, la marge d’erreur aléatoire est toujours plus importante qu’avec $W(f)$, mais elle diminue rapidement quand n commence à augmenter. De plus, $\omega(f)$ a l’avantage de réduire l’erreur de biais, ce qui compense largement son surplus d’erreur aléatoire. La différence $\text{IQE}_{\omega}(n) - \text{IQE}_W(n)$ se stabilise aux alentours de 15% à partir de $n \simeq 10$. $\text{IQE}_{\omega}(n)$ et $\text{IQE}_W(n)$ se stabilisent aux alentours de leurs valeurs maximales (respectivement 90% et 75%) à partir de $n \simeq 40$. En conclusion, les spectrofiltres convergent très vite et $\omega(f)$ est supérieur à $W(f)$ même si les signaux sont très courts.

6.2.9 Effet du rééchantillonnage angulaire des signaux

D’après la discussion théorique menée en section 4.6.4, le rééchantillonnage angulaire permet de renforcer la cyclostationnarité des signaux, ce qui présente un intérêt évident pour certaines applications telles que la surveillance des machines tournantes par analyse vibratoire. Par contre, la théorie interdit le calcul des spectrofiltres à partir des signaux $P_i(\theta)$ et $D(\theta)$. En effet, si l’on peut raisonnablement supposer que $P_i(t)$ et $C_i(t)$ sont reliés par un filtre $H_i(t)$ linéaire et invariant, ce n’est pas le cas dans le domaine angulaire. La fonction $\dot{\theta}(t)$ n’est pas constante (c.f. figure 4.11) donc le changement de variable $t \rightarrow \theta$ transforme $H_i(t)$ en un filtre variable $H_i(\theta_0, \theta)$:

$$C_i(t) = \int_{\tau} H_i(\tau) P_i(t - \tau) d\tau \iff C_i(\theta) = \int_{\theta_0} H_i(\theta_0, \theta) P_i(\theta_0) d\theta_0 \quad (6.30)$$

De plus, les variations cycle-à-cycle de $\dot{\theta}(t)$ entraînent des variations cycle-à-cycle de la réponse $H_i(\theta_0, \theta)$. Pour illustrer ces propos, nous avons tenté d’identifier les filtres variants $H_i(\theta_0, \theta)$ grâce aux spectrofiltres $W_i(f_{\theta})$, où f_{θ} représentent la variable fréquentielle duale de θ :

$$W_i(f_\theta) = \frac{S_{P_i D_i}(f_\theta)}{S_{P_i P_i}(f_\theta)} \quad (6.31)$$

Cette identification est réalisée dans le cas le plus simple, *i.e.* en l'absence de bruits parasites : $M(\theta) = B(\theta) = 0$ et $\{C_j(\theta) = 0, j \neq i\}$ (*c.f.* figure 6.21), et sans contraindre le fenêtrage. Dans ces conditions, les spectrofiltres $\omega_i(f_\theta)$ ne présentent aucun avantage par rapport aux $W_i(f_\theta)$, on peut donc se limiter au calcul des $W_i(f_\theta)$. Dans notre simulation, les signaux $P_i(\theta)$ et $D(\theta)$ sont obtenus par échantillonnage angulaire *a posteriori* des signaux $P_i(t)$ et $D(t)$ (*c.f.* section 4.6.2). Ce rééchantillonnage nécessite la connaissance de $\theta(t)$. Un codeur angulaire monté sur le vilebrequin nous a permis de connaître cette fonction aux instants $\{t_k, k \in \mathbb{N}\}$ tels que $\theta(t_k) = k \cdot 0,5^\circ \text{AV}$. La fonction $\theta(t_k)$ a ensuite été interpolée sur la grille d'échantillonnage des signaux $P_i(t)$ et $D(t)$.

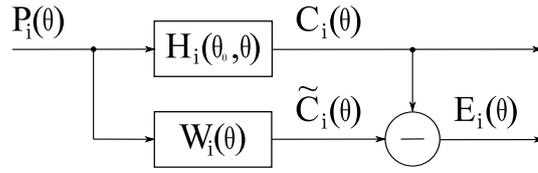


FIGURE 6.21 – Identification des filtres $H_i(\theta_0, \theta)$ par les spectrofiltres $W_i(\theta)$.

Les spectrofiltres $W_i(f_\theta)$ sont associés aux réponses impulsionnelles $W_i(\theta)$ qui permettent d'estimer les bruits de combustion $C_i(\theta)$:

$$W_i(\theta) = \int_{f_\theta} W_i(f_\theta) \cdot e^{i2\pi f_\theta \theta} df_\theta \quad (6.32)$$

$$\tilde{C}_i(\theta) = \int_{\tau} W_i(\tau) P(\theta - \tau) d\tau \quad (6.33)$$

L'erreur engendrée par $W_i(\theta)$ peut être estimée en comparant $C_i(\theta)$ et son estimation $\tilde{C}_i(\theta)$. Cette erreur est due à l'approximation du filtre variable $H_i(\theta_0, \theta)$ par le filtre invariant $H_i(\theta)$. On obtient $\text{IQE}_i = 72\%$. Si les signaux d'intérêt sont les signaux temporels, *e.g.* dans les études de qualité sonore, il faut comparer $C_i(t)$ et $\tilde{C}_i(t)$. Dans ce cas, on obtient $\text{IQE}_i = 70\%$. L'erreur est légèrement plus importante que la précédente car elle comprend l'erreur induite par l'interpolation $\tilde{C}_i(\theta) \rightarrow \tilde{C}_i(t)$. En calculant les spectrofiltres dans le domaine temporel et dans les mêmes conditions ($M(t) = B(t) = 0$ et $\{C_j(t) = 0, j \neq i\}$), l'erreur est nulle ($\text{IQE}_i = 100\%$, *c.f.* section 6.2.1). L'approximation de $H_i(\theta_0, \theta)$ par $H_i(\theta)$ a donc fait perdre 30% à IQE_i . En conclusion, les variations de $\dot{\theta}(t)$ sont trop importantes pour autoriser le calcul des spectrofiltres dans le domaine angulaire.

Chapitre 7

Validation de la méthode sur des bruits de moteur Diesel réels

Les spectrofiltres estiment des fonctions de transfert vibroacoustique. La section 6 était consacrée à la validation de la méthode sur une simulation. Dans ce contexte, les fonctions de transfert étaient connues (par construction). Il était donc possible de les comparer à leurs estimations $W(f)$ et $\omega(f)$. Le spectrofiltre $\omega(f)$ s'est montré plus performant que $W(f)$ dans le cadre de cette simulation. Cependant les simulations ne sont jamais parfaitement représentatives de la réalité, donc il était souhaitable de valider $\omega(f)$ en conditions réelles. Les fonctions de transfert réelles sont inconnues, donc la validité des spectrofiltres doit être jugée *via* des critères indirects. Nous proposons deux critères de jugement : la causalité des spectrofiltres, et leur robustesse face aux variations du point de fonctionnement du moteur. Après avoir présenté le dispositif expérimental, nous définirons les deux critères de jugement proposés. Ils seront d'abord validés sur la simulation, puis ils nous permettront d'évaluer $W(f)$ et $\omega(f)$ en conditions réelles.

7.1 Dispositif expérimental

7.1.1 Banc moteur

Le moteur utilisé était un Renault F9Q (1,9 L dCi). Il s'agit d'un turbo-Diesel à 4 cylindres en ligne et à injection directe, équipé de la technologie *common rail*. Le moteur était monté sur un banc d'essai dans une chambre semi-anéchoïque. Son vilebrequin était équipé d'un codeur angulaire délivrant un signal créneau de période 0,5 °AV (à son extrémité côté distribution). Un frein magnétique permettait d'appliquer un couple résistif au vilebrequin (à son extrémité côté transmission). Le moteur était asservi en régime et en charge. Chaque cylindre du moteur était équipé d'un capteur de pression substitué à la bougie de préchauffage. Deux microphones étaient placés à proximité (environ 1 mètre) du moteur. Le microphone M1 était situé au-dessus du carter cylindres, et le microphone M2 était situé face à la distribution (*c.f.* figure 7.1).

7.1.2 Signaux mesurés

Le dispositif expérimental permettait d'enregistrer 7 signaux :

- les pressions-cylindre $\{P_i(t), i = 1 \dots 4\}$ mesurées dans les 4 cylindres,
- les bruits de moteur $D_1(t)$ et $D_2(t)$ mesurés par les microphones M1 et M2,
- la position angulaire du vilebrequin $\theta(t)$, interpolée à partir du signal délivré par le codeur angulaire.

Ces signaux ont été mesurés pour différentes conditions de fonctionnement obtenues en faisant varier 3 paramètres : le régime, la charge et le carburant. Le paramètre *régime* possédait 8 modalités réparties régulièrement entre le ralenti et 2800 tr/min :

- 810 tr/min (ralenti),
- 1050 tr/min,
- 1300 tr/min,
- 1550 tr/min,
- 1800 tr/min,
- 2050 tr/min,
- 2300 tr/min,
- 2550 tr/min,
- 2800 tr/min.

Le paramètre *charge* possédait 4 modalités réparties régulièrement entre l'absence de charge et la pleine charge :

- charge 0 %,
- charge 25 %,
- charge 50 %,
- charge 75 %,
- charge 100 %.

Le paramètre *carburant* possédait 5 modalités :

- classique,
- évolué,
- GTL 25 %,
- GTL 50 %,
- GTL 75 %.

Les carburants *classique* et *évolués* sont des gasoils disponibles commercialement. Le second est présenté comme moins polluant et moins bruyant que le premier. Les carburants *GTL 25 %*, *GTL 50 %* et *GTL 75 %* sont des mélanges expérimentaux obtenus par addition de GTL¹ au gasoil

1. GTL est l'acronyme de *Gas To Liquid*. Ce terme générique désigne des carburants semi-synthétiques obtenus par un processus chimique consistant à transformer du gaz naturel, ou tout autre hydrocarbure gazeux, en un carburant liquide. Le GTL bénéficie d'un indice de cétane très élevé. Il ne contient ni soufre, ni molécules aromatiques (benzène, toluène, etc...) et sa combustion produit moins de particules fines qu'un gasoil traditionnel. Les moteurs Diesel peuvent être alimentés en GTL ; pour cela ils ne nécessitent ni transformation ni réseau de distribution dédié.

classique, à hauteur du ratio indiqué. Au total, 160 conditions de fonctionnement ont donc été étudiées ($8 \times 4 \times 5$). Pour chaque condition de fonctionnement, les signaux ont été mesurés sur une durée de 30 secondes. D'après les résultats de la section 6.2.8, cette durée était suffisante pour faire converger les spectrofiltres. Les signaux étaient échantillonnés à 102,4 kHz. Une fréquence d'échantillonnage élevée était nécessaire pour pouvoir capter la première harmonique du signal créneau délivré par le codeur angulaire. A 2800 tr/min, l'échantillonnage utilisé correspondait à 3 points par période de créneau ($0,5^\circ \text{AV}$) donc le critère de Shannon-Nyquist était satisfait.

Les signaux mesurés permettaient d'estimer 8 fonctions de transfert $H_{mn}(f)$ (une pour chaque couple cylindre-microphone), avec $(m, n) \in [1, 4] \times [1, 2]$, où les indices m et n identifient respectivement le cylindre et le microphone considéré. Les fonctions de transfert $H_{mn}(f)$ ont été estimées par les spectrofiltres $W_{mn}(f)$ et $\omega_{mn}(f)$ pour chaque condition de fonctionnement du moteur. Au total, 1280 spectrofiltres de type $W(f)$ et 1280 spectrofiltres de type $\omega(f)$ ont donc été calculés (160×8). Un grand nombre de spectrofiltres de chaque type était requis pour pouvoir comparer les deux méthodes ($W(f)$ et $\omega(f)$) sur la base de statistiques fiables.

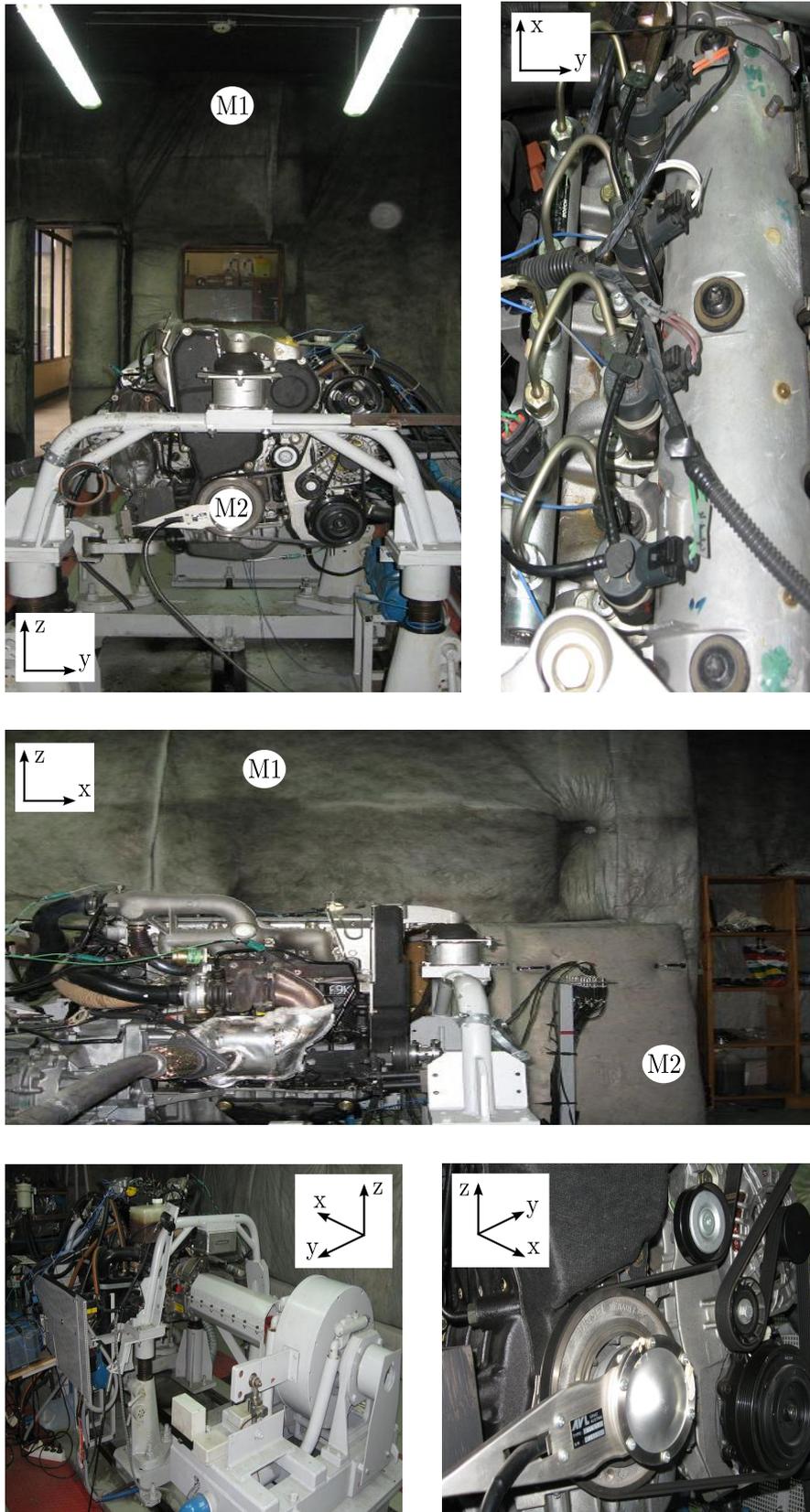


FIGURE 7.1 – Points d'écoute occupés par les microphones M1 et M2 (photos en haut à gauche et photo du milieu). Carter-cylindres et rampe commune d'injection (photo en haut à droite). Vue d'ensemble avec le frein magnétique au premier plan (photo en bas à gauche). Distribution et extrémité du vilebrequin équipée du codeur angulaire (photo en bas à droite).

7.2 Validation de la méthode par le critère de causalité

7.2.1 Mesure de la causalité par l'indice κ

Les spectrofiltres estiment les $H_i(f)$ qui sont des fonctions de transfert vibroacoustiques du moteur. D'autre part, tout système physique possède des réponses impulsionnelles causales, *i.e.* leur réponse ne peut précéder leur excitation. Les réponses impulsionnelles $H_i(t)$ sont donc causales :

$$H_i(t) = 0, \forall t < 0, \quad (7.1)$$

où $t = 0$ correspond à l'instant d'excitation. La causalité des spectrofiltres peut être utilisée comme indice de qualité. En effet, un spectrofiltre sera parfaitement causal s'il estime parfaitement une $H_i(f)$. Au contraire, un spectrofiltre peu causal sera forcément une mauvaise estimation de $H_i(f)$. Dans la suite, la causalité des spectrofiltres $W(f)$ et $\omega(f)$ sera quantifiée par les indices κ_W et κ_ω , qui représentent le ratio (en %) entre leur énergie causale et leur énergie totale :

$$\begin{cases} \kappa_W = 100 \cdot \frac{\int_{t \geq 0} W(t)^2 dt}{\int W(t)^2 dt} \\ \kappa_\omega = 100 \cdot \frac{\int_{t \geq 0} \omega(t)^2 dt}{\int \omega(t)^2 dt} \end{cases} \quad (7.2)$$

D'après ce qui précède, κ_W et κ_ω auront des valeurs proches de 100 % si les $H_i(f)$ sont bien estimées. En pratique, on observe toujours $\kappa_W < 100\%$ et $\kappa_\omega < 100\%$. Ceci s'explique par la présence, en amont de la combustion, de bruit parasite corrélé avec la combustion. Il peut s'agir de bruit mécanique $M(t)$ généré avant la combustion dans le i – ème cylindre, *eg* le bruit produit par le basculement de piston qui a lieu 90 °AV avant la combustion, ou bien du bruit de combustion $\{C_j(t), j \neq i\}$ résonant dans les fenêtres d'analyses relatives au i – ème cylindre. D'après la théorie (*c.f.* section 4.5) et les résultats de la simulation (*c.f.* section 6), $\omega(f)$ devrait réduire l'erreur de biais dûe à ces bruits parasites. L'inégalité $\kappa_\omega \leq \kappa_W$ devrait donc être vérifiée. Nous testerons cette inégalité sur la simulation avant de la tester en conditions réelles.

7.2.2 Comportement de κ sur les bruits de synthèse

Dans notre simulation, les spectrofiltres étaient évalués sur la base de l'indice IQE. La supériorité de $\omega(f)$ s'est manifestée par l'inégalité $\text{IQE}_\omega \geq \text{IQE}_W$. D'après la discussion menée en section 7.2.1, la causalité est un indice de qualité. Pour s'en persuader, il faut vérifier la croissance de la fonction $\text{IQE}(\kappa)$ et l'inégalité $\kappa_\omega \geq \kappa_W$. La table 7.1 présente les statistiques des distributions IQE_W , IQE_ω , κ_W et κ_ω qui ont été relevées sur un grand nombre de points (environ $17 \cdot 10^3$ points obtenus en variant η_M , η_B et σ_a , ainsi que les paramètres des fenêtres d'analyse pour 3 points de fonctionnement : ralenti avec injection principale dominante, ralenti avec injection pilote dominante, et 2800 tr/min sans charge). Statistiquement, on vérifie bien l'inégalité $\kappa_\omega > \kappa_W$ (différence significative d'après le test de Friedman² : $p < 0,01$). Les causalités

2. Le test de Friedman [Fri37] est un équivalent non-paramétrique de l'analyse de variance (ANOVA) pour des échantillons appariés. Contrairement à l'ANOVA, il permet de travailler sur des populations à distributions non-normales. En revanche, il ne permet pas d'étudier les interactions entre plusieurs facteurs.

	minimum	maximum	moyenne	écart-type
IQE_W (%)	0	94	58	28
IQE_ω (%)	0	95	79	13
κ_W (%)	0	99,83	95	9
κ_ω (%)	0	99,97	99	3

TABLE 7.1 – Statistiques des distributions IQE_W , IQE_ω , κ_W et κ_ω observées dans le cadre de notre simulation.

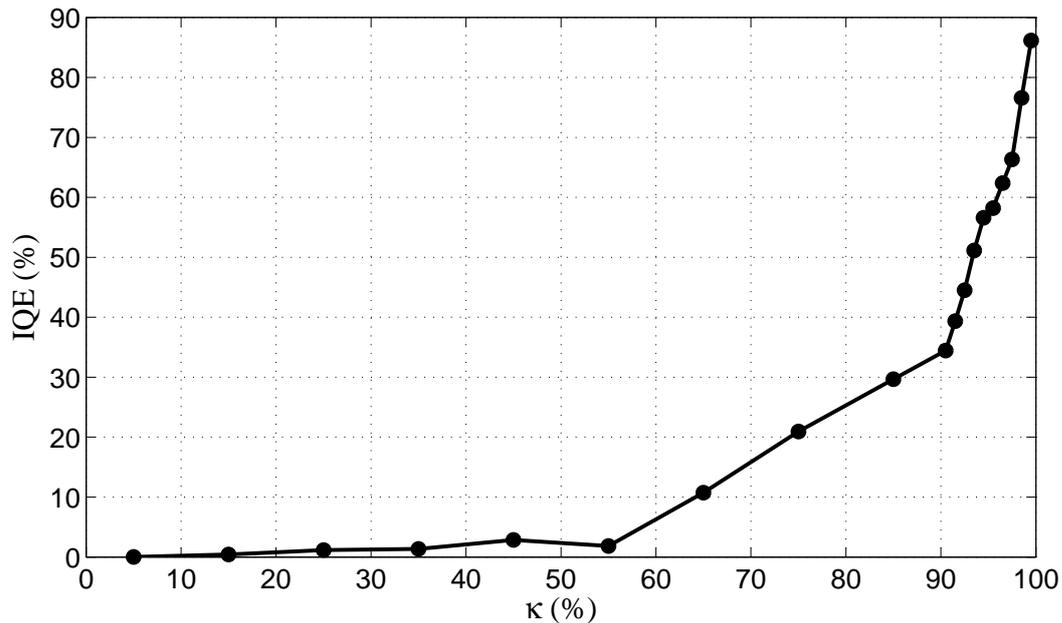


FIGURE 7.2 – Performance des spectrofiltres (IQE) en fonction de leur causalité (κ).

moyennes sont élevées et diffèrent peu entre $W(f)$ et $\omega(f)$: 99 % pour κ_ω Vs. 95 % pour κ_W . Cette légère différence de causalité correspond à une différence nette au niveau de l'indice IQE : en moyenne, de $\text{IQE}_\omega - \text{IQE}_W \simeq 20\%$.

La figure 7.2 présente la relation observée entre IQE et κ . Ici, IQE inclut les valeurs de IQE_W et IQE_ω . De même, κ inclut les valeurs de κ_W et κ_ω . La fonction $\text{IQE}(\kappa)$ a été moyennée sur 9 intervalles réguliers compris entre $\kappa = 0\%$ et $\kappa = 90\%$ et 10 intervalles réguliers compris entre $\kappa = 90\%$ et $\kappa = 100\%$. L'échantillonnage a été choisi plus fin pour $\kappa \geq 90\%$ car la grande majorité des spectrofiltres est fortement causale, d'après la table 7.1. On vérifie que IQE est une fonction croissante de κ . La performance des spectrofiltres est très mauvaise ($\text{IQE} \leq 5\%$) tant que $\kappa \leq 60\%$. Elle croît ensuite linéairement jusqu'à $\text{IQE} \simeq 30\%$ pour $80\% \leq \kappa \leq 90\%$. Elle croît fortement sur l'intervalle $90\% \leq \kappa \leq 100\%$, passant de $\text{IQE} \simeq 30\%$ à $\text{IQE} \simeq 85\%$.

En conclusion, la causalité des spectrofiltres peut être utilisée comme indice de qualité. Les spectrofiltres possèdent généralement une forte causalité, mais une légère perte de causalité peut traduire une forte dégradation de leurs performances.

	minimum	maximum	moyenne	écart-type
κ_W (%)	62	99	87	8
κ_ω (%)	68	99	93	5

TABLE 7.2 – Statistiques des distributions κ_W et κ_ω observées en conditions réelles.

7.2.3 Comportement de κ sur les bruits réels

Les valeurs de κ_W et κ_ω ont été relevées en fonction des paramètres *régime*, *charge* et *carburant* (plan expérimental complet). Les statistiques de ces distributions sont données par la table (7.2).

Les statistiques montrent que $\omega(f)$ est plus causal que $W(f)$: $\kappa_\omega \geq \kappa_W$ (différence significative d'après le test de Friedman : $p < 0,01$). Les causalités moyennes des deux spectrofiltres sont élevées (93% pour κ_ω et 87% pour κ_W) et ne diffèrent que de 6%. Cependant, notre simulation a montré que la fonction $\text{IQE}(\kappa)$ croît très vite pour les grandes valeurs de κ (c.f. figure 7.2). Autrement dit, les 6% de causalité gagnés (en moyenne) avec $\omega(f)$ peuvent traduire une forte amélioration au niveau des performances du spectrofiltre. Le régime est le seul paramètre ayant un effet significatif ($p < 0,01$) sur κ , parmi les paramètres définissant le point de fonctionnement du moteur. La figure 7.3 montre que $\kappa_W(\text{régime})$ et $\kappa_\omega(\text{régime})$ sont des fonctions (globalement) décroissantes. Cette perte de causalité a pour origine la diminution de la durée des cycles, qui entraîne une augmentation du bruit parasite ($M(t)$ et $\{C_j(t), j \neq i\}$ si l'on considère le i -ième cylindre) généré avant la combustion et résonant dans les fenêtres d'analyse relatives au i -ième cylindre. Ce bruit possède une partie corrélée à la combustion, et le spectrofiltre l'attribue à la combustion bien qu'elle lui soit antérieure. Ce bruit parasite et la combustion ont des parties aléatoires décorrélées, donc $\omega(f)$ y est moins sensible que $W(f)$. Le régime a donc un effet plus fort sur κ_W , et on le vérifie sur la figure 7.3 : la régression linéaire de $\kappa_W(\text{régime})$ a une pente 50% plus forte que celle de κ_ω (entre 1050 tr/min et 2800 tr/min, κ_W et κ_ω perdent environ 12% et 8%, respectivement). Cette différence de pentes indique une interaction (significative d'après le test ANOVA : $p < 0,01$) entre les paramètres *régime* et *méthode*³.

En conclusion, les spectrofiltres perdent de la causalité quand le régime augmente, et $W(f)$ est plus sensible que $\omega(f)$ à cet effet. Entre 1050 tr/min et 2800 tr/min, $\omega(f)$ 'sauve' seulement 4% de causalité par rapport à $W(f)$, mais d'après notre simulation, cette légère différence de causalité peut s'avérer cruciale au niveau de la performance des spectrofiltres. Finalement, le critère de causalité confirme la supériorité de $\omega(f)$ sur $W(f)$.

7.3 Validation de la méthode par le critère de robustesse

7.3.1 Mesure de la causalité par l'indice ν

Les fonctions de transfert vibratoire du moteur dépendent du point de fonctionnement [CL95, RRH96, ZÄRG98, Joh06]. Yawata [YC83] a mesuré des variations de l'ordre de 8 dB

3. Le paramètre *méthode* a deux modalités : $W(f)$ et $\omega(f)$.

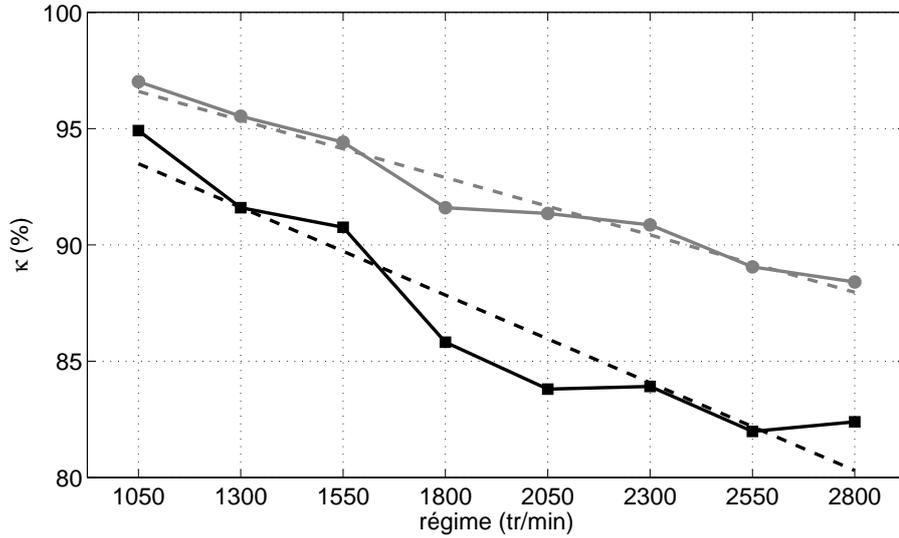


FIGURE 7.3 – Causalité des spectrofiltres en fonction du régime. Courbe noire : $\kappa_W(\text{régime})$. Courbe grise : $\kappa_\omega(\text{régime})$.

sur la bande [500 Hz - 3 kHz]. Le point de fonctionnement influence fortement la température du moteur et les contraintes mécaniques internes aux matériaux. Ces paramètres affectent le comportement vibratoire des matériaux en modifiant leurs propriétés mécaniques. D'après Dixon [DGP82], le piston et les parois du cylindre ont une réponse vibratoire qui dépend des contraintes imposées en leur sein par la compression des gaz. La pression et la température influencent aussi les transferts à travers les films d'huile qui assurent la lubrification du moteur [ON99]. Par ailleurs, les systèmes mécaniques ont des réponses vibratoires qui sont sensibles aux légères variations structurelles [Koe05]. Par exemple, Lyon [Lyo88] a mesuré une variation de 8 dB en HF sur les fonctions de transfert de 46 moteurs identiques. De plus, la température cause une dilatation importante au niveau des plus petites échelles géométriques du moteur, ce qui décale ses modes de résonance HF. D'après Gao [GR99], les fonctions de transfert varient principalement avec le régime. D'après (3.25), les variations des spectrofiltres englobent les variations des $H_{mn}(f)$, de l'erreur de biais $E_B(f)$ et de l'erreur aléatoire $E_A(f)$ [YC83]. En conséquence, si les $\omega_{mn}(f)$ comportent moins d'erreur que les $W_{mn}(f)$, il devraient être moins sensibles (plus robuste) aux variations du point de fonctionnement.

Les variations des spectrofiltres peuvent donc être utilisées comme indice de qualité. Nous les avons examinées en fonction des paramètres *régime*, *charge* et *carburant*. Dans la suite, les variations des spectrofiltres seront quantifiées par les indices v_W et v_ω :

$$\begin{cases} v_W(\Delta f) = 100 \cdot \frac{\int_{\Delta f} \sigma(|W(f)|) df}{\int_{\Delta f} \mu(|W(f)|) df} \\ v_\omega(\Delta f) = 100 \cdot \frac{\int_{\Delta f} \sigma(|\omega(f)|) df}{\int_{\Delta f} \mu(|\omega(f)|) df} \end{cases} \quad (7.3)$$

Les spectrofiltres $W_{mn}(f)$ et $\omega_{mn}(f)$ sont calculés pour les 8 couples (m, n) et pour toutes les modalités des paramètres *régime*, *charge* et *carburant*. Au total, 1280 spectrofiltres $W(f)$

et 1280 spectrofiltres $\omega(f)$ sont donc calculés ($8 \times 4 \times 5 \times 8$). $\sigma(|W(f)|)$ et $\sigma(|\omega(f)|)$ représentent l'écart-type des variations du module des spectrofiltres en fonction des conditions de fonctionnement, à la fréquence f . $\mu(|W(f)|)$ et $\mu(|\omega(f)|)$ représentent leur module moyen. Ces grandeurs sont intégrées sur des bandes de fréquences Δf de largeur 250 Hz pour lisser les résultats. Les indices $v_W^{mn}(\Delta f)$ et $v_\omega^{mn}(\Delta f)$ sont calculés pour chaque couple (m, n) , puis moyennés pour obtenir les indices globaux $v_W(\Delta f)$ et $v_\omega(\Delta f)$.

D'après la théorie (*c.f.* section 4.5) et les résultats des sections 5 et 6, $\omega(f)$ devrait comporter moins d'erreur que $W(f)$. En conséquence, il devrait être moins sensible aux variations du point de fonctionnement, et l'inégalité $v_\omega(\Delta f) \leq v_W(\Delta f)$ devrait être vérifiée. Nous testerons cette inégalité sur des bruits de synthèse avant de la tester sur des bruits réels.

7.3.2 Comportement de v sur les bruits de synthèse

Dans le cadre de notre simulation, $\omega(f)$ s'est montré plus performant que $W(f)$ (*c.f.* section 6). La figure 7.4 présente les valeurs de $v_W(\Delta f)$ et $v_\omega(\Delta f)$ correspondant aux variations des paramètres η_M , η_B et σ_a . La supériorité de $\omega(f)$ se traduit par une meilleure robustesse aux variations de ces paramètres : l'inégalité $v_\omega(\Delta f) \leq v_W(\Delta f)$ est vérifiée sur toutes les bandes de fréquences, et la différence $v_W(\Delta f) - v_\omega(\Delta f)$ est supérieure à 20% sur [1,25 kHz - 3,75 kHz]. La différence moyenne est d'environ 20% (35 % Vs. 16 %) et la différence maximale est de 32% sur la bande [2,5 kHz - 2,75 kHz]. Dans le cadre de notre simulation, les fonctions de transfert $H_i(f)$ ne varient pas. Les variations des spectrofiltres se réduisent donc aux variations de leurs erreurs. La figure 7.4 présente également les marges d'erreur aléatoire normalisée $100 \cdot \epsilon_W(\Delta f)$ et $100 \cdot \epsilon_\omega(\Delta f)$ (valeurs moyennes sur le plan d'expérience complet). $W(f)$ a une faible marge d'erreur aléatoire ($100 \cdot \epsilon_W(\Delta f) \leq 10\%$) car $C(t)$ et $M(t)$ sont fortement cohérents. Leur cohérence réside dans leurs parties déterministes (parties CS1) $\mu_C(t)$ et $\mu_M(t)$ qui sont des signaux BF. En conséquence, $100 \cdot \epsilon_W(\Delta f)$ a tendance à croître avec la fréquence. Les parties aléatoires (parties PCS2) $c(t)$ et $m(t)$ sont des signaux HF. $\omega(f)$ a une très grande marge d'erreur aléatoire dans les BF, où $c(t)$ et $m(t)$ se résument au bruit de fond $B(t)$. Cette grande marge d'erreur aléatoire réduit le gain de robustesse dans les BF. $100 \cdot \epsilon_\omega(\Delta f)$ rejoint $100 \cdot \epsilon_W(\Delta f)$ dans les HF où $C(t) \simeq c(t)$ et $M(t) \simeq m(t)$. Les différences $v_W(\Delta f) - 100 \cdot \epsilon_W(\Delta f)$ et $v_\omega(\Delta f) - 100 \cdot \epsilon_\omega(\Delta f)$ permettent d'estimer la part due aux variations de l'erreur de biais dans les variations des spectrofiltres. Avec $W(f)$, cette part représente des variations comprises entre 10% (dans les HF) et 40% (dans les BF). $\omega(f)$ réduit cette part de variations à moins de 10%. Dans les BF, où $c(t)$ et $m(t)$ n'ont aucune énergie, les variations de $\omega(f)$ sont égales aux variations de son erreur aléatoire.

7.3.3 Comportement de v sur les bruits réels

La figure 7.4 (graphe du bas) présente les valeurs de $v_W(\Delta f)$ et $v_\omega(\Delta f)$ obtenues sur les bruits de moteur réels en faisant varier les paramètres *régime*, *charge* et *carburant*. L'inégalité $v_\omega(\Delta f) \leq v_W(\Delta f)$ est vérifiée comme avec les bruits de synthèse (*c.f.* section 7.3.2). $v_W(\Delta f)$ et $v_\omega(\Delta f)$ ont pour valeurs moyennes 66 % et 55 %. $\omega(f)$ est donc moins sensible aux variations du point de fonctionnement. Dans le cadre de notre simulation, les fonctions de transfert

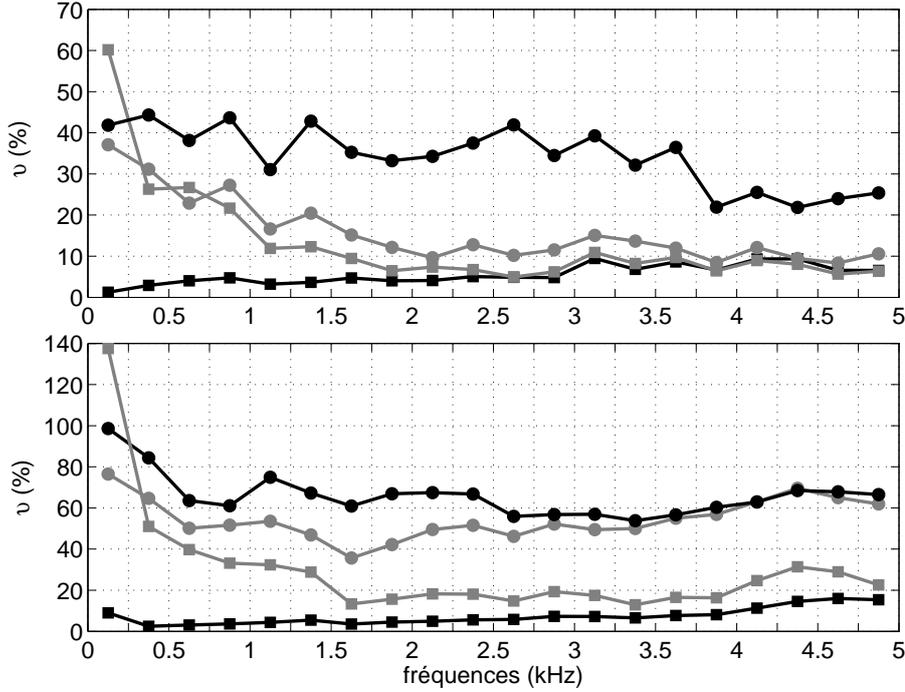


FIGURE 7.4 – Variations des spectrofiltres et marges d’erreur aléatoire observées sur la simulation (graphe du haut) et en conditions réelles (graphe du bas). Courbes noires à marqueurs ronds : $v_W(\Delta f)$. Courbes grises à marqueurs ronds : $v_\omega(\Delta f)$. Courbes noires à marqueurs carrés : $100 \cdot \epsilon_W(\Delta f)$. Courbes grises à marqueurs carrés : $100 \cdot \epsilon_\omega(\Delta f)$.

$H_i(f)$ ne variaient pas, contrairement au cas réel où les $H_{mn}(f)$ varient avec le point de fonctionnement (*c.f.* section 7.3.1). Dans le cas présent, les variations des spectrofiltres englobent donc les variations des $H_{mn}(f)$ en plus des variations de leurs erreurs. $\omega(f)$ est particulièrement plus robuste sur les bandes [0 Hz- 500 Hz] et [1 kHz - 2 kHz], où $v_W(\Delta f) - v_\omega(\Delta f) \geq 20\%$. Le gain de robustesse est du même ordre que celui qui a été observé dans le cadre de notre simulation (*c.f.* section 7.3.2, mais il concerne des fréquences plus basses. Il est plus faible dans les HF ($v_W(\Delta f) - v_\omega(\Delta f) \leq 10\%$ au-delà de 2,5 kHz) où $W(f)$ et $\omega(f)$ sont équivalents puisque $C(t) \simeq c(t)$ et $M(t) \simeq m(t)$. La figure 7.4 présente également les marges d’erreur aléatoire normalisée $100 \cdot \epsilon_W(\Delta f)$ et $100 \cdot \epsilon_\omega(\Delta f)$ (valeurs moyennes sur le plan d’expérience complet). Comme dans le cadre de notre simulation, la marge d’erreur aléatoire est faible avec $W(f)$ ($100 \cdot \epsilon_W(\Delta f) < 20\%$) grâce à la forte cohérence de $\mu_C(t)$ et $\mu_M(t)$. $W(f)$ a une marge d’erreur aléatoire plus grande en HF où $C(t)$ et $M(t)$ sont moins déterministes. $\omega(f)$ a une très grande marge d’erreur aléatoire dans les BF, où $c(t)$ et $m(t)$ se résument au bruit de mesure. Cette marge diminue entre 0 Hz et 1,5 kHz car les parties PCS2 $\eta_C(t)$ et $\eta_M(t)$ deviennent non négligeables dans $c(t)$ et $m(t)$. Les différences $v_W(\Delta f) - 100 \cdot \epsilon_W(\Delta f)$ et $v_\omega(\Delta f) - 100 \cdot \epsilon_\omega(\Delta f)$ permettent d’estimer la part due aux variations des $H_{mn}(f)$ et de l’erreur de biais dans les variations des $W_{mn}(f)$ et $\omega_{mn}(f)$. Avec $W(f)$, cette part est comprise entre 50% (dans les HF) et 90% (dans les BF). $\omega(f)$ réduit cette part à moins de 40%. Les variations des $H_{mn}(f)$ sont mises en évidence par la différence $v_\omega(\Delta f) - 100 \cdot \epsilon_\omega(\Delta f)$ qui est nettement plus importante que dans le cadre de notre simulation, surtout en HF. Les $H_{mn}(f)$ ne varient pas dans les BF. Les importantes variations de $\omega(f)$ dans les BF sont dues à son erreur aléatoire.

Chapitre 8

Application du spectrofiltre en conditions réelles

8.1 Effet du point de fonctionnement sur les transferts vibratoires de combustion

Des tests statistiques (tests de Friedman, *c.f.* référence [Fri37]) ont permis d'identifier les paramètres ayant un effet significatif sur les spectrofiltres. Dans ce contexte, les paramètres *régime*, *charge*, *carburant* et *méthode*¹ sont les variables indépendantes. Le module des spectrofiltres est la variable dépendante. Les tests de Friedman sont réalisés sur chaque bande de fréquence Δf . Le seuil de signifiante a été choisi à $p = 0,05$ (95 % de probabilité pour que l'effet observé soit dû au paramètre étudié). La figure 8.1 présente l'amplitude et la signifiante (valeur de p) de l'effet des quatre paramètres étudiés. Par souci de lisibilité, le module des spectrofiltres n'est tracé que pour les deux modalités extrêmes de chaque paramètre, *i.e.* 1050 *tr/min* et 2800 *tr/min* pour le *régime*; *charge 0%* et *charge 100%* pour la *charge*; *classique* et *GTL 75%* pour le *carburant*. Les résultats présentés sont des moyennes sur les huit couples (m, n) .

L'effet de la *méthode* est significatif ($p < 0,05$) sur toutes les bandes de fréquence, hormis la première ($f \leq 250$ Hz) où il est nul. Pour $f \geq 250$ Hz, cet effet est compris entre 2 dB et 7 dB, avec $|W(\Delta f)| > |\omega(\Delta f)|$. Cette inégalité traduit la surestimation des $H_{mn}(f)$ par les $W_{mn}(f)$, à cause d'une forte erreur de biais. En conclusion, $\omega(f)$ améliore significativement l'estimation des $H_{mn}(f)$, sauf en-dessous de 250 Hz. Dans la suite, nous nous intéresserons seulement à $\omega(f)$.

L'effet du *régime* est significatif ($p < 0,05$) sur toutes les bandes de fréquences, et d'amplitude comprise entre 2 dB et 8 dB selon la fréquence. Le module $|\omega(f)|$ est plus grand à haut régime (2800 *tr/min*) qu'à faible régime (1050 *tr/min*). D'après les résultats de la section 6.2.6, cet effet ne traduit pas une surestimation des $H_{mn}(f)$ pour les hauts régimes.

L'effet de la *charge* est significatif sur la plupart des bandes de fréquences. Il est maximal sur la bande [1 kHz - 3 kHz], où son amplitude est comprise entre 2 dB et 6 dB. Le module

1. Le paramètre *méthode* a deux modalités : $W(f)$ et $\omega(f)$.

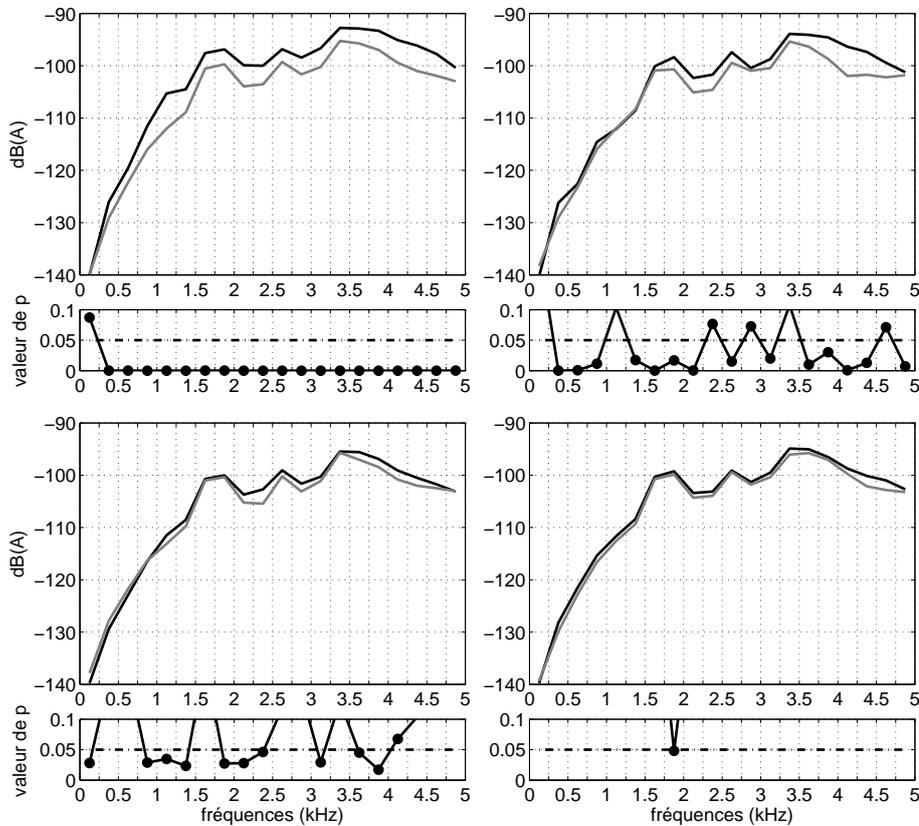


FIGURE 8.1 – En haut à gauche : amplitude et signifiante de l'effet de la *méthode* sur le spectro-filtre. Courbe noire : $20 \cdot \log |W(f)|$. Courbe grise : $20 \cdot \log |\omega(f)|$. En haut à droite : amplitude et signifiante de l'effet du *régime* sur $|\omega(f)|$. Courbe grise : $20 \cdot \log |\omega(f)|$ à 1050 tr/min . Courbe noire : $20 \cdot \log |\omega(f)|$ à 2800 tr/min . En bas à gauche : amplitude et signifiante de l'effet de la *charge* sur $|\omega(f)|$. Courbe grise : $20 \cdot \log |\omega(f)|$ à *charge 0%*. Courbe noire : $20 \cdot \log |\omega(f)|$ à *charge 100%*. En bas à droite : amplitude et signifiante de l'effet du *carburant* sur $|\omega(f)|$. Courbe grise : $20 \cdot \log |\omega(f)|$ avec le carburant *classique*. Courbe noire : $20 \cdot \log |\omega(f)|$ avec le carburant *GTL 75%*.

des $\omega_{mn}(f)$ est plus grand à pleine charge qu'en l'absence de charge. Le chargement du moteur augmente donc les transferts $|H_{mn}(f)|$.

L'effet du *carburant* n'est significatif ($p < 0,05$) que sur quelques bandes de fréquences comprises entre 1,25 kHz et 4,5 kHz. De plus, cet effet est faible par rapport à ceux des autres paramètres : son amplitude est comprise entre 0,5 dB et 2 dB. Entre 1,25 kHz et 4,5 kHz, les modules $\omega_{mn}(f)$ sont toujours plus grands quand le carburant contient une forte proportion de GTL.

D'après les résultats des sections 7, les variations des spectrofiltres $|\omega_{mn}(f)|$ donnent une bonne estimation des variations des transferts $|H_{mn}(f)|$. Nos résultats confirment ceux de Gao [GR99] : le régime est le paramètre qui affecte le plus les transferts. Les transferts augmentent avec le régime, la charge et la teneur en GTL du carburant. La montée en régime et le chargement augmentent la température du moteur, ce qui pourrait expliquer l'augmentation des transferts. La voie basse, qui comprend l'attelage mobile (piston, bielle, vilebrequin), constitue une voie de transfert privilégiée. Les pièces mobiles se dilatent sous l'effet de la chaleur, ce qui réduit leurs jeux d'appariement et fluidifie l'huile de lubrification qui y baigne. Le contact entre ces pièces se trouve donc amélioré. En conséquence, les transferts vibratoires par la voie basse sont facilités. Par ailleurs, la combustion du GTL est très efficace grâce à son indice de cétane élevé. Le carburant *GTL 75%* pourrait donc produire plus de chaleur que le carburant *classique*, ce qui augmenterait les transferts par la voie basse pour les mêmes raisons qui viennent d'être invoquées.

8.2 Effet du point de fonctionnement sur la composition du bruit de moteur

Notre plan d'expérience permet d'étudier le bruit du moteur en fonction des paramètres *régime*, *charge*, *carburant*, et *point d'écoute*. D'après les résultats précédents, le spectrofiltre $\omega(f)$ autorise une séparation fiable du bruit de combustion et du bruit mécanique. La figure 8.2 présente le résultat d'une telle séparation. Une fois ces deux composantes isolées, elles peuvent être étudiées en fonction des paramètres sus-cités.

8.2.1 Paramètres influençant le bruit global du moteur

Le contenu fréquentiel de $D(t)$ est décrit par $S_{DD}^A(f)$, *i.e.* son autospectre exprimé en dB(A).

$$S_{DD}^A(f) = 10 \cdot \log(S_{DD}(f) \cdot A(f)) \quad (8.1)$$

Dans l'équation (8.1), $A(f)$ représente le gabarit de pondération A. Cette pondération intervient pour tenir compte de l'aspect perceptif dans notre analyse. Le niveau sonore de $D(t)$ est mesuré en dB(A), et noté N_D^A :

$$N_D = 10 \cdot \log\left(\frac{1}{P_0^2} \int S_{DD}^A(f) df\right) \quad (8.2)$$

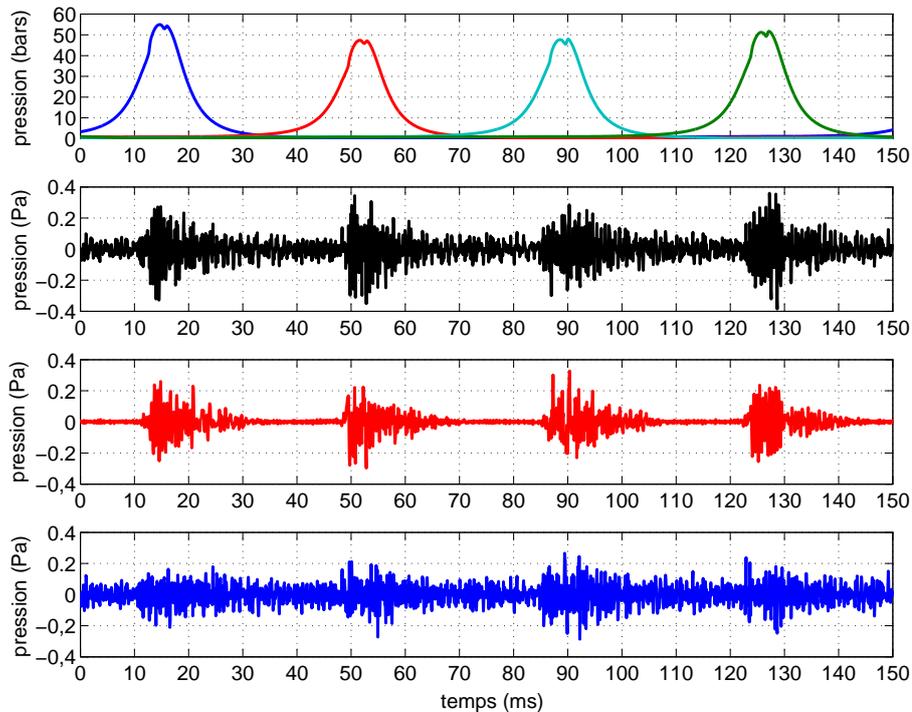


FIGURE 8.2 – Bruit de combustion et bruit mécanique séparés avec le spectrofiltre $\omega(f)$, et représentés sur la durée d'un cycle moteur. Graphe du haut : pressions-cylindre $P_1(t)$, $P_3(t)$, $P_4(t)$ et $P_2(t)$ (courbes bleue, rouge, cyan et verte, respectivement). Deuxième graphe en partant du haut : bruit du moteur $D(t)$. Deuxième graphe en partant du bas : bruit de combustion estimé $\tilde{C}(t)$. Graphe du bas : bruit mécanique estimé $\tilde{M}(t)$. Régime : ralenti chaud (810 tr/min).

Dans cette équation, P_0 représente la pression acoustique de référence ($P_0 = 2 \cdot 10^{-5}$ Pa). Nous avons identifié les paramètres affectant N_D et $S_{DD}^A(f)$.

Paramètres influençant N_D

Le test de Friedman montre que le *régime*, la *charge* et le *point d'écoute* ont un effet significatif ($p < 0,01$) sur N_D . Le *carburant* a un effet moins net, mais significatif ($p = 0,02$). La figure 8.3 présente la direction de ces effets, à travers les moyennes marginales $N_D(\text{régime})$, $N_D(\text{charge})$ et $N_D(\text{carburant})$ obtenues sur le plan d'expérience complet et chacun des *points d'écoute*.

Le niveau sonore du moteur dépend principalement du *régime*. $N_D(\text{régime})$ est une fonction croissante, sa valeur augmente de 12,5 dB(A) entre 1050 tr/min et 2800 tr/min. La fonction $N_D(\text{charge})$ est également croissante ; sa valeur augmente de 2 dB(A) entre la *charge 0%* et la *charge 100%*. La fonction $N_D(\text{carburant})$ varie peu. Le *carburant classique* est légèrement 'plus bruyant' que les autres au *point d'écoute* occupé par M1 (c.f. figure 7.1), mais la différence est infime (seulement 0,3 dB(A)). Les niveaux relevés par M1 sont systématiquement supérieurs aux niveaux relevés par M2, mais la différence est infime (0,3 dB(A)) en moyenne. Les effets du *point d'écoute* et du *carburant* sur N_D sont vraisemblablement imperceptibles.

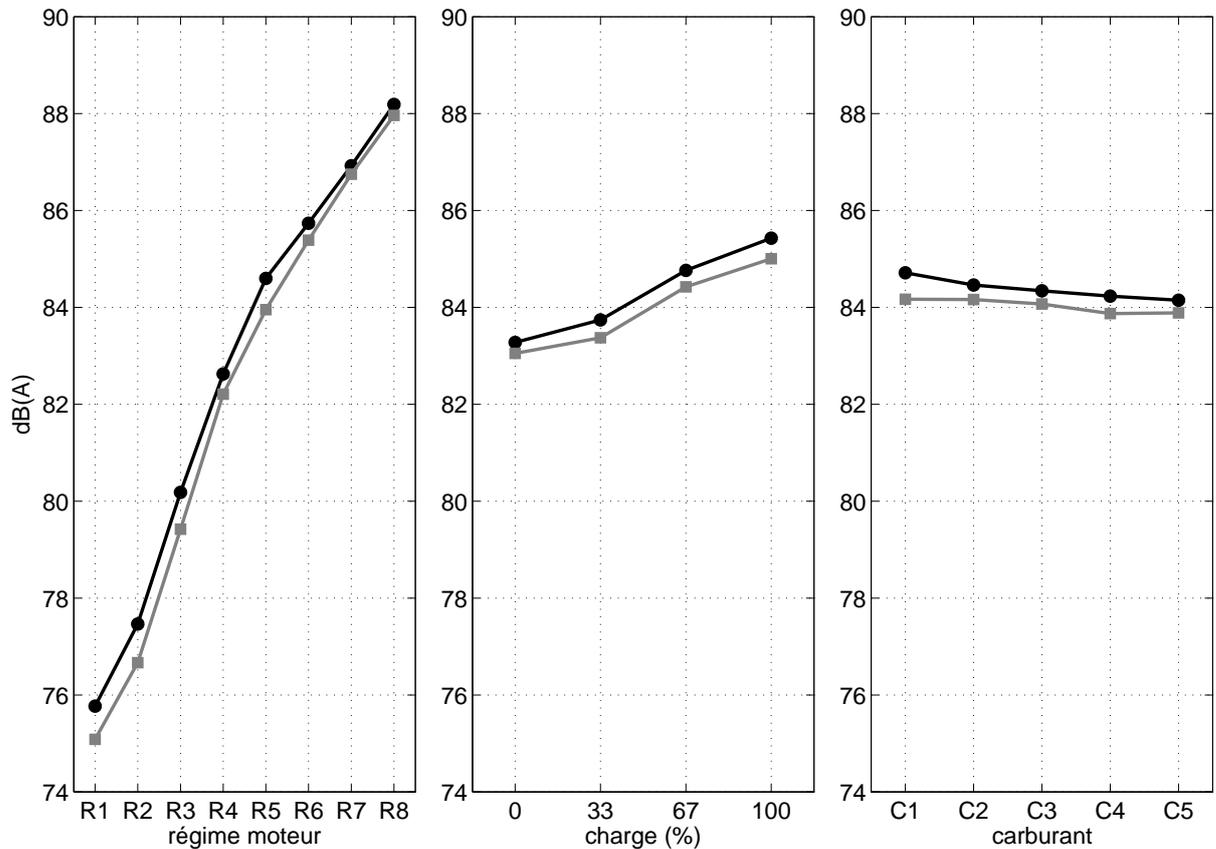


FIGURE 8.3 – Graphe de gauche : $N_D(\text{régime})$. Abscisses : 1050 tr/min (R1), 1300 tr/min (R2), 1550 tr/min (R3), 1800 tr/min (R4), 2050 tr/min (R5), 2300 tr/min (R6), 2550 tr/min (R7), 2800 tr/min (R8). Graphe du milieu : $N_D(\text{charge})$. Graphe de droite : $N_D(\text{carburant})$. Abscisses : classique (C1), évolué (C2), GTL 25% (C3), GTL 50% (C4), GTL 75% (C5). Niveaux relevés aux points d'écoute occupés par M1 (courbes noires) et M2 (courbes grises).

Paramètres influençant $S_{DD}^A(f)$

L'autospectre $S_{DD}^A(f)$ a été découpé en bandes de 250 Hz, et le test de Friedman a été réalisé sur chacune de ces bandes pour identifier les paramètres qui affectent le contenu fréquentiel de $D(t)$. La figure 8.4 montre la direction et la signifiante des effets des paramètres *régime*, *charge*, *carburant* et *point d'écoute* sur $S_{DD}^A(f)$. Par souci de lisibilité, $S_{DD}^A(f)$ n'est tracé que pour les deux modalités extrêmes des paramètres étudiés, *i.e.* 1050 tr/min et 2800 tr/min pour le *régime* ; charge 0% et charge 100% pour la *charge* ; classique et GTL 75% pour le *carburant*.

Effet du régime sur $S_{DD}^A(f)$: L'effet du *régime* est significatif ($p < 0,01$) et fort sur toute la bande de fréquences étudiée : [0 Hz - 5 kHz]. Entre 1050 tr/min et 2800 tr/min, $S_{DD}^A(f)$ est relevé d'au moins 10 dB(A). Cet effet est plus important sur la bande [2 kHz - 4,5 kHz], où il est supérieur à 13 dB(A). L'effet maximal est de 16 dB(A) sur la bande [3,75 kHz - 4 kHz].

Effet de la charge sur $S_{DD}^A(f)$: L'effet de la *charge* est significatif sur toutes les bandes de fréquences, sauf [1,75 kHz - 2 kHz]. Entre la *charge* 0% et la *charge* 100%, $S_{DD}^A(f)$ est relevé sur toutes les bandes de fréquences où l'effet est significatif, sauf sur [1,5 kHz - 1,75 kHz] où

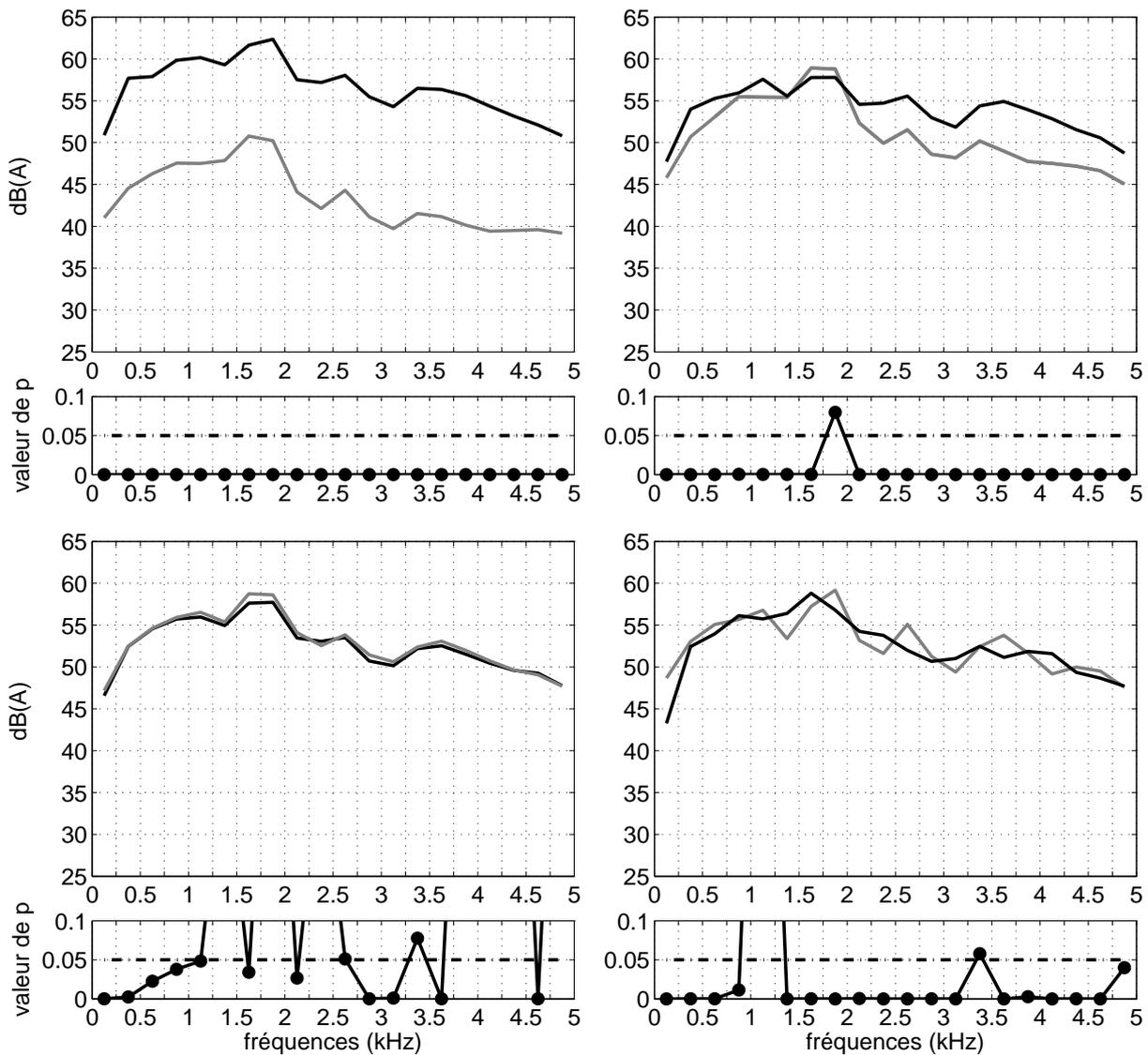


FIGURE 8.4 – En haut à gauche : effet du régime sur $S_{DD}^A(f)$. Courbe grise : 1050 tr/min. Courbe noire : 2800 tr/min. En haut à droite : effet de la charge sur $S_{DD}^A(f)$. Courbe grise : charge 0%. Courbe noire : charge 100%. En bas à gauche : effet du carburant sur $S_{DD}^A(f)$. Courbe grise : classique. Courbe noire : GTL 75%. En bas à droite : effet du point d'écoute sur $S_{DD}^A(f)$. Courbe grise : M1. Courbe noire : M2.

il est abaissé. Cependant, l'effet est faible sur cette bande particulière (amplitude -1 dB(A)). L'effet est plus fort (amplitude 6 dB(A)) dans les fréquences élevées [2 kHz - 5 kHz] que sur la bande [0 Hz - 1,5 kHz]. L'effet maximal a lieu sur la bande [3,5 kHz - 4 kHz].

Effet du carburant sur $S_{DD}^A(f)$: Le carburant a un effet significatif ($p < 0,05$) mais relativement faible sur les bandes [0 Hz - 1,25 kHz], [1,5 kHz - 1,75 kHz], [2 kHz - 2,25 kHz], [2,5 kHz - 3,25 kHz], [3,5 kHz - 3,75 kHz] et [4,5 kHz - 4,75 kHz]. Le GTL 75% abaisse $S_{DD}^A(f)$ sur toutes ces bandes de fréquences, sauf la dernière. Cependant, l'effet est infime (amplitude 0,3 dB(A)) sur cette bande particulière. L'effet du GTL 75% est maximal (amplitude -1 dB(A)) sur les bandes [1,5 kHz - 1,75 kHz] et [2,5 kHz - 3,25 kHz]. Il est plus faible (amplitude -0,5 dB(A))

sur les bandes [0 Hz - 1,25 kHz], [2 kHz - 2,25 kHz] et [3,5 kHz - 3,75 kHz].

Effet du point d'écoute sur $S_{DD}^A(f)$: Le point d'écoute a un effet significatif ($p < 0,05$) sur toutes les bandes de fréquences, sauf [1 kHz - 1,25 kHz] et [3,25 kHz - 3,5 kHz]. Le microphone M2 a capté plus de bruit que le microphone M1 sur les bandes [0 Hz - 1 kHz] (amplitude 5 dB(A)), [3,5 kHz - 3,75 kHz] (amplitude 3 dB(A)), [1,75 kHz - 2 kHz] (amplitude 2 dB(A)), [2,5 kHz - 3 kHz] et [4,25 kHz - 5 kHz] (amplitude 1 dB(A)). En revanche, il a capté moins de bruit sur les bandes [1,25 kHz - 1,75 kHz] (amplitude -3 dB(A)), [2 kHz - 2,5 kHz] et [3,75 kHz - 4,25 kHz] (amplitude -2 dB(A)), et [3 kHz - 3,25 kHz] (amplitude -1,5 dB(A)).

8.2.2 Paramètres influençant la composition du bruit du moteur

Le spectrofiltre fournit les estimations $\tilde{C}(t)$ et $\tilde{M}(t)$. Nous décrivons la composition de $D(t)$ grâce aux variables $S_{CC}^A(f)$, $S_{MM}^A(f)$, N_C^A , N_M^A , η_M^A . Les deux premières correspondent aux autospectres de $\tilde{C}(t)$ et $\tilde{M}(t)$, exprimés en dB(A) :

$$\begin{cases} S_{CC}^A(f) = 10 \cdot \log(S_{\tilde{C}\tilde{C}}(f)A(f)) \\ S_{MM}^A(f) = 10 \cdot \log(S_{\tilde{M}\tilde{M}}(f)A(f)) \end{cases} \quad (8.3)$$

La pondération A intervient pour tenir compte de l'aspect perceptif dans l'analyse de la composition de $D(t)$. La figure 8.5 présente les autospectres $S_{DD}^A(f)$, $S_{CC}^A(f)$ et $S_{MM}^A(f)$ moyens obtenus sur le plan expérimental complet². D'après les résultats des chapitres précédents, on peut s'attendre à une erreur importante en BF. Sur la bande [0 Hz - 250 Hz], $S_{CC}^A(f)$ et $S_{MM}^A(f)$ sont 12 dB(A) au-dessus de $S_{DD}^A(f)$, ce qui paraît anormal. $D(t)$ peut avoir un niveau inférieur aux niveaux de $C(t)$ et $M(t)$ si ces deux composantes interfèrent négativement, mais il est plus raisonnable de penser que $\omega(f)$ a largement surestimé $C(t)$ sur cette bande de fréquences. $M(t)$ y est aussi largement surestimé, puisque $\tilde{M}(t) = D(t) - \tilde{C}(t) \simeq -\tilde{C}(t)$ sur cette bande de fréquences où $D(t)$ a très peu d'énergie. Par mesure de précaution, l'étude qui suit se limitera aux fréquences supérieures à 500 Hz. Sur la bande de fréquences retenue, $S_{MM}^A(f)$ est supérieur à $S_{CC}^A(f)$ et ces deux autospectres ont globalement la même forme, sauf sur les bandes [750 Hz - 1,5 kHz] et [4,25 kHz - 5 kHz] où les émergences de $S_{MM}^A(f)$ correspondent à des minima de $S_{CC}^A(f)$, ce qui entraîne des différences de niveau allant jusqu'à 7 dB(A) sur la première bande et 10 dB(A) sur la seconde. Le bruit perçu est dominé par la composante mécanique sur ces deux bandes de fréquences. $S_{MM}^A(f)$ et $S_{CC}^A(f)$ sont relativement proches, *i.e.* $S_{MM}^A(f) - S_{CC}^A(f) \leq 3$ dB(A), sur les bandes [750 Hz - 1 kHz], [1,5 kHz - 2 kHz], [2,5 kHz - 2,75 kHz] et [3,25 kHz - 3,75 kHz]. Par ailleurs, $S_{CC}^A(f)$ est maximal sur la bande [1,5 kHz - 2 kHz]. On en déduit que la combustion est principalement perceptible sur cette bande. Les variables N_C^A et N_M^A représentent les niveaux de $\tilde{C}(t)$ et $\tilde{M}(t)$, exprimés en dB(A) :

$$\begin{cases} N_C^A = 10 \cdot \log\left(\frac{1}{P_0^2} \int S_{CC}^A(f) df\right) \\ N_M^A = 10 \cdot \log\left(\frac{1}{P_0^2} \int S_{MM}^A(f) df\right) \end{cases} \quad (8.4)$$

2. Les résultats présentés ont été obtenus avec le spectrofiltre $\omega(f)$.

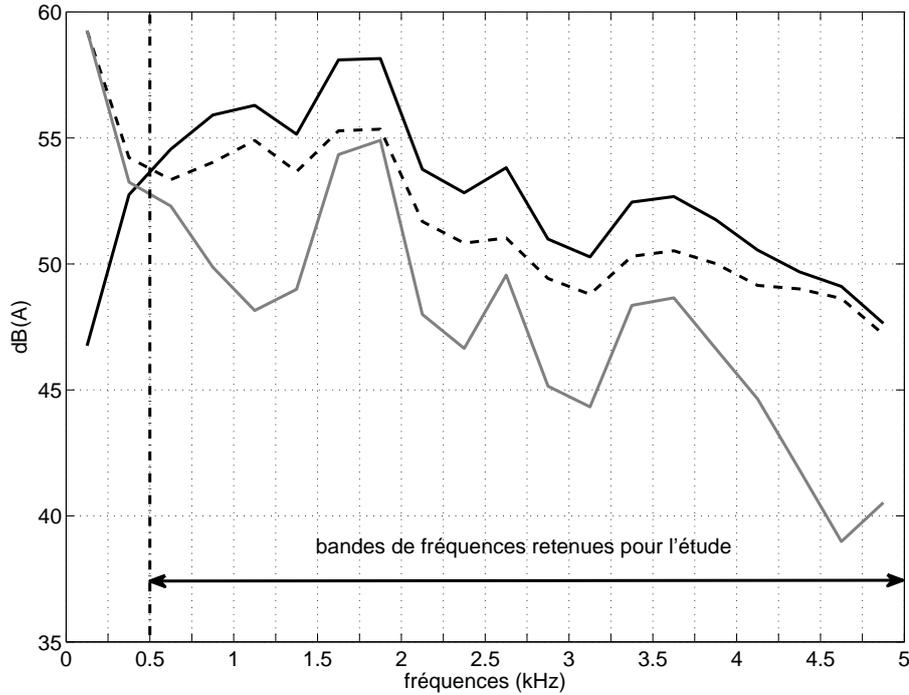


FIGURE 8.5 – Autospectres moyens, obtenus sur le plan expérimental complet, du bruit de moteur $D(t)$ et de ses composantes $C(t)$ et $M(t)$ estimées avec le spectrofiltre $\omega(f)$. Courbe noire en trait plein : $S_{DD}^A(f)$. Courbe noire en trait pointillé : $S_{MM}^A(f)$. Courbe grise : $S_{CC}^A(f)$.

	M1				M2			
	μ	σ	min	max	μ	σ	min	max
N_C^A (dB(A))	82	4	69	89	80	5	67	87
N_M^A (dB(A))	84	5	72	90	83	5	71	89
η_M^A (dB(A))	2	2	-5	5	3	2	-5	6

TABLE 8.1 – Statistiques des distributions $\{N_C^A\}$, $\{N_M^A\}$ et $\{\eta_M^A\}$ aux *points d'écoute* M1 et M2.

η_M^A représente la différence entre ces deux niveaux, exprimée en dB(A) :

$$\eta_M^A = N_M^A - N_C^A = 10 \cdot \log \left(\frac{\int S_{MM}^A(f) df}{\int S_{CC}^A(f) df} \right) \quad (8.5)$$

Les valeurs positives (respectivement négatives) de η_M^A indiquent que l'auditeur perçoit surtout le bruit mécanique (respectivement le bruit de combustion). $\eta_M^A = 0$ dB(A) correspond à la situation où les deux composantes sont perçues à des niveaux égaux. La table 8.1 présente les statistiques des distributions $\{N_C^A\}$, $\{N_M^A\}$ et $\{\eta_M^A\}$ sur le plan d'expérience complet.

En moyenne, le bruit mécanique domine le bruit de combustion, surtout au *point d'écoute* occupé par M2. Ce microphone a mesuré des niveaux de $M(t)$ jusqu'à 6 dB(A) au-dessus du niveau de $C(t)$. Ce maximum de η_M^A a été atteint aux *régimes* 1800 *tr/min* et 2050 *tr/min*, sous charge 0% avec le *carburant évolué*. Au *point d'écoute* occupé par M1, η_M^A était majoré par 5 dB(A). Ce maximum a été observé à 2050 *tr/min*, sous charge 100% avec les *carburants GTL 50%*

et carburants GTL 75%. Il arrive aussi que le bruit de combustion soit dominant. $C(t)$ a été capté par M1 et M2 jusqu'à 5 dB(A) au-dessus du niveau de $M(t)$. Ce minimum a été atteint à 1050 tr/min, sous charge 67% avec les carburants classique (pour M1 et M2) et carburants GTL 50% (pour M2 uniquement). Nous allons maintenant essayer de déterminer les lois statistiques qui déterminent la dominance de $C(t)$ ou $M(t)$ en fonction des paramètres de notre plan d'expérience. Le test de Friedman a permis d'identifier les paramètres ayant un effet significatif sur la composition de $D(t)$. Dans ce contexte, les variables indépendantes sont les paramètres régime, charge, carburant et point d'écoute. Les variables dépendantes sont $S_{CC}^A(f)$, $S_{MM}^A(f)$, N_C^A , N_M^A et η_M^A .

Paramètres influençant $S_{CC}^A(f)$

La figure 8.6 montre la direction et la signifiante des effets des paramètres régime, charge, carburant et point d'écoute sur $S_{CC}^A(f)$.

Effet du régime sur $S_{CC}^A(f)$: Le régime a un effet significatif ($p < 0,01$) et fort sur toute la bande de fréquences étudiée : [500 Hz - 5 kHz]. Entre 1050 tr/min et 2800 tr/min, $S_{CC}^A(f)$ est relevé d'au moins 5 dB(A). Cet effet est plus important sur la bande [3 kHz - 4,5 kHz], où il est supérieur à 12 dB(A). L'effet maximal est de 19 dB(A) sur la bande [4 kHz - 4,25 kHz].

Effet de la charge sur $S_{CC}^A(f)$: La charge a un effet significatif ($p < 0,01$) sur toutes les bandes de fréquences étudiées, sauf [1,75 kHz - 2 kHz]. Entre la charge 0% et la charge 100%, $S_{CC}^A(f)$ est relevé sur toutes les bandes de fréquences où l'effet est significatif, sauf sur [750 kHz - 1,75 kHz] où il est rabaisé. Cependant, l'effet est relativement faible sur cette bande particulière (amplitude -2 dB(A)). L'effet est plus fort dans les fréquences élevées [2 kHz - 5 kHz] (amplitude 13 dB(A)) que sur la bande [500 Hz - 750 kHz] (amplitude 4 dB(A)). L'effet maximal est atteint sur la bande [4,25 kHz - 4,5 kHz].

Effet du carburant sur $S_{CC}^A(f)$: Le carburant a un effet significatif ($p < 0,05$) sur les bandes [1,5 kHz - 2,25 kHz], [2,5 kHz - 3,25 kHz], [3,5 kHz - 3,75 kHz] et [4,25 kHz - 5 kHz]. Le GTL 75% rabaisse $S_{CC}^A(f)$ sur les bandes [1,5 kHz - 2,25 kHz] (amplitude -1,5 dB(A)), [2,5 kHz - 3,25 kHz] et [3,5 kHz - 3,75 kHz] (amplitude -0,7 dB(A)). Le GTL 75% relève $S_{CC}^A(f)$ sur la bande [4,25 kHz - 5 kHz] (amplitude 2 dB(A)).

Effet du point d'écoute sur $S_{CC}^A(f)$: Le point d'écoute a un effet significatif ($p < 0,01$) sur toutes les bandes de fréquences étudiées, sauf [1 kHz - 1,25 kHz], [2 kHz - 2,25 kHz] et [4,25 kHz - 5 kHz]. Le microphone M2 a capté plus de bruit que le microphone M1 sur les bandes [1,25 kHz - 1,5 kHz] (amplitude 4,5 dB(A)), [3,75 kHz - 4,25 kHz] (amplitude 3,5 dB(A)), [2,25 kHz - 2,5 kHz] (amplitude 2,5 dB(A)), et [3 kHz - 3,5 kHz] (amplitude 2 dB(A)). En revanche, il a capté moins de bruit sur les bandes [1,5 kHz - 2 kHz] (amplitude -6,5 dB(A)), [2,5 kHz - 3 kHz] (amplitude -4,5 dB(A)), [3,5 kHz - 3,75 kHz] (amplitude -3,5 dB(A)), et [500 Hz - 1 kHz] (amplitude -1,5 dB(A)).

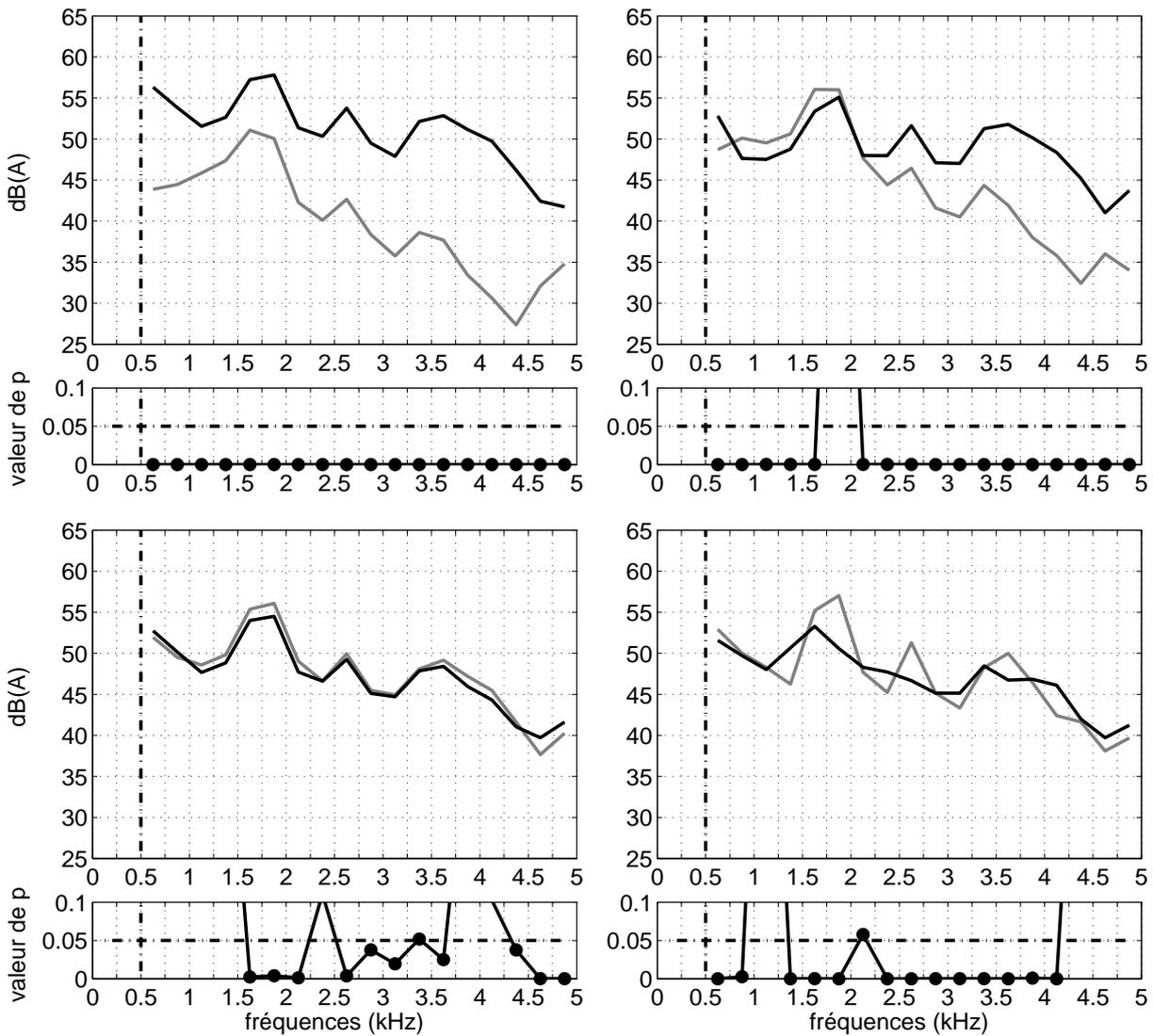


FIGURE 8.6 – Effet et signifiante de l’effet des paramètres *régime*, *charge*, *carburant* et *point d’écoute* sur $S_{CC}^A(f)$. En haut à gauche : effet du *régime*. Courbe grise : 1050 tr/min. Courbe noire : 2800 tr/min. En haut à droite : effet de la *charge*. Courbe grise : charge 0%. Courbe noire : charge 100%. En bas à gauche : effet du *carburant*. Courbe grise : classique. Courbe noire : GTL 75%. En bas à droite : effet du *point d’écoute*. Courbe grise : M1. Courbe noire : M2.

Paramètres influençant $S_{MM}^A(f)$

La figure 8.7 montre la direction et la signifiante des effets des paramètres *régime*, *charge*, *carburant* et *point d’écoute* sur $S_{MM}^A(f)$.

Effet du régime sur $S_{MM}^A(f)$: Le régime a un effet significatif ($p < 0,01$) et fort sur toute la bande de fréquences étudiée : [500 Hz - 5 kHz]. Entre 1050 tr/min et 2800 tr/min, $S_{MM}^A(f)$ est relevé d’au moins 11 dB(A). Cet effet est plus important sur la bande [1 kHz - 3,5 kHz], où il est supérieur à 14 dB(A). L’effet maximal est de 16 dB(A) sur la bande [2,25 kHz - 2,5 kHz].

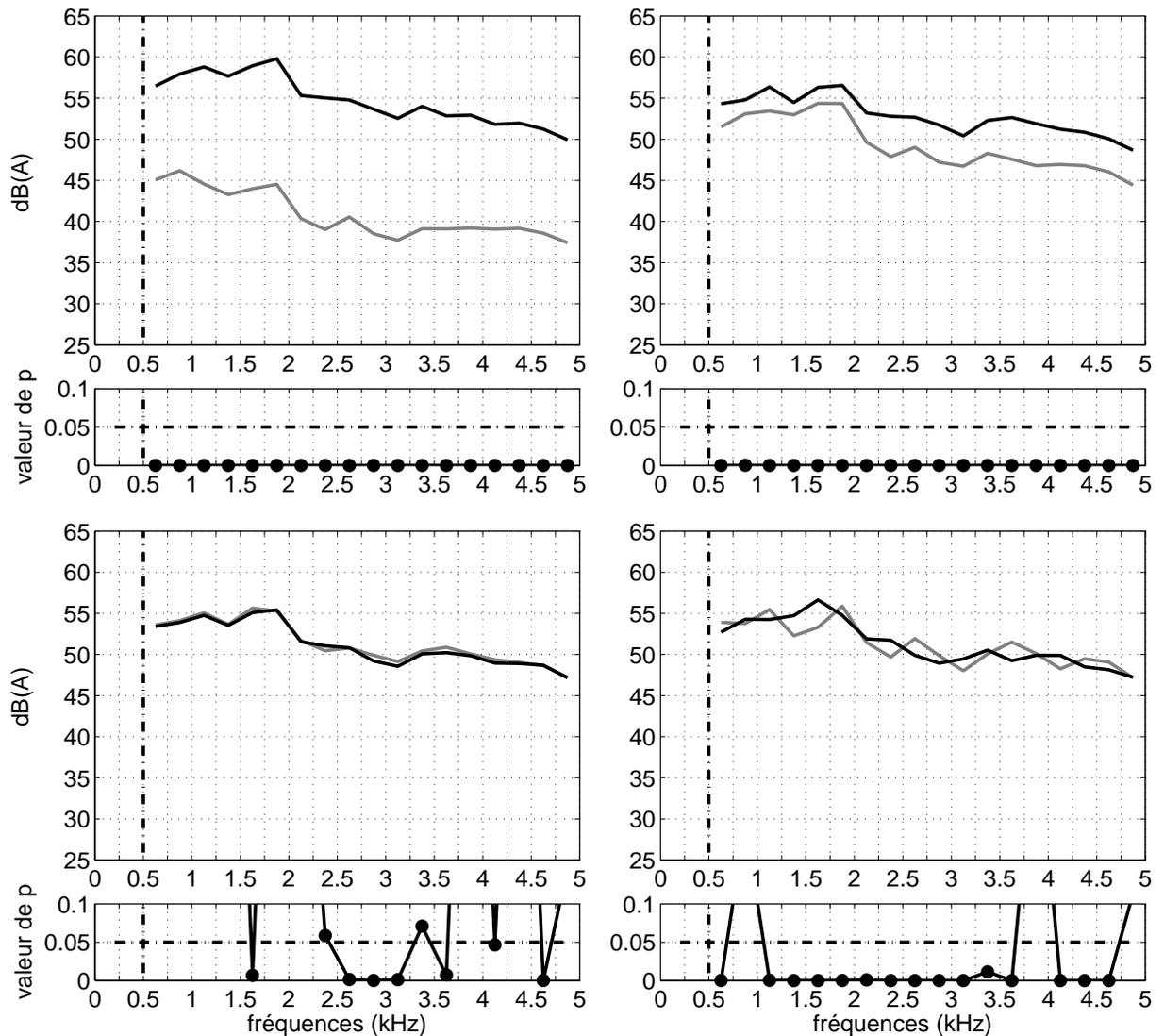


FIGURE 8.7 – Effet et signifiante de l'effet des paramètre *régime*, *charge*, *carburant* et *point d'écoute* sur $S_{MM}^A(f)$. En haut à gauche : effet du *régime*. Courbe grise : 1050 *tr/min*. Courbe noire : 2800 *tr/min*. En haut à droite : effet de la *charge*. Courbe grise : *charge 0%*. Courbe noire : *charge 100%*. En bas à gauche : effet du *carburant*. Courbe grise : *classique*. Courbe noire : *GTL 75%*. En bas à droite : effet du *point d'écoute*. Courbe grise : *M1*. Courbe noire : *M2*.

Effet de la charge sur $S_{MM}^A(f)$: La *charge* a un effet significatif ($p < 0,01$) sur toute la bande de fréquences étudiée. Entre la *charge 0%* et la *charge 100%*, $S_{MM}^A(f)$ est relevé d'au moins 1,5 dB(A). Cet effet est plus important sur les fréquences élevées ; il est supérieur à 3 dB(A) sur toute la bande [2 kHz - 5 kHz]. L'effet maximal est de 5 dB(A) sur les bandes [2,25 kHz - 2,5 kHz] et [3,5 kHz - 4 kHz].

Effet du carburant sur $S_{MM}^A(f)$: Le *carburant* a un effet significatif ($p < 0,05$) mais faible. Le *GTL 75%* rabaisse $S_{MM}^A(f)$ sur les bandes [1,5 kHz - 1,75 kHz], [2,75 kHz - 3,25 kHz], [3,5 kHz - 3,75 kHz] et [4 kHz - 4,25 kHz] (amplitude -0,5 dB(A)). Il relève $S_{MM}^A(f)$ de manière infime sur les bandes [2,5 kHz - 2,75 kHz] et [4,5 kHz - 4,75 kHz] (amplitude 0,1 dB(A)).

Effet du point d'écoute sur $S_{MM}^A(f)$: Le point d'écoute a un effet significatif ($p < 0,01$) sur toutes les bandes de fréquences, sauf [750 Hz - 1 kHz], [3,75 Hz - 4 kHz] et [4,75 kHz - 5 kHz]. M2 a capté plus de bruit mécanique que M1 sur les bandes [1,25 kHz - 1,75 kHz] (amplitude 3 dB(A)), [2 kHz - 2,5 kHz] (amplitude 2 dB(A)), [3 kHz - 3,5 kHz] et [4 kHz - 4,25 kHz] (amplitude 1,5 dB(A)). En revanche, il a capté moins de bruit mécanique sur les bandes [2,5 kHz - 3 kHz], [3,5 kHz - 3,75 kHz] (amplitude -2 dB(A)), [500 Hz - 750 Hz], [1 kHz - 1,25 kHz], [1,75 kHz - 2 kHz] et [4,25 kHz - 4,75 kHz] (amplitude -1 dB(A)).

Paramètres influençant N_C^A

La figure 8.8 (graphes du haut) présente les niveaux de bruit de combustion perçus aux points d'écoute occupés par les microphones M1 et M2, en fonction des paramètres *régime*, *charge* et *carburant*. Le *régime*, la *charge* et le *point d'écoute* ont un effet significatif sur N_C^A ($p < 0,01$). L'effet le plus fort est celui du *régime*. $N_C^A(\text{régime})$ est une fonction croissante qui augmente de 11 dB(A) entre 1050 tr/min et 2800 tr/min. $N_C^A(\text{charge})$ est également une fonction croissante ; elle augmente d'environ 3 dB(A) entre *charge 0%* et *charge 100%*. Le microphone M1 a capté plus de bruit de combustion que M2 (+ 1,7 dB(A)). Au-dessus du carter-cylindres, M1 était bien situé pour mesurer cette composante. Le *carburant* a un effet faible mais significatif ($p < 0,05$) sur N_C^A . Les carburants *évolué*, *GTL 25%*, *GTL 50%* et *GTL 75%* génèrent des bruits de combustion de niveaux similaires. Le carburant *classique* se démarque des autres ; il génère un peu plus de bruit de combustion (+ 0,8 dB(A)).

Paramètres influençant N_M^A

La figure 8.8 (graphes du haut) présente les niveaux de bruit mécanique perçus aux points d'écoute occupés par les microphones M1 et M2, en fonction des paramètres *régime*, *charge* et *carburant*. Le *régime*, la *charge* et le *point d'écoute* ont un effet significatif sur N_M^A ($p < 0,01$). L'effet le plus fort est celui du *régime*. $N_M^A(\text{régime})$ est une fonction croissante qui augmente de 14 dB(A) entre 1050 tr/min et 2800 tr/min. $N_M^A(\text{charge})$ est également une fonction croissante ; elle augmente d'environ 3,5 dB(A) entre *charge 0%* et *charge 100%*. Le microphone M1 a capté légèrement plus de bruit mécanique que le microphone M2 (+ 0,5 dB(A)). Cette différence est probablement due au bruit de basculement de piston, qui est une source prédominante. Au-dessus de carter-cylindres, M1 est mieux placé que M2 pour capter sa contribution. Le *carburant* n'a pas d'effet significatif sur le niveau de bruit mécanique ($p = 0,09$).

Paramètres influençant η_M^A

La figure 8.8 (graphes du bas) présente la différence entre le niveau du bruit mécanique et le niveau du bruit de combustion perçus aux points d'écoute occupés par les microphones M1 et M2, en fonction des paramètres *régime*, *charge* et *carburant*. Statistiquement, M1 et M2 ont capté des bruits de moteur dominés par le bruit mécanique ($\eta_M^A > 0$), quels que soient le *régime*, la *charge* et le *carburant*. Le *point d'écoute* a un effet significatif sur η_M^A ($p < 0,01$). La dominance du bruit mécanique est plus nette au point d'écoute occupé par M2, car il était situé face à une source de bruit mécanique (la distribution) et loin du carter-cylindre. Le *régime* a un effet significatif sur η_M^A ($p < 0,01$). Cet effet a une amplitude d'environ 2,5 dB(A).

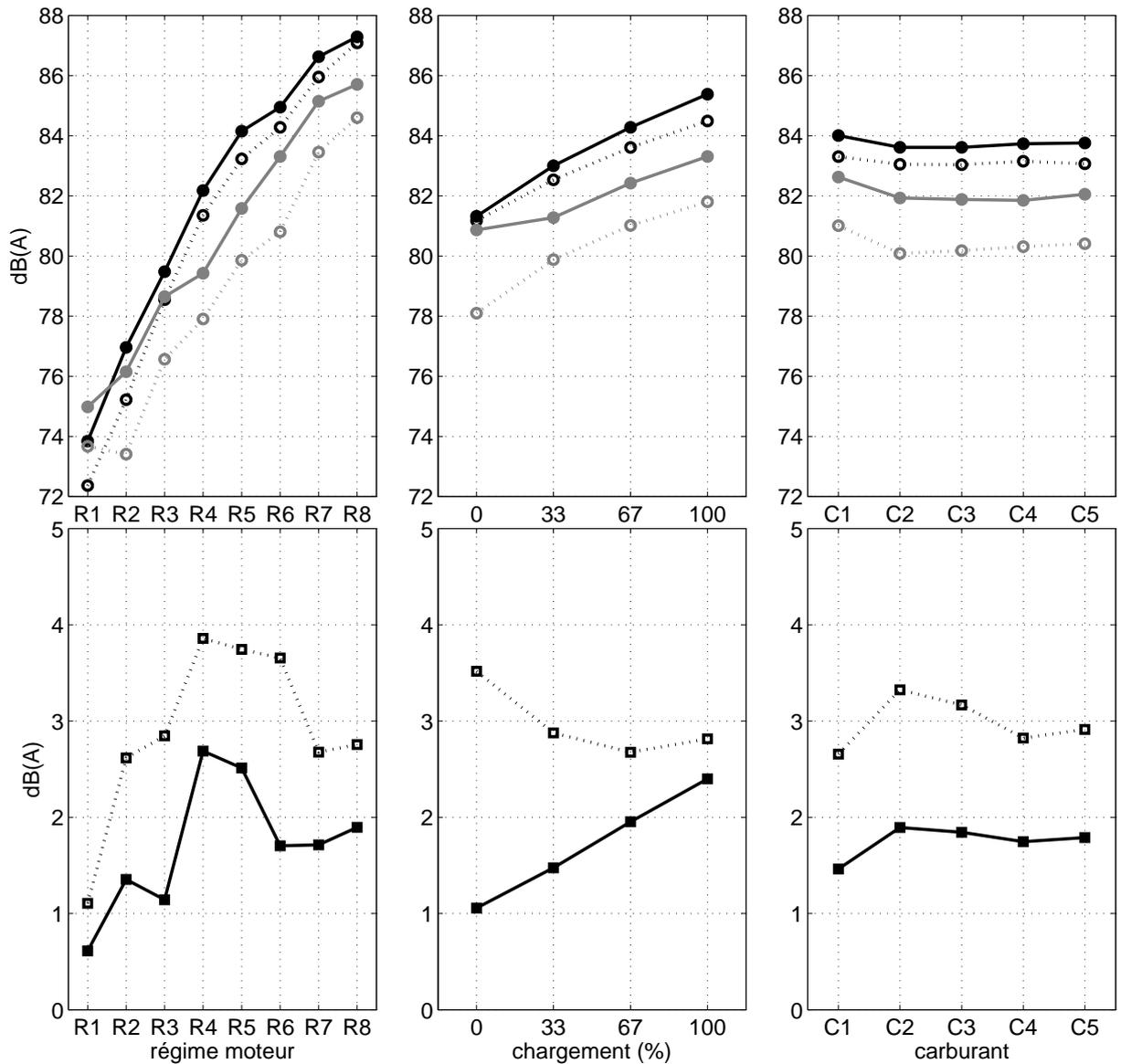


FIGURE 8.8 – Graphes du haut : Effet des paramètres *régime* (graphe de gauche), *charge* (graphe du milieu) et *carburant* (graphe de droite) sur les niveaux N_C^A (courbes grises) et N_M^A (courbes noires) captés par les microphones M1 (traits pleins) et M2 (pointillés). Graphes du bas : Effet des paramètres *régime* (graphe de gauche), *charge* (graphe du milieu) et *carburant* (graphe de droite) sur les valeurs de η_M^A mesurées aux *points d'écoutes* occupés par les microphones M1 (traits pleins) et M2 (pointillés). Moyennes marginales obtenues sur le plan d'expérience complet.

Dans les bas régimes, la composition du bruit de moteur évolue vite : η_M^A passe de son minimum à son maximum entre 1050 tr/min et 1800 tr/min , donc le bruit mécanique augmente plus vite que le bruit de combustion (on peut le vérifier sur les graphes de $N_C^A(\text{régime})$ et $N_M^A(\text{régime})$). η_M^A perd 1 dB(A) entre 1800 tr/min et 2550 tr/min , mais le bruit mécanique reste majoritaire. Finalement, η_M^A remonte très légèrement à partir de 2550 tr/min . Les ingénieurs optimisent les réglages de combustion (afin de la rendre plus douce) en se basant sur les points de fonctionnement (régime et charge) extrêmes. Il est donc probable que le bruit de combustion augmente moins vite que le bruit mécanique dans les hauts régimes. La tendance observée entre 2550 tr/min

et 2800 tr/min est donc susceptible de se poursuivre au-delà.

L'effet de la *charge* n'est pas le même sur la composition des bruits de moteur captés par M1 et M2. Cette interaction de la *charge* et du *point d'écoute* est significative ($p < 0,01$) d'après le test ANOVA³. La position de M1 est favorable au bruit de combustion et de basculement de piston. Il semble que le second augmente plus vite que le premier en fonction de la *charge*, car η_M^A gagne 1,5 dB(A) entre *charge 0%* et *charge 100%*. La position de M2 (en face de la distribution) favorise le bruit mécanique indépendant de la charge. Cependant, M2 capte aussi du bruit de combustion, qui augmente avec la charge. En conséquence, M2 'voit' η_M^A diminuer de presque 1 dB(A) entre *charge 0%* et *charge 67%*, puis η_M^A cesse de diminuer entre *charge 67%* et *charge 100%* (ce qui pourrait s'expliquer par la raison déjà évoquée, *i.e.* l'optimisation des réglages de combustion pour les régimes et les charges extrêmes).

Le *carburant* a un effet significatif ($p < 0,01$) mais faible sur η_M . L'amplitude de cet effet est plus grande sur M2 (0,7 dB(A)) que sur M1 (0,1 dB(A)). Le bruit mécanique capté par M1 dépend de la combustion car le basculement de piston y contribue largement ; il varie donc dans le même sens que le bruit de combustion. En conséquence, η_M est relativement insensible au *carburant*. Par contre, M2 capte relativement mieux les variations du bruit de combustion que celles du bruit mécanique. En conséquence, par rapport à M1, M2 'voit' plus de variations dans la composition du bruit du moteur. Le *carburant* qui fait le plus (respectivement le moins) ressortir le bruit de combustion est le *classique* (respectivement l'*évolué*).

8.2.3 Bilan

Le régime, et dans une moindre mesure la charge, sont les paramètres qui contrôlent le bruit du moteur $D(t)$. Sur notre plan d'expérience, le régime a montré un effet six fois plus fort que la charge sur le niveau sonore du moteur. La montée en régime relève le spectre de $D(t)$ de manière homogène. La charge le relève surtout au-delà de 2 kHz. Le bruit mécanique $M(t)$ domine généralement le bruit de combustion, mais ce rapport de force peut s'inverser. Selon le point de fonctionnement, le bruit mécanique peut monter jusqu'à 6 dB(A) au-dessus du bruit de combustion, ou descendre 5 dB(A) en-dessous. En moyenne, $M(t)$ domine largement sur les bandes [750 Hz - 1,5 kHz] et [4,25 kHz - 5 kHz]. Le bruit de combustion ressort surtout en dessous de 1 kHz et sur les bandes [1,5 kHz - 2 kHz], [2,5 kHz - 2,75 kHz] et [3,25 kHz - 3,75 kHz]. La montée en régime et le chargement du moteur renforce les niveaux de $C(t)$ et $M(t)$, mais ils n'agissent pas de la même façon sur leurs spectres. Le spectre de $M(t)$ est relevé de façon homogène. Sur la bande [2 kHz - 4,25 kHz], la montée en régime et le chargement relèvent le spectre de $C(t)$ d'une quantité proportionnelle à la fréquence. En dessous de 1,5 kHz, la montée en régime relève ce spectre d'une quantité inversement proportionnelle à la fréquence, et le chargement le rabaisse légèrement sur la bande [750 Hz - 2kHz]. Au final, $M(t)$ ressort surtout aux régimes moyens (autour de 1800 tr/min), alors que les plus bas régimes favorisent $C(t)$. Au-dessus du carter-cylindre, $C(t)$ ressort mieux à faible charge. En face de la distribution, il ressort mieux à forte charge. Au-dessus du carter-cylindre, on capte mieux $C(t)$ même si $M(t)$ est aussi légèrement renforcé, notamment par le basculement de piston.

3. Le test de Friedman ne permet pas de tester les interactions.

Conclusion et perspectives

Le but de nos recherches était de séparer le bruit de combustion et le bruit mécanique générés par un moteur Diesel. Ces bruits sont difficilement séparables pour les raisons suivantes : ils ont des niveaux comparables, ils se chevauchent dans le plan temps-fréquence, et ils sont corrélés. Nous avons montré que leur séparation est tout de même possible. La solution consiste à utiliser un spectrofiltre calculé avec la partie aléatoire des pressions-cylindre et du bruit global. Le spectrofiltre estime le transfert vibroacoustique des forces de combustion entre les cylindres du moteur et le point d'écoute du bruit rayonné. Nous avons proposé une formalisation de son erreur, qui peut être scindée en deux contributions : l'erreur aléatoire et l'erreur de biais⁴. Une étude théorique a mis en évidence l'avantage et l'inconvénient d'exploiter la partie aléatoire des signaux : cette méthode réduit l'erreur de biais, mais elle augmente l'erreur aléatoire. Une étude expérimentale était donc requise pour peser le pour et le contre.

Notre première expérience numérique a donné des résultats encourageants. Elle consistait à séparer deux signaux fortement corrélés. Les signaux expérimentaux étaient composés d'impulsions synchrones et comparables en termes de niveau et de contenu fréquentiel. Dans ces conditions, la méthode s'est révélée nettement supérieure au spectrofiltre classique. Autrement dit, la réduction de l'erreur de biais a largement compensé l'augmentation de l'erreur aléatoire. Notre seconde expérience numérique se rapprochait plus des conditions réelles. Elle consistait à séparer le bruit de combustion et le bruit mécanique d'un moteur Diesel à 4 cylindres. Ces bruits étaient générés par un simulateur qui permettait d'ajuster le niveau relatif des bruits à séparer, leur synchronisation, et le niveau de bruit de fond. Les résultats ont confirmé la nette supériorité de la méthode face au spectrofiltre classique. Elle est plus robuste au niveau de bruit mécanique. Un modèle simple a montré que la combustion et le basculement de piston sont très fortement synchronisés. Notre simulation a montré que la méthode peut séparer ces deux sources, contrairement au spectrofiltre classique. Par ailleurs, elle est insensible au bruit de mesure tant qu'il n'atteint pas des niveaux extrêmes. Le régime moteur affecte les performances de la méthodes ; celles-ci sont moins bonnes à haut régime à cause d'une perte de résolution fréquentielle. Nous avons constaté que la cartographie d'injection avait également un effet : l'erreur augmente quand l'injection pilote est très marquée. D'autre part, nous avons pu évaluer l'importance des paramètres de traitement du signal. L'échantillonnage temporel est préférable à l'échantillonnage angulaire. La méthode est utilisable avec des signaux de courte durée. En effet, nous avons observé la convergence des spectrofiltres à partir de 50 cycles moteur, ce qui correspond à environ 7 s de signal pour un ralenti à 800 tr/min. Enfin,

4. L'erreur aléatoire a deux origines : la cohérence non-unitaire entre les pressions-cylindre et le bruit mesurés, et leurs longueurs finies. L'erreur de biais provient de la cohérence non-nulle entre les bruits à séparer.

nous insistons sur la nécessité d'optimiser les fenêtres d'analyse qui servent à conditionner les signaux avant le calcul des spectrofiltres. Cette optimisation s'est révélée moins sensible avec la partie aléatoire des signaux. Pour le ralenti, nous conseillons d'utiliser une fenêtre de Tukey longue de 180°AV , et unitaire sur une longueur de 40°AV après le PMH. Pour les régimes plus élevés, nous conseillons d'utiliser la même forme de fenêtre⁵ mais d'augmenter sa longueur totale proportionnellement au régime. La troisième expérience se déroulait en conditions réelles. Nous avons constaté que le spectrofiltre est plus causal quand il est calculé avec les parties aléatoires des signaux. Il est également plus robuste aux variations du point de fonctionnement. Ces deux indices montrent qu'il estime mieux les transferts vibroacoustiques des forces de combustion. En conclusion, la méthode est largement supérieure au spectrofiltre classique. Elle donne une erreur aléatoire très importante en-dessous de 250 Hz, où la partie aléatoire des signaux se noie dans le bruit de mesure. La méthode est équivalente au spectrofiltre classique au-dessus de 5 kHz, où l'énergie des signaux est majoritairement aléatoire.

Nous avons finalement appliqué la méthode en conditions réelles pour étudier les transferts vibroacoustiques des forces de combustion et la composition du bruit de moteur relativement au point de fonctionnement. Les transferts sont plus importants à haut régime, à forte charge et (dans une moindre mesure) avec les carburants à forte teneur en GTL. Ces effets ont lieu principalement au-dessus de 2 kHz, et ils pourraient traduire une augmentation des transferts par la voie basse sous l'effet de la température. Le bruit mécanique domine le bruit de combustion pour la plupart des points de fonctionnement, mais la tendance s'inverse dans certains cas. Le bruit de combustion ressort surtout à bas régime. La montée en régime et le chargement du moteur relèvent le spectre du bruit mécanique de manière homogène. Leur effet sur le bruit de combustion est moins fort, et il dépend de la fréquence. La montée en régime renforce le bruit de combustion principalement en-dessous de 1 kHz et au-dessus de 2 kHz. Le chargement relève son spectre au-dessus de 2 kHz.

La méthode que nous avons évaluée donne de bons résultats dans le cas du ralenti. Elle permet d'estimer finement les transferts vibroacoustiques de la combustion. Les ingénieurs pourraient donc l'utiliser pour tester l'efficacité de nouveaux écrans acoustiques destinés à limiter le bruit de combustion. Ces écrans seraient surtout utiles quand le moteur est chaud, car c'est le bruit du basculement de piston qui prédomine quand le moteur est froid. Les moteurs sont surtout optimisés vis-à-vis de leurs performances et de leur pollution atmosphérique, et il n'est pas rare que cette optimisation renforce le bruit du moteur et/ou modifie son timbre de façon non souhaitable. Or le bruit du moteur devient de plus en plus important à maîtriser, vis-à-vis des normes environnementales et des attentes de la clientèle. Ce bruit doit être optimisé en priorité pour les régimes de ralenti et d'accélération, qui correspondent aux situations de type attente au feu rouge, démarrage, etc.. En effet, c'est surtout dans ces situations que les auditeurs y sont exposés et attentifs, qu'ils soient à l'intérieur ou à l'extérieur du véhicule. A l'aide de la méthode proposée, les ingénieurs pourraient écouter le bruit de combustion et le bruit mécanique séparément, ce qui leur permettrait de mieux cibler les réglages à effectuer afin d'améliorer le bruit global. De plus, dans un contexte de crise pétrolière annoncée, les carburants sont voués à évoluer

5. La forme de cette fenêtre est caractérisée par le rapport entre sa 'longueur unitaire post-PMH' et sa longueur totale.

au cours des prochaines années. L'isolation du bruit de combustion pourrait donc s'avérer utile pour étudier l'effet des différents carburants sur la qualité sonore. Notre étude s'est limitée aux régimes stabilisés, et nous avons constaté que les transferts dépendent du point de fonctionnement. En toute rigueur, il faudrait donc développer des filtres adaptatifs pour pouvoir travailler les bruits d'accélération. Par ailleurs, les transferts vibratoires de la combustion présentent des variations cycliques puisqu'ils se font surtout par l'attelage mobile. Le développement de filtres à variations périodiques pourrait donc améliorer les résultats obtenus. Le développement d'un estimateur de type corrélofiltre permettrait d'implémenter la méthode en temps réel. Les ingénieurs pourraient ainsi directement évaluer l'effet de leur action sur le bruit de combustion ou sur le bruit mécanique.

Bibliographie

- [ABGW06] J. Antoni, R. Boustany, F. Gautier, and S. Wang. Source separation in diesel engines with the cyclic wiener filter. In *Proceedings of Euronoise, Tampere, Finland*, 2006.
- [ABRB04] J. Antoni, F. Bonnardot, A. Raad, and M.EL. Badaoui. Cyclostationary modelling of rotating machine vibration signals. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18 :1285–1314, 2004.
- [ABRT80] A. Alpini, M. Busso, G. Ruspa, and G. Turino. Analysis techniques of combustion noise and vibrations in diesel engines. *S.A.E. Technical paper series*, 800406, 1980.
- [ACE04] ACEA. *Why diesel ?* Brochure of the European Automobile Manufacturers Association, 2004.
- [AD03] F. Abrard and Y. Deville. Blind separation of dependent sources using the "time-frequency ratio of mixtures" approach. In *Proceedings of the 7th International Symposium on Signal Processing and Its Applications*, 2003.
- [ADG02] J. Antoni, J. Danière, and F. Guillet. Effective vibration analysis of ic engines using cyclostationarity. part i : A methodology for condition monitoring. *Journal of Sound and Vibration*, 257(5) :815–837, 2002.
- [ADGR02] J. Antoni, J. Danière, F. Guillet, and R.B. Randall. Effective vibration analysis of ic engines using cyclostationarity. part ii : New results on the reconstruction of the cylinder pressures. *Journal of Sound and Vibration*, 257(5) :839–856, 2002.
- [AG01] I. Antoniadis and G.Glossiotis. Cyclostationary analysis of rolling-element bearing vibration signals. *Journal of Sound and Vibration*, 248(5) :829–845, 2001.
- [Alb95] M.F. Albright. Conditioned source analysis, a technique for multiple input system identification with application to combustion energy separation in piston engines. *S.A.E. Technical paper series*, 951376, 1995.
- [Ant00] J. Antoni. *Apport de l'échantillonnage angulaire et de la cyclostationarité au diagnostic par analyse vibratoire des moteurs thermiques*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 2000.
- [Ant09] J. Antoni. Cyclostationarity by examples. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 23 :987–1036, 2009.
- [AR04] J. Antoni and R. B. Randall. Unsupervised noise cancellation for vibration signals : Part i - evaluation of adaptive algorithms. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18 :89–101, 2004.
- [ASHT05] N. Alt, H.D. Sonntag, S. Heuer, and R. Thiele. Diesel engine cold start noise improvement. *S.A.E. Technical paper series*, 2005-01-2490, 2005.

- [BAK05] H. Buchner, R. Aichner, and W. Kellermann. A generalization of blind source separation algorithms for convolutive mixtures based on second-order statistics. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 13(1) :120–133, 2005.
- [BBI⁺06] F. Bonnardot, R. Boustany, A. Ibrahim, K. Sabri, J. Antoni, and M. El Badaoui. Don't ignore cyclostationarity : use it to advantage. In *Proceedings of the International Seminar on Modal Analysis, K.U. Leuven, Belgium*, 2006.
- [BBR⁺05] F. Bonnardot, M. El Badaoui, R.B. Randall, J. Danière, and F. Guillet. Use of the acceleration signal of a gearbox in order to perform angular resampling (with limited speed fluctuation). *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19 :766–785, 2005.
- [BDB97] J. R. Blough, S. M. Dumbacher, and D. L. Brown. Time scale re-sampling to improve transient event averaging. In *Proceedings of the SAE Noise and Vibration Conference, Traverse City, Michigan USA*, 1997.
- [Ben58a] J.S. Bendat. *Principles and applications of random noise theory*. John Wiley & sons Inc., New York, 1958.
- [Ben58b] W. Bennett. Statistics of regenerative digital transmission. *Bell Systems Technical Journal*, 37 :1501–1542, 1958.
- [BH05] M. Bodden and R. Heinrichs. Diesel sound quality and analysis. In *Proceedings of the 4th European Acoustical Meeting Forum Acusticum, Budapest, Hungary*, 2005.
- [BH07] M. Bodden and R. Heinrichs. Diesel impulsiveness : technical process. In *Proceedings of the 36th Inter-Noise, Istanbul, Turkey*, 2007.
- [BHCA05] N. Bouguerriou, M. Haritopoulos, C. Capdessus, and L. Allam. Novel cyclostationarity-based blind source separation algorithm using second order statistical properties : Theory and application to the bearing defect diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19 :1260–1281, 2005.
- [BK94] J. F. Böhme and D. König. Statistical processing of car engine signals for combustion diagnosis. In *Proceedings of the IEEE 7th SP Workshop on Statistical Signal and Array Processing*, 1994.
- [BKS81] D. Baudois, W. Kofman, and A. Silvent. Etude théorique et expérimentale du corrélo-filtre. In *Actes du 8^{ème} colloque GRETSI, Nice, France*, 1981.
- [BMMR03] M. Badami, F. Mallamo, F. Millo, and E. Rossi. Experimental investigation on the effect of multiple injection strategies on emissions, noise and brake specific fuel consumption of an automotive direct injection common-rail diesel engine. *International Journal of Engine Research*, 4(4) :299–314, 2003.
- [Bon04] F. Bonnardot. *Comparaison entre les analyses angulaire et temporelle des signaux vibratoires de machines tournantes. Etude du concept de cyclostationnarité floue*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 2004.
- [BP80] J.S. Bendat and A.G. Piersol. *Engineering applications of correlation and spectral analysis*. Wiley-Interscience, New York, 1980.
- [BRG05] F. Bonnardot, R.B. Randall, and F. Guillet. Extraction of second-order cyclostationary sources - application to vibration analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19 :1230–1244, 2005.

- [BRS78] D. Baudois, G. Revol, and A. Silvent. Introduction à l'étude du spectrofiltre. *Rapport CEPHAG*, 1/78 :44, 1978.
- [BRU95] Order tracking analysis. *Number Technical Review. Brüel & Kjaer.*, 2, 1995.
- [BS79] D. Baudois and A. Silvent. Application du corrélofiltre à l'élimination de raies en présence de bruit stationnaire. In *Actes du 7^{ème} colloque sur le traitement du signal et ses applications*, 1979.
- [BS80] S. Braun and B. Seth. Analysis of repetitive mechanism signatures. *Journal of Sound and Vibration*, 70(4) :513–522, 1980.
- [CAK02] S. H. Cho, S. T. Ahn, and Y. H. Kim. A simple model to estimate the impact force induced by piston slap. *Journal of Sound and Vibration*, 255(2) :229–242, 2002.
- [Car01] J. F. Cardoso. The three easy routes to independent component analysis, contrasts and geometry. In *Proceedings of the Independent Component Analysis Workshop, San Diego, California, USA*, pages 1–6, 2001.
- [CBWB99] S. Carstens-Behrens, M. Wagner, and J. F. Böhme. Improved knock detection by time variant filtered structure-borne sound. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), Phoenix, Arizona, USA*, 1999.
- [CCH75] J.Y. Chung, M.J. Crocker, and J.F. Hamilton. Measurement of frequency responses and the multiple coherence function of the noise-generation system of a diesel engine. *Journal of the Acoustical Society of America*, 58(3) :635–642, 1975.
- [Cen91] Lucas Industries Noise Centre, editor. *Combustion Noise Meter, Instruction manual*. Lucas Industries Noise Centre, 1991.
- [CG07] F. Combet and L. Gelman. An automated methodology for performing time synchronous averaging of a gearbox signal without speed sensor. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2 :2590–2606, 2007.
- [CL95] D.J. Mac Carthy and R.H. Lyon. Recovery of impact signatures in machine structures. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 9 :465–483, 1995.
- [CN98] A.C. Mac Cormick and A.K. Nandi. Cyclostationarity in rotating machine vibrations. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 12(2) :225–242, 1998.
- [Coh98] L. Cohen. The generalization of the wiener-khinchin theorem. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1998.
- [Com85] P. Comon. *Traitement de signaux magnétiques multivariables*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 1985.
- [Com90] P. Comon. Analyse en composantes indépendantes et identification aveugle. *Traitement du Signal*, 7(5), 1990.
- [Cra63] W. S. Craig. *Theoretical relationship between combustion pressure and engine vibration*. Society of Automotive Engineers (S. A. E.), New-York, 1963.
- [CRAES86] W. Craelius, M. Restivo, M.A. Assadi, and N. El-Sherif. Criteria for optimal averaging of cardiac signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-33(10) :957–966, 1986.

- [CSL94] C. Capdessus, M. Sidahmed, and J.L. Lacoume. Cyclostationarity : a new signal processing tool for vibration analysis and diagnostic. In *Proceedings of the International Gearing Conference, Newcastle, England, 1994*.
- [CSL95] C. Capdessus, M. Sidahmed, and J.L. Lacoume. Apport de la théorie des processus cyclostationnaires à l'analyse et au diagnostic des engrenages. In *Proceedings of the 2nd International Symposium on Acoustical and Vibratory Surveillance Methods and Diagnostic Techniques, Senlis, France, 1995*.
- [DGP82] J. Dixon, E.C. Grover, and T. Priede. Simulation of combustion induced noise in a non-running engine structure by impulsive hydraulic excitation. *S.A.E. Technical paper series*, 820364, 1982.
- [DZ99] H. J. Decker and J. J. Zakrajsek. Comparison of interpolation methods as applied to time synchronous averaging. In *Prepared for the 53rd meeting sponsored by the Society for Machine Failure Prevention Technology, Virginia Beach, Virginia, USA, 1999*.
- [EBDGS05] M. El Badaoui, J. Danière, F. Guillet, and C. Servièrè. Separation of combustion noise and piston-slap in diesel engine - part i : Separation of combustion noise and piston-slap in diesel engine by cyclic wiener filtering. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19 :1209–1217, 2005.
- [FG87] G. Faucon and A. Gilloire. Comparaison de structures de corrélofiltre. application au débruitage de la parole. In *Actes du 11^{ème} colloque GRETSI, Nice, France, 1987*.
- [FM97] K. R. Fyfe and E. D. S. Munck. Analysis of computer order tracking. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 11(2) :187–205, 1997.
- [FNHG04] M. French, M. Nowland, D. Hedges, and D. Greeley. Reducing noise from gasoline engine injectors. *International Journal of Vehicle Noise and Vibration*, 1 :83–96, 2004.
- [Fri37] M. Friedman. The use of ranks to avoid the assumption of normality implicit in the analysis of variance. *Journal of the American Statistical Association*, 32(200) :675–701, 1937.
- [FS84] P.D. Mc Fadden and J.D. Smith. Vibration monitoring of rolling element bearings by the high frequency transmission technique - a review. *Tribology International*, 17, 1984.
- [FT00] P. D. Mc Fadden and M. M. Toozhy. Application of synchronous averaging to vibration monitoring of rolling element bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 14(6) :891–906, 2000.
- [Gar93] W.A. Gardner. Cyclic wiener filtering : theory and method. *IEEE Transactions on communications*, 41(1) :151–163, 1993.
- [Gar94] W.A. Gardner. *Cyclostationarity in communications and signal processing. First edition*. IEEE Press, New York, 1994.
- [GC05] Z. Geng and J. Chen. Investigation into piston-slap induced vibration for engine condition simulation and monitoring. *Journal of Sound and Vibration*, 282 :735–751, 2005.

- [GCB91] J. F. Guerre-Chaley and D. Baudois. Etude du spectrofiltre adaptatif multivariable avec facteur d'oubli. *Traitement du Signal*, 8(3) :145–154, 1991.
- [GF75] W.A. Gardner and L.E. Franks. Characterization of cyclostationary random signal processes. *IEEE Transactions on information theory*, IT-21(1) :4–14, 1975.
- [GL73] E. C. Grover and N. Lalor. A review of low noise diesel engine design at i.s.v.r. *Journal of Sound and Vibration*, 28(3) :403–431, 1973.
- [GL80] G. H. Golub and C. F. Van Loan. An analysis of the total least squares problem. *SIAM Journal of Numerical Analysis*, 17(6) :883–893, 1980.
- [Gla61] E. Gladyshev. Periodically correlated random sequences. *Soviet Mathematics Doklady*, 2 :385–388, 1961.
- [Gla63] E. Gladyshev. Periodically and almost-periodically correlated random processes with continuous time parameter. *Theory of Probability and its Applications*, 8 :173–177, 1963.
- [GLO] Glossaire acoustique. synthèse acoustique et vibrations.
- [GNP06] W. A. Gardner, A. Napolitano, and L. Paura. Cyclostationarity : Half a century of research. *Signal Processing*, 86 :639–697, 2006.
- [GR99] Y. Gao and R.B. Randall. Reconstruction of diesel engine cylindre pressure using a time domain smoothing technique. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 13(5) :709–722, 1999.
- [GS64] W.J. Griffiths and J. Skoreckia. Some aspects of vibrations of a single cylinder diesel engine. a - effects of cooling water on cylinder pressure and surface vibration. b - mechanics of piston slap. *Journal of Sound and Vibration*, 1(4) :345–346, 1964.
- [Had95] S. D. Haddad. Theoretical treatment of piston motion in i.c. piston engine for the prediction of piston slap excitation. *Mechanism and Machine Theory*, 30(2) :253–269, 1995.
- [Has04] A. Hastings. *Sound quality of diesel engines*. PhD thesis, Purdue University, Indiana, USA, 2004.
- [HG04] R. Heinrichs and U. Groemping. Customer driven diesel vehicle sound quality. In *Proceedings of the 33th Inter-Noise, Prague, Czech Republic*, 2004.
- [HH80] S.D. Haddad and D.A. Howard. Analysis of piston slap-induced noise and assessment of some methods of control in diesel engines. *S.A.E. Technical paper series*, 800517, 1980.
- [HHCL00] L. Hongxing, Z. Hongfu, J. Chengyu, and Q. Liangsheng. An improved algorithm for direct time-domain averaging. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 14(2) :279–285, 2000.
- [HK04] H. Hurd and T. Koski. The wold isomorphism for cyclostationary sequences. *Signal Processing*, 84 :813–824, 2004.
- [HKYA99] I. Hirano, M. Kondo, Y. Uraki, and Y. Asahara. Using multiple regression analysis to estimate the contribution of engine-radiated noise components. *JSAE Review*, 20 :363–368, 1999.

- [HM98] F. Hlawatsch and G. Matz. Time-frequency signal processing : a statistical perspective. In *Proceedings of the IEEE workshop on Circuits, Systems and Signal Processing, Mierlo, Netherlands*, 1998.
- [HMKK00] F. Hlawatsch, G. Matz, H. Kirchauer, and W. Kozek. Time-frequency formulation, design, and implementation of time-varying optimal filters for signal estimation. *IEEE Transactions on signal processing*, 48 :1417–1432, 2000.
- [HO00] A. Hyvärinen and E. Oja. Independent component analysis : algorithms and applications. *Neural Networks*, 13 :411–430, 2000.
- [HP74] S.D. Haddad and H.L. Pullen. Piston slap as a source of noise and vibration in diesel engines. *Journal of Sound and Vibration*, 34(2) :249–260, 1974.
- [HPP74] S.D. Haddad, T. Priede, and H.L. Pullen. Relation between combustion and mechanically induced noise in diesel engines. In *Proceedings of the 15th FISITA congress, Paris, France*, 1974.
- [HSH79] P.A. Hayes, F. Seybert, and J.F. Hamilton. A coherence model for piston-slap generated noise. *S.A.E. Technical paper series*, 790274, 1979.
- [HSTU81] Y. Hayashi, K. Sugihara, A. Toda, and Y. Ushijima. Analytical study on engine vibration transfer characteristics using single-shot combustion. *S.A.E. Technical paper series*, 810403, 1981.
- [HT95] S.D. Haddad and K.T. Tjan. An analytical study of offset piston and crankshaft designs and the effect of oil film on piston slap excitation in a diesel engine. *Mechanism and Machine Theory*, 30(2) :271–284, 1995.
- [Hyv99] A. Hyvärinen. Survey on independent component analysis. *Neural Computing Surveys*, 2 :94–128, 1999.
- [JH88] C. Jutten and J. Héroult. Independent component analysis versus principal component analysis. In *Proceedings of the European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Grenoble, France*, 1988.
- [Joh06] R. Johnsson. Cylinder pressure reconstruction based on complex radial basis function networks from vibration and speed signals. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20 :1923–1940, 2006.
- [Kal05] A. N. Kalashnikov. Effect of frame jitter in data acquisition systems. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 54 :2177–2183, 2005.
- [KB94] D. König and J. F. Böhme. Application of cyclostationary and time-frequency signal analysis to car engine diagnosis. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), Adelaide, SA, Australia*, 1994.
- [KHK95] H. Kirchauer, F. Hlawatsch, and W. Kozek. Time-frequency formulation and design of nonstationary wiener filters. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Detroit, Michigan, USA*, 1995.
- [Koe05] V. Koehl. *Influence des dispersions de structure sur la perception sonore*. PhD thesis, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, France, 2005.

- [Koj89] N. Kojima. An evaluation of combustion noise generation in diesel engine structure. *S.A.E. Technical paper series*, 890126, 1989.
- [KOY90] H. Kanda, M. Okubo, and T. Yonezawa. Analysis of noise sources and their transfer paths in diesel engines. *S.A.E. Technical paper series*, 900014, 1990.
- [KS95] H. Kamp and J. Spermann. New methods of evaluating and improving piston related noise in internal combustion engines. *S.A.E. Technical paper series*, 951238, 1995.
- [KTB95] D. König, C. Törk, and F. Böhme. Design of optimum periodic time varying filters for applications in combustion diagnosis of car engines. In *Proceedings of the International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Detroit, Michigan, USA*, 1995.
- [KZMK97] N. Kojima, H. Zhou, M. Mikami, and Y. Kawamoto. Separation of piston-slap noise from engine noise. In *Proceedings of the 26th Inter-Noise, Budapest, Hungary*, 1997.
- [LBS09] M. Lee, J. Stuart Bolton, and S. Suh. Estimation of the combustion-related noise transfer matrix of a multi-cylinder diesel engine. *Measurement Science & Technology*, 20(1), 2009.
- [LdPP⁺98] G. Lowet, P. Van de Ponsele, S. Pauwels, T. Van Wayanberge, and P. Sas. Development of a metric to quantify diesel engine irregularities. In *Proceedings of the 23rd International Seminar on Modal Analysis, K.U. Leuven, Belgium*, 1998.
- [Lec03] C. Leclère. *Etude et développement de la mesure indirecte d'efforts. Application à l'identification des sources internes d'un moteur Diesel*. PhD thesis, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, France, 2003.
- [LGP80] N. Lalor, E.C. Grover, and T. Priede. Engine noise due to mechanical impacts at pistons and bearings. *S.A.E. Technical paper series*, 800402, 1980.
- [LLM⁺97] G. Lejeune, J.L. Lacoume, P. Marchand, M. Durnerin, N. Martin, J. Lienard, A. Silvent, C. Mailhes, F. Castanie, P. Prieur, and G. Gouillet. Cyclostationnarités d'ordre 1 et 2 : application à des signaux vibratoires d'engrenages. In *Actes du 16^{ème} colloque GRETSI, Grenoble, France*, 1997.
- [LPLG06] Q. Leclère, L. Polac, B. Laulagnet, and J.L. Guyader. Vibro-acoustique des moteurs d'automobile. *Techniques de l'ingénieur*, 2006.
- [LR05] X. Liu and R. B. Randall. Blind source separation of internal combustion engine piston slap from other measured vibration signals. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19 :1196–1208, 2005.
- [Lyo88] R. H. Lyon. Vibration based diagnostics of machine transients. *Sound and Vibration*, 22(9) :18–22, 1988.
- [MBR95] O. Meste, E. Batailou, and H. Rix. Scaling factor and jitter characterization : an unified approach using mean and variance. In *Proceedings of the 17th annual conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*, 1995.
- [MCG97] J. L. Mari, F. Coppens, and F. Glangeaud. *Traitement du signal pour géologues et géophysiciens*. TECHNIP, 1997.

- [Mer74] H. Mermoz. Modularité du traitement adaptatif d'antenne. *Annals of Telecommunications*, 29(1-2) :43–54, 1974.
- [MH98] G. Matz and F. Hlawatsch. Robust time-varying wiener filters : theory and time-frequency formulation. In *Proceedings of the IEEE Symp. on time-frequency and time-scale analysis, Pittsburgh, Pennsylvania, USA*, 1998.
- [MHR01] G. Matz, F. Hlawatsch, and A. Raidl. Signal-adaptative robust time-varying wiener filters : best subspace selection and statistical analysis. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Salt Lake City, Utah, USA*, 2001.
- [MR91] O. Meste and H. Rix. Recurrent signals variability analysis : application to cardiac micropotentials. In *Proceedings of the annual international conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 1991.
- [MR96] O. Meste and H. Rix. Jitter statistics estimation in alignment processes. *Signal Processing*, 51(1) :41–53, 1996.
- [Naj98] M. Najim. Filtrage optimal. *Techniques de l'ingénieur*, 1998.
- [NHG05] S. V. Narasimhan, M. Hazarathaiyah, and P. V. S. Giridhar. Channel blind identification based on cyclostationarity and group delay. *Signal Processing*, 85(7) :1275–1286, 2005.
- [NYA97] T. Nakada, A. Yamamoto, and T. Abe. A numerical approach for piston secondary motion analysis and its application to the piston related noise. *S.A.E. Technical paper series*, 972043, 1997.
- [NYS99] K. Nakashima, Y. Yajima, and K. Suzuki. Approach to minimization of piston slap force for noise reduction - investigation of piston slap force by numerical simulation. *JSAE Review*, 20 :211–216, 1999.
- [OKY89] M. Okubo, H. Kanda, and T. Yonezawa. Analysis and reduction of piston slap noise in diesel engines. *S.A.E. Technical paper series*, 890127, 1989.
- [ON99] H. Ozawa and T. Nakada. Pseudo cylinder pressure excitation for analysing the noise characteristics of the engine structure. *JSAE Review*, 20 :67–72, 1999.
- [OS75] A. Oppenheim and R. W. Schaffer. *Digital signal processing*. Prentice-Hall, 1975.
- [Par98] L. Parra. *An introduction to Independent Component Analysis and Blind Source Separation*. Part of a course on Neural Network in the EE department in Princeton University, 1998.
- [Par02] G. Parker. Frequency domain frequency shift for optimal filtering of cyclostationary signals. *Digital Signal Processing*, 12 :561–589, 2002.
- [PBG85] T. Priede, J.M. Baker, E.C. Grover, and R. Ghazy. Characteristics of exciting forces and structural response of turbocharged diesel engines. *S.A.E. Technical paper series*, 850972, 1985.
- [Pd95] P. Prieur and G. d'Urso. Des indices de cyclostationarité pour la surveillance des engrenages. In *15^{ème} colloque GRETSI, Juan-Les-Pins, France*, 1995.
- [Pee01] G. Peeters. *Modèles et modification du signal sonore adaptés à ses caractéristiques locales*. PhD thesis, Université Paris VI, 2001.

- [PLP06] L. Pruvost, Q. Leclère, and E. Parizet. Diesel combustion noise extraction using wiener filtering. optimisation and validation of the method. In *Proceedings of the SIA's Automobile Comfort Conference, Le Mans, France, 2006*.
- [PLP07] L. Pruvost, Q. Leclère, and E. Parizet. Improvement of the spectrofilter - separation of coherent sources overlapping in time and frequency domains. In *Proceedings of the 19th International Conference on Acoustics, Madrid, Spain, 2007*.
- [Pot90] R. Potter. A new order tracking method for rotating machinery. *Sound and Vibration*, 24 :30–34, 1990.
- [Pot06] A. Potchinkov. Measurement of frequency responses of nonlinearly distorted siso systems in noisy environments with generalized parameter frequency response estimators. *Signal Processing*, 86 :2094–2114, 2006.
- [Pri79] T. Priede. Problems and developments in automotive engine noise research. *S.A.E. Technical paper series*, 790205, 1979.
- [Pri80] T. Priede. In search of origins of engine noise - an historical review. *S.A.E. Technical paper series*, 800234, 1980.
- [Pri81] M. B. Priestley. *Spectral analysis and time series*. Academic Press, New York, 1981.
- [PS03] L. Parra and P. Sajda. Blind source separation via generalized eigenvalue decomposition. *Journal of Machine Learning Research*, 4 :1261–1269, 2003.
- [PV93] P. B. Park and E. I. Verriest. Time-frequency transfer function and realization algorithm for discrete periodic linear systems. In *Proceedings of the 32nd conference on Decision and Control, San Antonio, Texas, USA, 1993*.
- [RAC01] R.B. Randall, J. Antoni, and S. Chobsaard. The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 15(5) :945–962, 2001.
- [RAS02] A. Raad, J. Antoni, and M. Sidahmed. Third-order cyclic characterization of vibration signals in rotating machinery. In *Proceedings of the 11th European Signal Processing Conference, Toulouse, France, 2002*.
- [RAS03] A. Raad, J. Antoni, and M. Sidahmed. Indicators of cyclostationarity : proposal, statistical evaluation and application to diagnostics. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Hong Kong, China, 2003*.
- [RAS08] A. Raad, J. Antoni, and M. Sidahmed. Indicators of cyclostationarity : Theory and application to gear fault monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22 :574–587, 2008.
- [Ren04] C. Renard. *Atténuation de structure et bruit de combustion. Contribution à l'expertise NVH sur les moteurs Diesel*. PhD thesis, Centre Technique Renault de Rueil-Malmaison, France, 2004.
- [RH85] M. F. Russell and R. Haworth. Combustion noise from high speed direct injection diesel engines. *S.A.E. Technical paper series*, 850973, 1985.

- [Ric31] H. R. Ricardo. *The high speed internal combustion engine. First edition.* Blackie and Sons Ltd, 1931.
- [Ric68] H. R. Ricardo. *Memories and machines, the pattern of my life.* Constable & Co, 1968.
- [RKL94] S. Riffi, M. Karmouche, and M. Lamotte. Estimation d'un signal entaché de bruit impulsif. *Le Journal de Physique IV 04 (Colloque C5, supplément au Journal de Physique III)*, 4 :1347–1351, 1994.
- [RP04] C. Renard and L. Polac. Combustion noise and piston slap noise : identification of two sources responsible for diesel engine's sound signature. In *Proceedings of the joint CFA/DAGA congress, Strasbourg, France, 2004.*
- [RPPS04] C. Renard, L. Polac, J.C. Pascal, and S. Sahraoui. Extraction of vibration sources in diesel engines. In *Proceedings of the 11th International Congress on Sound and Vibration, St. Petersburg, Russia, 2004.*
- [RRH96] R.B. Randall, Y. Ren, and H.Ngu. Diesel engine cylinder pressure reconstruction. In *Proceedings of the 21st International Seminar on Modal Analysis, K.U. Leuven, Belgium, 1996.*
- [Rus73] M.F. Russell. Automotive diesel engine noise and its control. *S.A.E. Technical paper series*, 730243, 1973.
- [Rus82] M.F. Russell. Diesel engine noise : control at source. *S.A.E. Technical paper series*, 820238, 1982.
- [SBGCS89] C. Servièrè, D. Baudois, J. F. Guerre-Chaley, and A. Silvent. Limitations des performances d'un soustracteur de bruit dans le cas de références polluées par le signal ou un bruit additif indépendant. In *Actes du 12^{ème} colloque GRETSI, Juan-les-Pins, France, 1989.*
- [SBS89] C. Servièrè, D. Baudois, and A. Silvent. Comparaison de deux méthodes d'estimation du gain complexe d'un filtre optimal au sens de wiener. *Traitement du Signal*, 6(6) :511–520, 1989.
- [SLB05] C. Servièrè, J. L. Lacoume, and M. El Badaoui. Separation of combustion noise and piston-slap in diesel engine - part ii : Separation of combustion noise and piston-slap using blind source separation methods. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19 :1218–1229, 2005.
- [SNHA07] P. Sellerbeck, C. Nettelbeck, R. Heinrichs, and T. Abels. Improving diesel sound quality on engine level and vehicle level - a holistic approach. *S.A.E. Technical paper series*, 2007-01-2372, 2007.
- [SPSG05] E. Serpedin, F. Panduru, I. Sari, and G. B. Giannakis. Bibliography on cyclostationarity. *Signal Processing*, 85 :2233–2303, 2005.
- [SWH04] G. Shu, H. Wei, and R. Han. Separate the noise of piston slapping from the combustion noise of the internal combustion engine. In *Proceedings of the 33th Inter-Noise, Prague, Czech Republic, 2004.*
- [Swo84] B. Swoboda. *Mécanique des moteurs alternatifs.* Institut Français du Pétrole, Ecole Nationale Supérieure du Pétrole et des Moteurs, Centre d'Etudes Supérieures des Moteurs et des Applications des Produits du Pétrole. Editions TECHNIP, 1984.

- [TC82] V. T. C. Tung and M. J. Crocker. Diesel engine noise and relationship to cylinder pressure. *S.A.E. Technical paper series*, 820237, 1982.
- [TH07] M. H. Tan and J. K. Hammond. A non-parametric approach for linear system identification using principal component analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21 :1576–1600, 2007.
- [UR65] E.E. Ungar and D. Ross. Vibrations and noise due to piston-slap in reciprocating machinery. *Journal of Sound and Vibration*, 2(2) :132–146, 1965.
- [Wei00] D. Wei. Optimum linear periodically time-varying filter. In *Proceedings of the 10th IEEE workshop on statistical signal and array processing, Pocono Manor, Pennsylvania, USA*, 2000.
- [Wel67] P. D. Welch. The use of fast fourier transform for the estimation of power spectra : A method based on time averaging over short, modified periodograms. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, 15(2) :70–73, 1967.
- [Wie50] N. Wiener. *Extrapolation, interpolation and smoothing of stationary time series*. The technology press of the Massachussets Institute of Technology. John Wiley & Sons Inc., New York, 1950.
- [WJC⁺75] B. Widrow, J. R. Glover Jr., J. M. Mc Cool, J. Kaunitz, C. S. Williams, R. H. Hearn, J. R. Zeidler, E. Dong Jr., and R. C. Goodlin. Adaptive noise cancelling : Principles and applications. *Proceedings of the IEEE*, 63(12) :1692–1716, 1975.
- [WKKT94] M. Wagner, E. Karlsson, D. König, and C. Törk. Time variant system identification for car engine signal analysis. In *Proceedings of the European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Edinburgh, Scotland*, 1994.
- [Wor98] K. Worden. Confidence bounds for frequency response functions from time series models. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 12(4) :559–569, 1998.
- [WTH06] P. R. White, M. H. Tan, and J. K. Hammond. Analysis of the maximum likelihood, total least squares and principal component approaches for frequency response function estimation. *Journal of Sound and Vibration*, 290 :676–689, 2006.
- [WV86] A. L. Wicks and H. Vold. The hs frequency response function estimator. In *Proceedings of the 4th International Modal Analysis Conference*, 1986.
- [YC83] Y. Yawata and M.J. Crocker. Identification of internal noise sources in diesel engines. *S.A.E. Technical paper series*, 831330, 1983.
- [ZÅRG98] G. Zurita, A. Ågren, R.B. Randall, and Y. Gao. Reconstruction of cylinder pressure time trace on a six-cylinder engine from acceleration measurements. In *Proceedings of the 23rd International Seminar on Modal Analysis, K.U. Leuven, Belgium*, 1998.
- [Zhe07] I. Zhekova. *Simulation de bruits de moteurs automobiles*. PhD thesis, Université de la Méditerranée, Laboratoire de Mécanique et Acoustique, financement CIFRE (PSA Peugeot Citroën), 2007.

FOLIO ADMINISTRATIF

THESE SOUTENUE DEVANT L'INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUEES DE LYON

NOM : **PRUVOST**

DATE de SOUTENANCE : 10/07/2009

Prénoms : **Laurent**

TITRE : **Extraction du bruit de combustion d'un moteur Diesel. Validation et développement d'un spectrofiltre.**

NATURE : Doctorat

Numéro d'ordre : 2009-ISAL-0054

Ecole doctorale : MEGA

Spécialité : Acoustique

Cote B.I.U. - Lyon : T 50/210/19 / et bis

CLASSE :

RESUME :

Cette thèse porte sur la validation et l'application d'un spectrofiltre pour séparer le bruit de combustion et le bruit mécanique d'un moteur Diesel. Le spectrofiltre est un estimateur de fonction de transfert. Dans le contexte de notre étude, il estime les transferts vibroacoustiques des forces de combustion entre les cylindres du moteur et le point d'écoute. Le spectrofiltre s'obtient à partir des pressions-cylindre et du bruit rayonné par le moteur. La méthode que nous examinons est une application de la théorie de la cyclostationnarité. Elle consiste à calculer le spectrofiltre à partir de la partie aléatoire des signaux. L'intérêt de cette méthode est de fortement réduire une erreur provenant de la cohérence entre la combustion et les sources de bruit mécanique. Cette méthode est d'abord justifiée sur la base d'arguments théoriques, et formalisée de façon à mettre en évidence ses avantages et ses inconvénients. Elle est ensuite validée par deux expériences numériques et une expérience en conditions réelles. Elle est finalement appliquée à l'étude des transferts vibroacoustiques des forces de combustion, et de la composition du bruit du moteur, relativement au point de fonctionnement (régime, charge, et teneur en GTL du carburant).

Diesel engine's combustion noise extraction. Validation and application of a spectrofilter.

This PhD dissertation tackles the validation and application of a spectrofilter to separate the combustion and mechanical noises of a diesel engine. The spectrofilter is a transfer function estimate. In the present study's context, it estimates the vibroacoustic transfers of the combustion forces from the engine's cylinders to the listening spot. The spectrofilter is computed upon the in-cylinder pressure and engine noise signals. The method under study is an application of the cyclostationnarity theory. It consists in computing the spectrofilter upon the non-deterministic part of the signals. The point of this method is to reduce the error stemming from the correlation between combustion and mechanical sources. First, this method is argued on a theoretical basis and formalized so as to underline its advantages and drawbacks. Then, it is validated by various experimental results. Finally, the method is applied to estimate both the vibroacoustic transfers of combustion forces and the composition of the engine noise, as well as their variations with running condition (running speed, load and fuel's GTL content).

MOTS-CLES : Moteur Diesel - Bruit de combustion - Bruit mécanique - Séparation de sources - Spectrofiltre - Cyclostationnarité

Laboratoire (s) de recherche : Laboratoire Vibrations Acoustique

Directeurs de thèse : Etienne PARIZET, Quentin LECLERE

Président de jury : Laurent SIMON

Composition du jury : Jérôme ANTONI, Mohamed EL BADAoui, Emmanuel FOLTETE, Quentin LECLERE, Etienne PARIZET, Laurent POLAC, Laurent SIMON