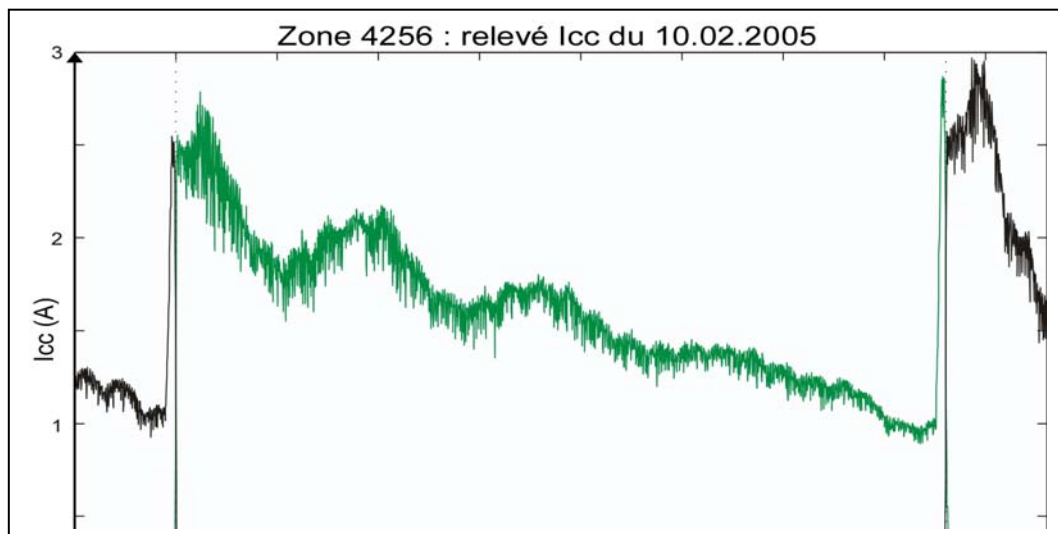




Par **Alexandra DEBIOLLES**

**Diagnostic de systèmes complexes à base de modèle interne,
reconnaissance des formes et fusion d'informations.
Application au diagnostic des Circuits de Voie ferroviaires.**

Thèse présentée
pour l'obtention du grade
de Docteur de l'UTC.



Soutenue le : 19 février 2007

Spécialité : Technologies de l'Information et des Systèmes

D1672

Résumé

Titre : Diagnostic de systèmes complexes à base de modèle interne, reconnaissance des formes et fusion d'informations. Application au diagnostic des Circuits de Voie ferroviaires.

Ce travail présente différents outils de diagnostic mis au point dans le but de détecter et d'estimer la gravité des défauts dans un système complexe comportant plusieurs sous-systèmes interdépendants et répartis spatialement. L'application concerne le diagnostic d'un élément de l'infrastructure ferroviaire : le circuit de voie. Une première approche à base de modèle a été mise au point ; elle permet de détecter et d'estimer tous les défauts du système à l'aide d'une procédure d'optimisation quadratique non symétrique, opérant sur un modèle physique local glissant du dispositif. Cette procédure s'avère cependant dépendante de la bonne estimation au préalable d'un certain nombre de paramètres physiques du modèle. La seconde méthode mise au point utilise une approche externe, à base de Rdf classique, pour diagnostiquer l'ensemble des sous-systèmes auxquels sont associés des classifieurs élémentaires. Les sorties des classifieurs sont alors fusionnées dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance pour limiter l'impact d'éventuels conflits entre sous-classifieurs. Cette méthode offre des résultats très satisfaisants, mais elle ne permet de détecter qu'un seul défaut à la fois, sans évaluation précise de sa gravité. La fin du mémoire présente la combinaison des deux approches, autorisant à la fois la détection multi-défauts et un niveau de robustesse approprié.

Mots clés : classification, fusion de données, fonctions de croyance, théorie de Dempster-Shafer, modèle interne, diagnostic, infrastructure ferroviaire

Abstract

Title : Complex system diagnosis by internal modelling, pattern recognition and information fusion. Application to the railway track circuit diagnosis.

This work presents different diagnosis methods that aim at detecting and estimating defects appearing on a complex system made up of several spatially related subsystems. The application deals with the diagnosis of railway devices : track circuits. A first approach based on a physical model is laid out ; it allows to detect and assess the graveness of all the system defects, using a local physical model that is shifted along the system. But this method is very dependant from the good estimation of several parameters of the model. The second method that is set out is an external approach based on classical pattern recognition. A classifier is associated to each subsystem. Their outputs are combined within the framework of belief functions in order to manage possible conflicts among the classifiers. This method is very efficient, but it can only detect one defect, without assessing its graveness. At the end of the report, a last approach is presented, that combines the two previous ones in order to both detect several defects, and assess them.

Key words : classification, data fusion, belief functions, Dempster-Shafer theory, internal model, diagnosis, railway infrastructure

Remerciements

Je tiens à remercier en premier lieu toutes les personnes qui ont contribué à l'aboutissement de cette thèse, en particulier Olivier Colot, Professeur à l'Université des Sciences et Technologie de Lille, Directeur adjoint du LAGIS, et Roger Reynaud, Professeur à l'Université Paris Sud Orsay, pour l'intérêt et l'attention qu'ils ont portés à mon rapport. Je souhaite aussi adresser mes remerciements à Walter Schön, professeur à l'Université de Technologie de Compiègne, qui a accepté d'évaluer mon travail. Merci également à Thierry Denœux, Professeur à l'Université de Technologie de Compiègne, pour ses conseils avisés dans le domaine de la fusion d'informations et pour son aide précieuse. J'exprime toute ma gratitude envers Patrice Aknin, Directeur de Recherche au Laboratoire des Technologies Nouvelles à l'INRETS, pour sa collaboration durant ces trois années. Un grand merci à Latifa Oukhellou, Maître de Conférence à l'Université Paris XII et chercheur associé à l'INRETS, qui m'a encadrée et conseillée tout au long de cette thèse. Je suis très reconnaissante enfin envers Michel Marot, chef adjoint de la division IEM RM3 à la direction de l'Infrastructure de la SNCF, pour la confiance qu'il m'a accordée.

Je voudrais aussi remercier Gérard Coquery, Directeur du Laboratoire des Technologies Nouvelles à l'INRETS, pour m'avoir chaleureusement accueillie dans son Unité de Recherche, ainsi que Patrice Mony, Jean-Paul Raquin, Jean-Paul Crochet, Gwendoline Morellec, et Rida Bennedjima, de la Direction de l'Ingénierie de la SNCF, pour avoir suivi mes travaux en m'apportant leurs compétences dans le domaine ferroviaire. Merci également à François Villette de la SNCF, qui a été l'initiateur de ce projet.

Je remercie bien sûr toutes les personnes qui ont fait partie de ma vie de thésarde, en commençant par Etienne et Allou pour l'aide qu'il m'ont apportée, ainsi que mes collègues cheminots Anne-Marie, Phiphi (arrête de fumer au bureau!), Cali (j'ai un colis pour toi), IEM-RM34, mes co-bureaux Canard, Lolo, Chouquette, La Petite, Gabriel, Fred, Francky, Poupoule, Roland Hulot ;-) et tous les autres membres du LTN, en particulier Néry, JP, Alex, Robert, Bogdan, Richard, et Seb...sans oublier la doc et sa chef de choc!

Un petit mot enfin pour tous ceux qui m'ont supportée et qui m'ont permis de me détendre le week end : toute ma famille, Amélie et son pilote Alban, Jérémie.ppt et Julie, Marielle et Philippe, Ruch et June, Bernard Sylvie et leur gamin, les douaniers de France, Jack et Do, mon jumeau et Céline, et Duc qui ne saura pas avant 3 ans 3 mois et 3 jours que j'ai soutenu ma thèse...

Table des matières

1	Introduction générale	11
2	Contexte ferroviaire	15
2.1	Les Circuits de Voie (CdV)	15
2.1.1	Généralités	15
2.1.2	Les CdV et la grande vitesse	17
2.1.3	Description des CdV utilisés sur les lignes à grande vitesse	19
2.1.4	Les défauts possibles des CdV	24
2.2	Diagnostic et maintenance des CdV sur les lignes à grande vitesse	26
2.2.1	Inspection des CdV dans le monde	26
2.2.2	Inspection des CdV sur le réseau français	27
2.2.3	Diagnostic actuel des CdV	28
2.2.4	Limites des approches actuelles	30
3	Outils pour le diagnostic	33
3.1	Les différentes approches du diagnostic	35
3.1.1	Les systèmes experts	35
3.1.2	Les méthodes internes	36
3.1.3	Les méthodes externes	37
3.2	Diagnostic à base de modèles analytiques	38
3.2.1	Principe et description	38
3.2.2	Génération de résidus	39
3.2.3	Décision : détection de défaut	41
3.3	Une méthode externe : diagnostic à base de reconnaissance des formes	42
3.3.1	Principe du diagnostic par reconnaissance des formes	42
3.3.2	Reconnaissance des formes et réseaux de neurones	45
3.4	Apports de la fusion d'informations pour traiter des données imparfaites	49
3.4.1	Formalisme et notations	50
3.4.2	Différentes méthodes de fusion	51
3.5	Conclusion : approches proposées pour le diagnostic des CdV	60
4	Diagnostic des CdV à base de modèle	63
4.1	Modèle électrique du CdV	64
4.1.1	Formalisme	64
4.1.2	Simulation du courant de court-circuit (I_{cc})	65
4.1.3	Modélisation des défauts	67
4.1.4	Validation du modèle électrique	67

4.1.5	Description des signaux de mesure (I_{cc})	70
4.1.6	Signature des défauts de condensateurs et influence des paramètres caractéristiques de la voie	71
4.1.7	Etude du bruit	75
4.1.8	Construction d'une base de signaux simulés	78
4.2	Diagnostic par approche modèle de référence local	78
4.2.1	Principe	78
4.2.2	Mise en œuvre	80
4.2.3	Résultats	85
4.2.4	Conclusion	91
5	Diagnostic basé sur la RdF et la fusion de données	93
5.1	Formalisation du problème	94
5.1.1	Notations utilisées	94
5.1.2	Paramétrisation des signaux de mesure	95
5.2	Approche globale : détection et localisation de défaut par régression	98
5.2.1	Principe et architecture du système de diagnostic	98
5.2.2	Application au CdV et résultats	99
5.3	Approche locale : détection et localisation de défaut par fusion de données	101
5.3.1	Principe	101
5.3.2	Construction des classifieurs	102
5.3.3	Fusion des sorties des classifieurs	104
5.3.4	Application au CdV	108
5.3.5	Conclusion sur la méthode proposée	113
5.4	Diagnostic par fusion des deux approches de diagnostic	114
5.4.1	Principe de la solution proposée	114
5.4.2	Propagation d'erreur	115
5.4.3	Représentation de l'information fournie par les deux méthodes de diagnostic	116
5.4.4	Nouveau cadre de discernement	119
5.4.5	Combinaison	121
5.4.6	Décision	123
5.4.7	Résultats	123
5.4.8	Conclusion sur la méthode proposée	126
5.5	Conclusion	126
6	Conclusion et perspectives	129
<hr/>		
	ANNEXES	132
	A Impédances des éléments composant les JES	133
	B Règles de diagnostic des JES à partir des relevés de la voiture HELENE	135
	C Outils pour la modélisation du CdV	137
	C.1 Théorie des lignes de transmission	137
	C.2 Théorie des quadripôles	139

D	Matrices de transfert des quadripôles pour un CdV de fréquence f_1	141
E	Courant I_{cc} dans les bobines	145
F	Mesures réalisées sur le terrain (zones 2436 et 4256)	147
G	Estimation de λ_{Z_c} et R_b par une méthode heuristique	149
H	Annulation de biais dans la régression quadratique de mesures bruitées de façon non symétrique	151
	H.1 Contexte	151
	H.2 Calcul du paramètre λ	152
	H.2.1 Définition des densités utilisées	152
	H.2.2 Calcul de l'espérance $E[\tilde{\varepsilon}]$	152
	H.2.3 Valeur optimale de λ	153
I	Résultats obtenus avec la méthode de régression	155
J	Exemple de fusion de classifieurs	157
	J.1 Cas sans affaiblissement	157
	J.2 Cas avec affaiblissement	158
<hr/>		
	BIBLIOGRAPHIE	161
	LISTE DES PUBLICATIONS	167

Table des matières

Liste des notations

BU	Bloc d'accord Unifié
C	Condensateur de compensation
CdV	Circuit de Voie
CdV UM71C TVM	Circuit type U Modulé modèle 1971 Compensé pour Transmission Voie Machine
DB	Dipôle Bloqueur
E	Emetteur
I_{cc}	Courant de court-circuit traversant le premier essieu d'une véhicule circulant vers l'émetteur du circuit de voie, prélevé par les capteurs TVM
JES	Joint Electrique de Séparation
JES SVA	Joint Electrique de Séparation à Self de Voie à Air
JES CC	Joint Electrique de Séparation à Court-Circuit
LGV	Ligne à Grande Vitesse
R	Récepteur
R_b	Résistance Ballast
SVA	Self de Voie à Air
TVM	Transmission Voie-Machine
Z	Impédance

Table des matières

Chapitre 1

Introduction générale

Contexte et objectifs

Notre travail s'inscrit dans le cadre de la maintenance des infrastructures ferroviaires, et plus particulièrement des circuits de voie (CdV). Le CdV est un élément de l'infrastructure qui intervient dans le contrôle-commande des trains. Ses fonctions principales sont de détecter de façon automatique la présence d'un véhicule sur une portion de voie donnée de plusieurs centaines de mètres, et de servir de support à la transmission voie/machine, système qui permet, sur les lignes à grande vitesse, d'indiquer au conducteur du train à quelle vitesse il doit rouler. Il s'agit donc d'un organe de sécurité fondamental, qui nécessite une maintenance performante car en cas de défaillance, le trafic ferroviaire est arrêté.

Actuellement, la maintenance du CdV repose sur l'analyse de signaux d'inspection qui constituent la signature des éléments composant ce système. Le dépouillement des mesures est réalisé de façon manuelle par un agent de maintenance, essentiellement par comparaison des signaux à des seuils prédéfinis. Cette analyse présente plusieurs inconvénients : d'une part, elle est longue et fastidieuse à réaliser, et d'autre part, elle ne permet qu'une maintenance corrective des CdV. En effet, il est impossible de détecter visuellement des défauts naissants, qui n'ont qu'une faible influence sur les signaux de mesures, et aucune analyse n'est faite sur la gravité des défauts détectés. Or l'un des enjeux majeurs pour la branche infrastructure de la SNCF est de développer une politique de maintenance préventive prévisionnelle des différents éléments dont elle a la charge, afin de minimiser le nombre d'incidents, et les retards qu'ils entraînent dans le trafic.

L'application visée dans ce travail de thèse est donc la mise au point d'outils d'analyse automatique des mesures d'inspection des CdV, à la fois pour accélérer le processus de détection et de localisation des défauts avérés (maintenance corrective), mais aussi pour anticiper l'apparition de défauts en évaluant le niveau de dégradation de certains éléments (maintenance préventive prévisionnelle).

Problématique

Le diagnostic de systèmes complexes est un thème extrêmement présent dans la littérature depuis quelques années, et de nombreuses méthodes ont été proposées par des

communautés très différentes (automatique, statistique,...). Nous proposons d'exploiter ces techniques en les adaptant à notre application. En effet, le CdV présente deux particularités intéressantes : d'une part, il est décomposable en plusieurs sous-systèmes organisés spatialement, et d'autre part il est orienté de l'émetteur (zone amont) vers le récepteur (zone aval). Ces deux particularités induisent que dans les signaux de mesure, la signature d'un sous-système dépend de l'état des sous-systèmes situés en amont. En revanche, les éléments en aval du sous-système n'ont aucune influence. La figure 1.1 illustre cette caractéristique.

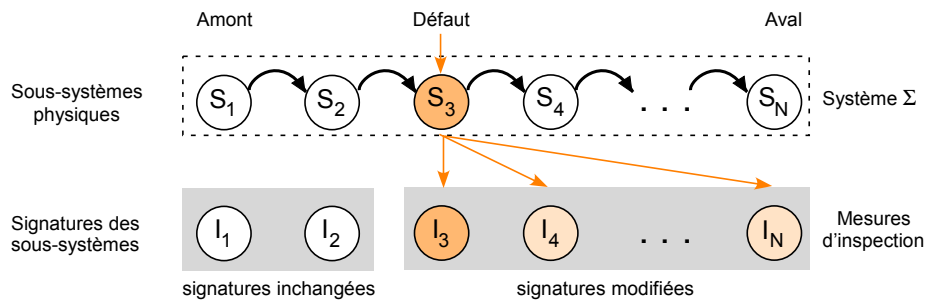


FIG. 1.1 – Illustration de la dépendance spatiale au sein de systèmes tels que le CdV.

On peut rencontrer des systèmes de ce type dans d'autres domaines comme la distribution de gaz, d'électricité, ou encore dans certains réseaux de communication.

La spécificité de notre étude réside dans le développement d'outils de diagnostic (détection, localisation et quantification des défauts) adaptés précisément à cette famille de systèmes.

Organisation du rapport

Dans le chapitre 2, nous présenterons le contexte de l'étude, et les enjeux de l'application. Après avoir décrit le rôle et le fonctionnement des CdV, en particulier sur les lignes à grande vitesse, nous détaillerons les méthodes actuellement employées pour réaliser leur diagnostic. Ceci nous permettra de mettre en relief un certain nombre de limites, et la nécessité de développer de nouveaux moyens d'analyse pour automatiser cette tâche. Nous insisterons plus particulièrement sur la détection des défauts des condensateurs de compensation.

Dans le chapitre 3, nous dresserons un panorama des différentes techniques « classiques » de diagnostic des systèmes complexes. Nous décrirons deux grandes familles de méthodes : les méthodes à base de modèle, et les méthodes à base de reconnaissance des formes et d'apprentissage. Nous insisterons ensuite sur la pertinence de la fusion d'informations, lorsqu'il s'agit d'établir un diagnostic à partir de données imparfaites. Nous détaillerons trois cadres théoriques pour la fusion : théorie des probabilités, théorie des possibilités et théorie des fonctions de croyance.

Dans le chapitre 4, nous mettrons en œuvre une méthode de diagnostic à base de modèle, afin de détecter, localiser et quantifier tous les défauts éventuellement présents sur le système. Ceci nécessitera tout d'abord la conception d'un modèle physique du

système, et sa validation. Ce modèle nous permettra d'améliorer notre connaissance et notre expertise sur le système et ses signaux d'inspection. Nous proposerons ensuite une technique de diagnostic basée sur une modélisation locale du système, et l'application itérative d'une méthode de diagnostic par modèle de référence. Elle sera éprouvée sur les signaux d'inspection des CdV pour réaliser le diagnostic de ses condensateurs de compensation, à la fois en simulation et sur signaux réels.

Dans le chapitre 5, nous développerons une méthode de diagnostic à base de reconnaissance des formes et fusion de données, dont l'objectif est de détecter et localiser de façon robuste un défaut dans le système, sans avoir besoin d'un modèle explicite de celui-ci. Elle consistera à prendre des décisions locales sur la présence d'un défaut sur une zone précise, par la construction de classifieurs locaux (réseaux de neurones). Pour gérer les situations de conflit entre classifieurs, nous combinerons leurs résultats dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance. Cette fois encore, cette méthode sera appliquée aux signaux d'inspection des CdV pour détecter un défaut de condensateur, en simulation comme sur signaux réels.

Afin d'obtenir un diagnostic à la fois robuste et permettant de quantifier les défauts, nous proposerons enfin de fusionner les résultats des deux approches, toujours dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance. Ceci permettra en même temps de traiter le cas multi-défauts.

Chapitre 2

Contexte ferroviaire

Sommaire

2.1 Les Circuits de Voie (CdV)	15
2.1.1 Généralités	15
2.1.2 Les CdV et la grande vitesse	17
2.1.3 Description des CdV utilisés sur les lignes à grande vitesse	19
2.1.3.1 Les Joints Electriques de Séparation (JES)	20
2.1.3.2 Les condensateurs de compensation	22
2.1.3.3 Autres caractéristiques, liées à la voie	22
2.1.4 Les défauts possibles des CdV	24
2.2 Diagnostic et maintenance des CdV sur les lignes à grande vitesse	26
2.2.1 Inspection des CdV dans le monde	26
2.2.2 Inspection des CdV sur le réseau français	27
2.2.3 Diagnostic actuel des CdV	28
2.2.4 Limites des approches actuelles	30

Introduction

Notre étude concerne le diagnostic des circuits de voie (CdV). Dans ce chapitre, nous allons tout d'abord décrire cet élément de l'infrastructure ferroviaire, pour bien comprendre son rôle, et les conséquences engendrées par la défaillance de ses composants. Nous présenterons ensuite les techniques d'inspection des CdV dans différents pays, puis nous décrirons les méthodes actuellement utilisées en France pour leur diagnostic.

2.1 Les Circuits de Voie (CdV)

2.1.1 Généralités

Les CdV ont un rôle essentiel en signalisation ferroviaire, puisqu'ils permettent de détecter de façon automatique et continue la présence d'un véhicule sur une portion de voie donnée. Ils commandent ainsi l'activation de panneaux de signalisation placés en bord de voie pour indiquer aux agents de conduite les autorisations ou interdictions de circulation sur cette portion.

Le système de signalisation est conçu de façon à assurer la sécurité des circulations [Ret87]. Il permet notamment d'éviter le phénomène de rattrapage, qui désigne la collision entre deux trains circulant dans le même sens sur la même voie. Pour empêcher ce type d'accident, la voie est divisée en zones appelées cantons, dont la longueur peut varier entre 1500 m et quelques kilomètres suivant la fréquentation de la ligne. Un espacement d'au moins un canton entre deux trains est imposé, afin de disposer du temps et de la distance de freinage nécessaires en cas de besoin. Un feu de signalisation à l'entrée de chaque canton indique si un véhicule peut ou non circuler sur la portion de voie correspondante. C'est la commande de ces feux (les « signaux ») qui est régie par les CdV.

Un CdV est principalement constitué de 3 éléments :

- un émetteur, branché à l'une des extrémités de la zone. Il délivre un courant qui peut être, selon les types de CdV, continu, alternatif sinusoïdal, alternatif modulé ou impulsionnel,
- une ligne de transmission, constituée par les 2 files de rails,
- un récepteur, branché à l'autre extrémité de la zone. Il assure le filtrage, l'amplification et la transformation du signal reçu via les rails, ce qui agit sur un relais appelé relais de voie. Les contacts de ce relais sont utilisés pour établir ou couper les circuits électriques des signaux d'entrée des cantons.

Leur fonctionnement est assez simple (voir figure 2.1). En général, un véhicule roule du récepteur vers l'émetteur. Lorsqu'aucun véhicule n'est présent sur la zone délimitant le CdV (voie libre), le signal délivré par l'émetteur parvient au récepteur à travers la ligne de transmission, et le relais de voie est excité. Le feu d'entrée du canton est vert, ce qui indique que la circulation est autorisée. En revanche, lorsqu'un véhicule est présent (voie occupée), son premier essieu agit comme une faible résistance, appelée shunt, qui court-circuite la transmission. Dans ce cas, le niveau du signal parvenant à la réception n'est plus suffisant et le relais de voie se désexcite. Le feu passe au rouge, et aucun autre véhicule n'est autorisé à circuler sur ce canton.

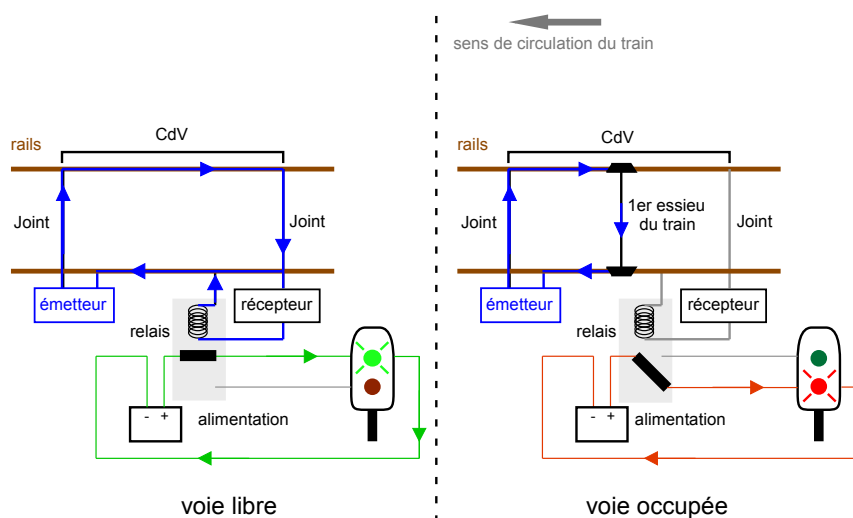


FIG. 2.1 – Fonctionnement des CdV.

Aux 2 extrémités du CdV, des joints, électriques ou mécaniques, empêchent la propagation du signal émis par un CdV sur les CdV voisins.

2.1.2 Les CdV et la grande vitesse

Le principe de signalisation décrit dans le paragraphe précédent est valable pour les lignes où la vitesse n'excède pas 220 km/h . Mais sur les lignes à grande vitesse (LGV), où les trains peuvent circuler jusqu'à 300 km/h , la signalisation est différente car l'observation des panneaux latéraux est impossible [Ant91]. Les informations de signalisation sont donc transmises directement en cabine de conduite, au moyen d'afficheurs spécifiques indiquant les vitesses limites autorisées, les annonces d'arrêt,...[Gou05]. Si le conducteur ne les respecte pas, une procédure automatique d'arrêt d'urgence est déclenchée.

Ce mode de signalisation nécessite un système de transmission continue d'information entre la voie et les véhicules pour mettre à jour les afficheurs. Plusieurs technologies ont été développées par différents pays. En Allemagne, en Autriche et en Espagne, le LZB (LinienZugBeeinflussung [Gon02], [Can03]) utilise des informations issues des postes d'aiguillage (occupation des cantons, état des feux de signalisation,...), et les caractéristiques de la ligne (vitesse limite, limitations temporaires de vitesse,...), pour transmettre de manière continue au train la distance avant le prochain canton, la vitesse maximale autorisée sur le prochain canton et les paramètres de freinage. Toutes ces informations sont transmises par un câble en voie alimenté par des émetteurs-récepteurs tous les 600 m (voir figure 2.2).

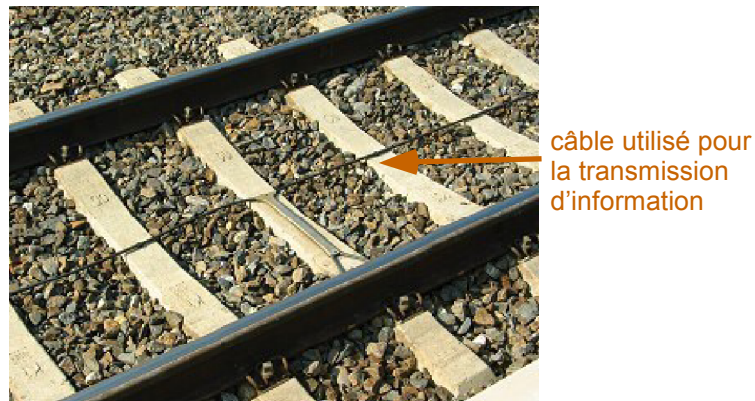


FIG. 2.2 – Câble utilisé par le système LZB [LZB].

Au lieu de placer des câbles supplémentaires en voie, d'autres technologies utilisent directement les CdV comme support de transmission. C'est le cas de l'ATC japonais (Automatic Train Control), du BACC italien (Blocco Automatico a Corrente Codificata [Fal05]), et de la TVM française (Transmission Voie-Machine), utilisée aussi en Corée, et sur les lignes Eurostar et Thalys.

Dans le système TVM, la voie est découpée en cantons d'environ 1500 m , dont le début est signalé par un repère (figure 2.3).

Un canton est lui même composé d'un ou plusieurs CdV selon la configuration de la portion de voie constituant le canton. Ces CdV, en plus de détecter la présence d'un



FIG. 2.3 – Repère de canton.

véhicule sur la portion de voie considérée, sont utilisés pour transmettre des informations de signalisation [Lac00]. Pour cela, le courant délivré par l'émetteur du CdV est modulé en fréquence, la modulation contenant les informations à transmettre. La transmission proprement dite s'effectue par couplage électromagnétique entre la voie et deux bobines embarquées, montées en différentiel, et qui prélèvent le signal modulé un mètre environ en amont du premier essieu. Ce signal est transmis à un processeur qui le filtre, le démodule et le décode. L'information décodée donne des indications sur la vitesse maximale autorisée, la pente moyenne de la voie sur le canton considéré, la longueur du canton, l'occupation des cantons précédents... Elle est ensuite envoyée à un ordinateur de bord qui génère le profil idéal de la vitesse à adopter, retranscrit en cabine sur un « afficheur TVM » (figure 2.4).

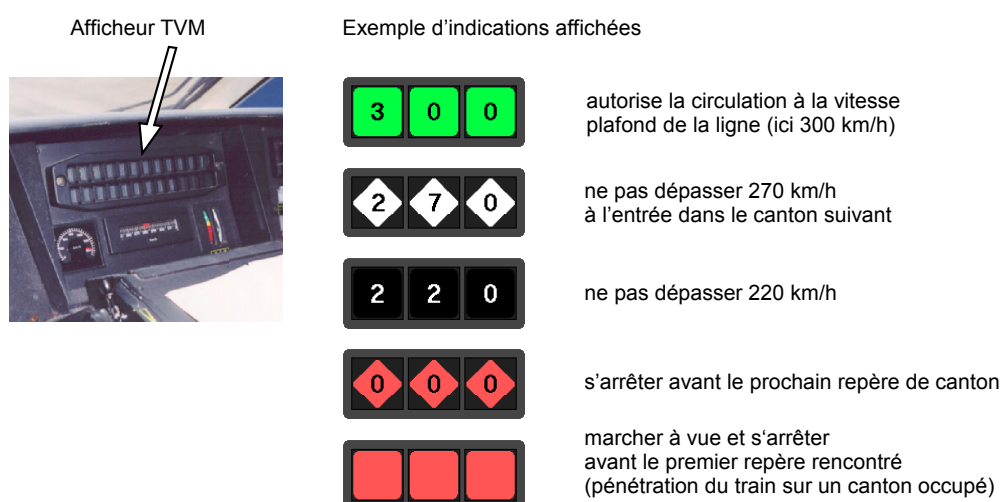


FIG. 2.4 – Afficheur TVM et informations transmises en cabine.

La TVM utilise un type particulier de CdV, appelé UM71C-TVM. Il a la structure d'un CdV classique (émetteur, ligne de transmission, récepteur), et sa longueur est comprise entre 800 m et 2500 m. Pour éviter d'éventuelles interférences dues aux CdV

encadrant le CdV courant, quatre fréquences différentes de porteuses sont utilisées de façon alternée sur les deux voies parallèles (voie 1 et voie 2). Sur la voie 1, les deux fréquences de CdV utilisées sont $V_1 f_1 = 1700 \text{ Hz}$ et $V_1 f_2 = 2300 \text{ Hz}$. Sur la voie 2, il s'agit de $V_2 f_1 = 2000 \text{ Hz}$ et $V_2 f_2 = 2600 \text{ Hz}$, comme indiqué sur la figure 2.5.

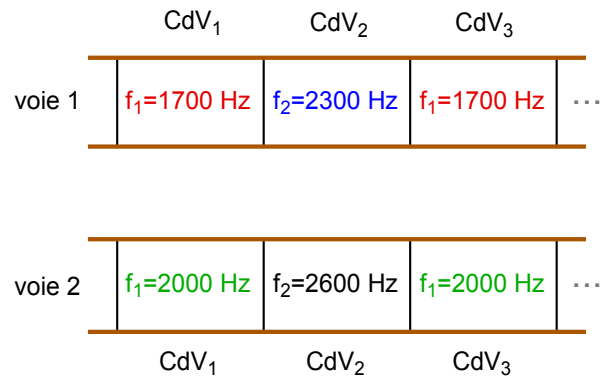


FIG. 2.5 – Alternance des 4 fréquences de porteuses émises.

Nous allons décrire l'UM71C-TVM plus en détails dans le paragraphe suivant.

2.1.3 Description des CdV utilisés sur les lignes à grande vitesse

Un schéma de l'UM71C-TVM est présenté figure 2.6.

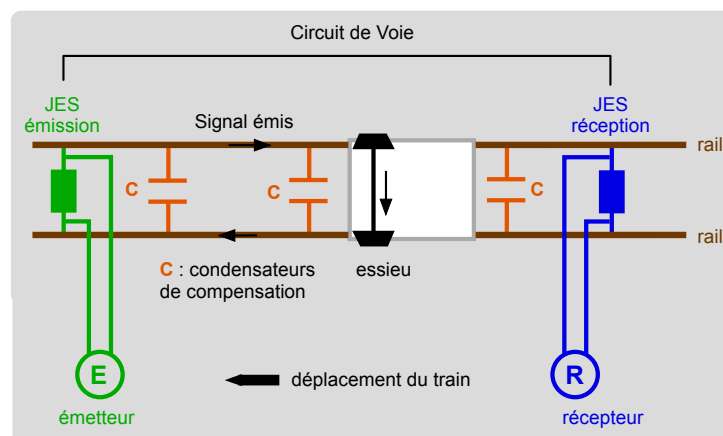


FIG. 2.6 – Schéma de l'UM71C-TVM.

Par rapport à un CdV classique, il présente deux particularités. Premièrement, entre deux CdV successifs, les joints utilisés sont des joints électriques (et non mécaniques), appelés joints électriques de séparation (JES). Leur rôle est d'isoler un CdV de ses voisins tout en conservant la continuité physique des rails. Ceci est particulièrement intéressant sur les LGV, car sur ces lignes, les rails sont soumis à des efforts mécaniques importants, et dans ce cas, des joints mécaniques constituent des points faibles dans la voie. C'est

l'emploi systématique de longs rails soudés (LRS) sur ces lignes qui interdit l'usage de joints mécaniques. Deuxièmement, pour que la transmission entre la voie et le train soit efficace, il est nécessaire que le signal émis se maintienne à un niveau « suffisant ». Or la voie a un comportement inductif. Pour compenser l'affaiblissement du signal résultant de cette propriété, des condensateurs appelés « condensateurs de compensation » sont placés entre les rails à intervalles réguliers le long du CdV, selon une règle de pose prédéfinie.

Dans ce paragraphe, nous allons décrire ces différents éléments, ainsi que certaines grandeurs liées à la voie, qui ont une influence sur la transmission du signal émis par le CdV.

2.1.3.1 Les Joints Electriques de Séparation (JES)

Les JES remplissent trois fonctions :

1. Ils bloquent la propagation du signal de chaque CdV au-delà de ses limites pour empêcher qu'il ne perturbe les CdV voisins.
2. Ils présentent, à chaque fréquence, une impédance terminale suffisante pour une bonne adaptation des émetteur et récepteur du CdV.
3. Ils permettent le rééquilibrage du circuit de retour traction. En effet, les TGV sont des trains à traction électrique. Le courant transmis à la motrice (25000 V alternatif de fréquence 50 Hz) provient de sous-stations d'alimentation, via les caténaires. Ce courant retourne ensuite à la sous-station, par l'intermédiaire des rails. Un déséquilibre de ce circuit (à cause d'un rail cassé, de connexions défectueuses...) provoque l'apparition d'une différence de potentiel entre les files de rails, qui peut provoquer un dysfonctionnement du CdV. Il est donc nécessaire de le rééquilibrer.

Il existe 2 types de JES : les JES à Self de Voie à Air (JES SVA) et les JES à Court-Circuit (JES CC) (figure 2.7).

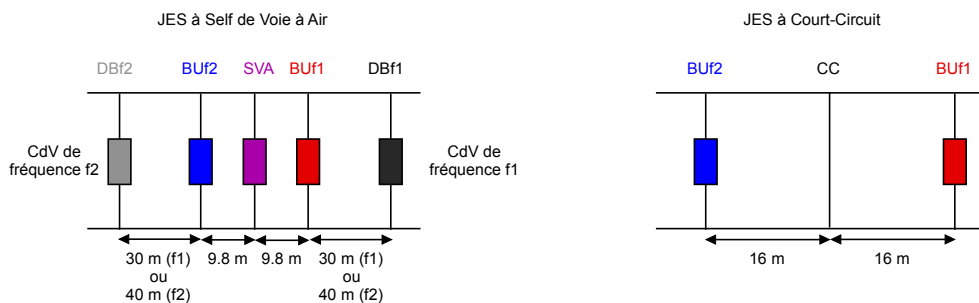


FIG. 2.7 – Schéma d'un JES SVA (à gauche) et d'un JES CC (à droite).

Ils diffèrent par leur conception et par leur utilisation. Les JES CC sont utilisés principalement dans les zones qui comportent ou qui encadrent un aiguillage, car ils bloquent de façon efficace le signal provenant du CdV précédent, ce qui est particulièrement important dans ce type de zone. De plus, ils sont peu coûteux. Mais leur mise en œuvre impose que la longueur cumulée des deux CdV les encadrant n'excède pas 2000 m, ce qui est peu. Les JES SVA, en revanche, autorisent des longueurs de CdV beaucoup plus importantes, allant jusqu'à 2500 m. Ils sont donc utilisés dans toutes les zones hors

aiguillage, même s'ils sont plus chers, et un peu moins efficaces pour bloquer le signal adjacent. Pour remplir leurs fonctions, les JES SVA comportent 2 blocs universels (BUf1 et BUf2) et une self de voie à air (SVA), le tout étant encadré par 2 dipôles bloqueurs (DBf1 et DBf2). Les JES CC, eux, ne comportent que 2 BU et un court-circuit (CC). Nous allons décrire le rôle et le fonctionnement de chacun de ces éléments.

- Les blocs universels **BU** ont pour buts de bloquer la propagation du signal du CdV au-delà de ses limites, et de présenter une impédance suffisante à la fréquence de fonctionnement du CdV. On note BUf1 le BU qui bloque la fréquence f_2 , et BUf2 le BU qui bloque la fréquence f_1 . La figure 2.8 présente le schéma d'un BU.

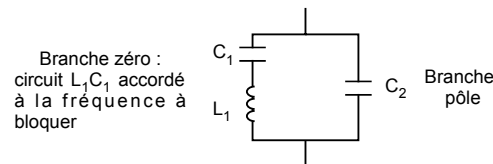


FIG. 2.8 – Schéma d'un Bloc Universel.

Le bloc **BUf1** est constitué d'un circuit résonnant série L_1C_1 accordé à la fréquence f_2 , ce qui réalise un court-circuit pour cette fréquence (branche zéro). A la fréquence f_1 , la branche L_1C_1 en parallèle avec le condensateur C_2 a un comportement capacitif (voir annexe A). Le principe est le même pour le bloc **BUf2**.

- Dans les JES SVA, la SVA sert à rééquilibrer le circuit de retour traction, en présentant une impédance très faible à la fréquence de celui-ci. Elle permet également d'augmenter l'impédance terminale du JES aux fréquences des CdV (voir annexe A). On la schématise comme sur la figure 2.9.



FIG. 2.9 – Schéma d'une SVA.

- Le court-circuit **CC** est un câble qui permet de court-circuiter la fréquence du CdV adjacent, de façon à ce qu'elle ne « déborde » pas sur le CdV courant, qui fonctionne à une fréquence différente. Cette fonction est redondante par rapport aux BU.

- Les dipôles bloqueurs **DB** sont utilisés dans les JES SVA pour limiter les effets perturbateurs d'une défaillance de la fonction court-circuit d'un bloc d'accord vis-à-vis de la TVM et du CdV. En effet, ils fonctionnent selon le même principe que les BU, et assurent une redondance de la fonction court-circuit. Il existe un type de DB par fréquence de fonctionnement (DBf1 et DBf2). Les DBf1 sont constitués d'un circuit LC série accordé à la fréquence f_2 . Les DBf2 sont constitués d'un circuit LC série en parallèle

avec un condensateur, le circuit LC étant accordé à la fréquence f_1 . Ils se comportent comme un condensateur à la fréquence du CdV sur lequel ils sont installés et comme un court-circuit à la fréquence du CdV adjacent. On considérera donc les DBf2 comme des condensateurs de compensation.

2.1.3.2 Les condensateurs de compensation

La voie, en raison de sa géométrie et de sa constitution, présente une inductance longitudinale élevée. Pour améliorer la transmission, il est donc nécessaire de compenser l'affaiblissement linéique dû à cette inductance. La compensation est réalisée par l'installation ponctuelle de condensateurs entre les rails.

En effet, un condensateur est en quelque sorte un réservoir d'énergie qui a pour particularité de s'opposer aux variations de tension à ses bornes. Il est formé de deux conducteurs (plaques) séparés par un isolant (diélectrique). Lorsqu'une tension est appliquée à ses bornes, il se charge et conserve une quantité d'électricité Q proportionnelle à la tension appliquée :

$$Q = CU,$$

où C est la capacité électrique du condensateur, déterminée de la façon suivante :

$$C = \epsilon_r \epsilon_0 \frac{S}{e},$$

avec ϵ_r : permittivité du diélectrique de l'isolant
 ϵ_0 : permittivité du vide (égale à 8.85 pF/m)
 S : surface de la plus petite armature
 e : épaisseur du diélectrique

L'énergie emmagasinée est restituée lorsque le condensateur se décharge.

Pour ce qui concerne les CdV, tous les condensateurs de compensation utilisés sont au polypropylène, de capacité $22 \mu\text{F}$ ($\pm 10 \%$). Leur diélectrique est électrolytique, ce qui assure un bon fonctionnement pour des fréquences inférieures au MHz , comme c'est le cas des CdV. De plus, les condensateurs au polypropylène sont généralement choisis pour leur grande fiabilité.

Ces composants sont placés dans l'axe de la voie, sous la surface du ballast, et sont raccordés aux rails (voir figure 2.10). Les règles de pose fixent un intervalle de 60 m entre chaque condensateur pour les fréquences 1700 Hz et 2000 Hz , et 80 m pour les autres fréquences ($\pm 4 \text{ m}$).

2.1.3.3 Autres caractéristiques, liées à la voie

D'autres grandeurs caractéristiques peuvent avoir une influence assez importante sur la transmission du signal issu du CdV. Ce sont des paramètres propres à la voie : la résistance ballast et les paramètres linéiques de la voie.

- Résistance ballast R_b

Le ballast est la couche de roches concassées sur laquelle repose la voie. Il permet l'ancrage latéral et longitudinal de la voie, il assure la transmission et la répartition des efforts statiques et dynamiques du rail vers la plate-forme de la voie, ainsi que le

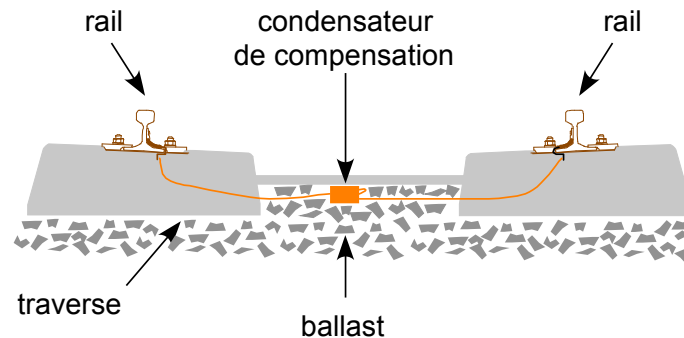


FIG. 2.10 – Installation d'un condensateur de compensation.

drainage des eaux pluviales. Le rail doit en être parfaitement isolé pour assurer une bonne transmission du signal du CdV. Le ballast est donc caractérisé, entre autre, par sa résistance kilométrique (résistance ballast, notée R_b). Pour assurer un bon fonctionnement du CdV, la valeur de R_b doit être supérieure à $8 \Omega/km$ pour l'ensemble de la voie. En pratique, elle est souvent de l'ordre de quelques dizaines de Ω/km , mais elle peut chuter ponctuellement selon la propreté du ballast, les conditions climatiques, la présence d'un ouvrage d'art métallique,...

- Paramètres linéiques de la voie

Les deux files de rail servent de circuit de transmission pour le signal du CdV. La voie ferrée peut être considérée comme une ligne à constantes réparties, que l'on représente par une succession de cellules élémentaires identiques à celle de la figure 2.11 ([Tho88]).

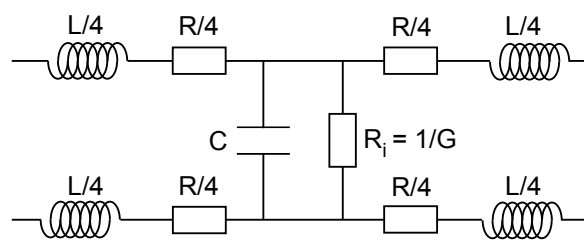


FIG. 2.11 – Représentation équivalente d'une longueur unitaire de la ligne de transmission.

Sur cette représentation, quatre grandeurs caractéristiques sont mises en évidence :

- R : résistance longitudinale de la voie.
Elle dépend du type de rails, de la nuance de l'acier, de la température ou encore de la fréquence du courant du CdV
- L : inductance longitudinale de la voie.
Elle est due essentiellement à l'induction mutuelle entre files de rails, et à l'impédance propre de chaque file de rails. Pour un écartement de $1,435 m$ entre les rails, sa valeur se situe autour de $1 mH/km$.

- R_i : résistance d'isolement de la voie.
Sa valeur est étroitement liée à l'environnement de la voie (conditions climatiques, notamment l'hygrométrie, la qualité et la propreté du ballast, le type de traverses utilisées,...). La qualité du ballast est le paramètre primordial qui agit sur R_i . En pratique, on approxime $R_i \approx R_b$, et on travaille avec l'inverse de cette grandeur, la conductance, notée G .
- C : capacité transversale entre rails. Sa valeur est très faible aux fréquences de travail du CdV, et elle varie également avec les conditions climatiques.

Le modèle à constantes réparties (figure 2.11) est supposé linéaire et son comportement fréquentiel est directement relié aux impédances complexes de L et de C . En réalité, et à cause des différentes non linéarités présentes, ce modèle n'est valable que sur une gamme de fréquence relativement étroite. Le tableau 2.1 donne l'évolution de ces caractéristiques en fonction de la fréquence.

Fréquence (Hz)	1700	2000	2300	2600
R ($m\Omega/m$)	1.23	1.35	1.45	1.6
L ($\mu H/m$)	1.324	1.318	1.311	1.305
G (Ω^{-1}/m)	125	125	125	125
C (pF/m)	370	365	360	357

TAB. 2.1 – Caractéristiques linéiques de la voie pour chaque fréquence avec $R_b = 8 \Omega/km$.

R , L , G , et C apparaissent dans deux grandeurs caractéristiques des lignes de transmission : l'impédance caractéristique Z_c et la constante de propagation θ , définies par :

$$Z_c = \sqrt{\frac{R + jL\omega}{G + jC\omega}}, \quad (2.1)$$

$$\theta = \sqrt{(R + jL\omega)(G + jC\omega)}.$$

En théorie, lorsque la ligne est adaptée, l'impédance d'entrée du CdV est égale à Z_c . En pratique, l'adaptation n'est pas parfaite. C'est pourquoi, dans le chapitre 4, on corrigera le modèle par l'introduction d'un coefficient correctif λ_{Z_c} pour modifier la qualité d'adaptation du CdV. On peut le qualifier de coefficient de désadaptation (si la ligne est parfaitement adaptée, $\lambda_{Z_c} = 1$).

2.1.4 Les défauts possibles des CdV

L'UM71C-TVM peut être sujet à différents types de défauts affectant la TVM, et donc la sécurité des circulations [Gei00]. On ne parlera ici que des défauts propres aux éléments constitutifs du CdV (JES, émetteur, récepteur et condensateurs). D'autres problèmes, liés à l'isolation de la voie ou aux rails cassés, peuvent être rencontrés [Gei00].

Une première famille de défauts concerne les interférences entre zones de CdV. Ce phénomène, appelé « diaphonie » peut être :

- une diaphonie transversale, due à un phénomène d'induction entre voies parallèles : un CdV situé sur une voie vient perturber un CdV situé en vis-à-vis sur la voie voisine.
- une diaphonie longitudinale, due à un JES défectueux côté réception ou émission : un CdV vient perturber le CdV voisin situé sur la même voie.

Des défauts peuvent aussi survenir au niveau de l'émetteur et du récepteur (problèmes de connectique, vieillissement des composants), entraînant soit un niveau d'émission trop faible, soit une mauvaise réception du signal. Le risque est que l'information de signalisation ne parvienne pas en cabine, auquel cas le TGV est arrêté.

Une autre catégorie de défauts, beaucoup plus fréquente, concerne les condensateurs de compensation. Les défauts les plus classiques sont :

- un ou plusieurs condensateurs arrachés, par exemple suite à des travaux de maintenance sur les voies,
- des problèmes de connectique, entre les condensateurs et les rails (composants mal fixés, corrosion,...),
- une augmentation des pertes du condensateur, lorsque le composant vieillit ou est soumis à des conditions climatiques extrêmes. Contrairement aux défauts évoqués ci-dessus, d'origine externe, ce type de défauts est interne au composant, et est lié au diélectrique. En effet, les pertes peuvent être de deux natures :
 - des pertes par conduction, à cause du courant de fuite qui traverse le diélectrique. Pour évaluer ces pertes, on définit une résistance de fuite (ou résistance d'isolement), déterminée par la résistivité de l'isolant et par les dimensions du condensateur. Elle diminue lorsque le composant vieillit, entraînant une augmentation des pertes, et peut dépendre des conditions climatiques ;
 - des pertes par hystérésis diélectrique : une certaine puissance est dissipée dans le diélectrique lorsque celui-ci est soumis à des évolutions cycliques de la tension à ses bornes. Ce phénomène peut être assimilé à une résistance fictive, qui dissiperait une puissance équivalente à celle effectivement dissipée par hystérésis dans le diélectrique du condensateur. Ceci permet de définir un critère de qualité du composant : l'angle de pertes (figure 2.12). En général, il est négligeable, mais il peut augmenter lorsque le condensateur vieillit, ce qui traduit des pertes plus importantes, entraînant une modification des caractéristiques du composant, notamment la permittivité du diélectrique, et donc la valeur de la capacité.

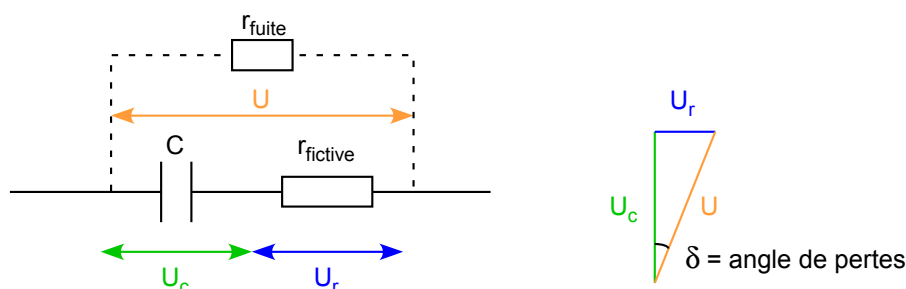


FIG. 2.12 – Définition de l'angle de pertes d'un condensateur.

Remarque : on néglige le caractère inductif du condensateur, car on travaille à des fréquences relativement faibles.

Ces défauts peuvent être particulièrement gênants, car les condensateurs servent à compenser l'affaiblissement linéique de la TVM. S'ils n'assurent plus leur fonction, le signal détecté s'affaiblit rapidement. Lorsque son niveau devient trop faible, les informations de signalisation ne parviennent plus en cabine, et le TGV est automatiquement arrêté. Ceci peut perturber une grande partie du trafic ferroviaire. A titre d'information, environ 220 incidents de ce type ont été recensés en 2005.

Etant données les conséquences des défauts de CdV sur le trafic des lignes à grande vitesse, et les répercussions que cela peut avoir sur l'ensemble du réseau ferroviaire, il est primordial, non seulement d'assurer une maintenance efficace du parc de CdV de type UM71C-TVM, mais aussi de disposer d'outils performants de diagnostic afin de pouvoir agir avant l'apparition de pannes. Par la suite, nous nous intéresserons plus particulièrement à la détection des défauts de condensateurs, plus fréquents.

2.2 Diagnostic et maintenance des CdV sur les lignes à grande vitesse

D'une façon générale, on classe la maintenance d'un système en deux catégories : la maintenance corrective et la maintenance préventive [AFN02]. La maintenance corrective est exécutée après détection d'une panne, et consiste à remettre le système en état d'accomplir ses fonctions. La maintenance préventive, elle, a pour objectif de réduire la probabilité de défaillance du système. Elle est exécutée à intervalles prédéterminés, et peut consister, soit à remplacer périodiquement le matériel, qu'il soit ou non défectueux (maintenance systématique), soit à déclencher des interventions de maintenance suite à un diagnostic réalisé à partir d'un certain nombre de mesures périodiques (maintenance préventive conditionnelle et prévisionnelle). A l'heure actuelle, la maintenance des CdV est essentiellement corrective et préventive systématique [Gei05]. Mais on constate de plus en plus une volonté de développer la maintenance préventive prévisionnelle afin d'anticiper le développement des défauts, pour intervenir avant l'incident. Ceci permet en même temps d'optimiser le planning des opérations de maintenance. En effet, il est inutile de déplacer une équipe d'agents pour remplacer un élément si celui-ci ne sera véritablement défaillant que dans plusieurs mois. L'intervention pourra avoir lieu plus tard, groupée à d'autres travaux dans le même secteur.

Dans un premier temps, nous allons décrire les méthodes d'inspection des CdV utilisés dans différents pays, puis nous détaillerons les mesures effectuées sur le réseau français. Nous présenterons enfin les règles de dépouillement de ces mesures actuellement employées pour détecter les défauts de l'UM71C-TVM.

2.2.1 Inspection des CdV dans le monde

Comme on l'a vu, la transmission continue d'information de signalisation entre la voie et les véhicules via les CdV est utilisée dans plusieurs pays. En particulier, le Japon, la Belgique, la Corée et l'Italie disposent de systèmes similaires ou identiques à la TVM française. Concernant le diagnostic des CdV utilisés dans ces pays, deux méthodologies peuvent être distinguées : le diagnostic à partir de mesures manuelles, et le diagnostic à

partir de mesures issues d'engins d'inspection.

La Corée et la Belgique font partie de la première catégorie. Dans ces pays, des tournées d'inspection sont réalisées périodiquement par des agents de maintenance, qui relèvent entre autres la tension à l'émetteur, la tension au récepteur, l'impédance caractéristique des différents éléments... C'est à partir de ces mesures que le diagnostic du CdV est réalisé et les opérations de maintenance programmées.

Le Japon et l'Italie, en revanche, disposent d'engins d'inspection. Le véhicule japonais surnommé « Doctor Yellow » réalise des tournées tous les 10 jours, à 270 km/h [Ich02]. Au cours de ces tournées, diverses mesures sont effectuées concernant la géométrie de la voie, l'état des caténaires, et les éléments de signalisation, parmi lesquels les CdV. Le courant circulant dans les rails est prélevé tous les 5 m . Si une mesure est en dehors d'un gabarit prédéfini, elle est immédiatement envoyée au centre de contrôle régional via un réseau radio installé le long des voies. En Italie, un engin de mesures relève également le courant du BACC ([Pez99], [Fal05]), mais il n'y a aucune trace dans la littérature des méthodes développées pour détecter les défauts.

2.2.2 Inspection des CdV sur le réseau français

A la SNCF, plusieurs mesures sont utilisées pour le diagnostic de l'UM71C-TVM [Cro04] :

- des mesures manuelles à voie libre, réalisées par des agents de maintenance. La tension à l'émetteur est relevée tous les 6 mois, ainsi que la tension aux bornes du récepteur à la fréquence du CdV voisin, pour détecter d'éventuelles défaillances. La connectique est également inspectée, une fois par an, pour vérifier l'état des liaisons entre les éléments des CdV et la voie.
- des mesures réalisées par un véhicule d'inspection spécifique, appelé voiture HELENE [Hav03] (figure 2.13). Cet engin parcourt les LGV toutes les 5 à 7 semaines, et effectue une série de mesures à 220 km/h de façon à détecter les variations de caractéristiques de certains constituants. Nous allons décrire plus précisément ces enregistrements, car ils constituent le principal outil de diagnostic des UM71C-TVM.



FIG. 2.13 – Voiture HELENE.

Pour acquérir les mesures, la voiture HELENE est équipée des capteurs TVM utilisés sur les TGV (bobines), placés environ 80 cm devant le premier essieu. Elle relève :

- une mesure d'impédance transversale, qui traduit le courant d'accord à 25 kHz d'un dispositif devant détecter la présence d'une impédance capacitive entre les deux files de rails, comme par exemple les condensateurs de compensation (figure 2.14). Cette mesure est appelée « top condo ».

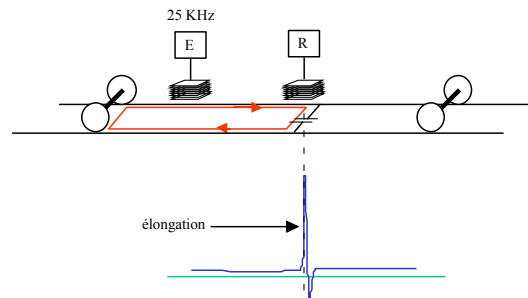


FIG. 2.14 – Mesure des impédances transversales.

- une mesure de l'amplitude du courant efficace détecté par les bobines en fonction de la position du véhicule, indépendamment de la vitesse de circulation. Ce courant est appelé courant de court-circuit, noté I_{cc} (figure 2.15). Il est relevé pour les 4 fréquences de fonctionnement des CdV à l'aide de bobines de mesure montées en différentiel et associées à des filtres à bande étroite. On notera que I_{cc} est l'amplitude de la porteuse injectée dans les rails; la modulation qui contient l'information utile à transmettre n'est pas mesurée.

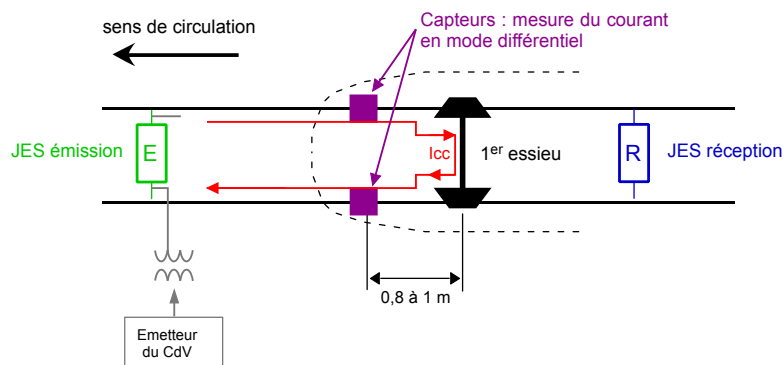


FIG. 2.15 – Mesure du courant I_{cc} .

La voiture HELENE dispose à la fois d'un enregistreur numérique et d'un enregistreur papier, mais seul le second est systématiquement utilisé. A l'issue d'une tournée, des bandes papier (figure 2.16) sont envoyées aux agents de maintenance des régions concernées pour être analysées. Le diagnostic des CdV ne se fait donc ni en temps réel, ni de façon automatique, mais de façon manuelle, quelques heures après la tournée. Un ensemble de règles empiriques permet de détecter un certain nombre de défauts [Ant02].

2.2.3 Diagnostic actuel des CdV

Le dépouillement des mesures se fait en deux temps : une première analyse rapide permet de détecter les défauts nécessitant une intervention de maintenance urgente car la TVM n'est plus assurée (alarmes immédiates). Dans un second temps, une analyse plus fine permet de diagnostiquer des défauts de JES et de condensateurs.

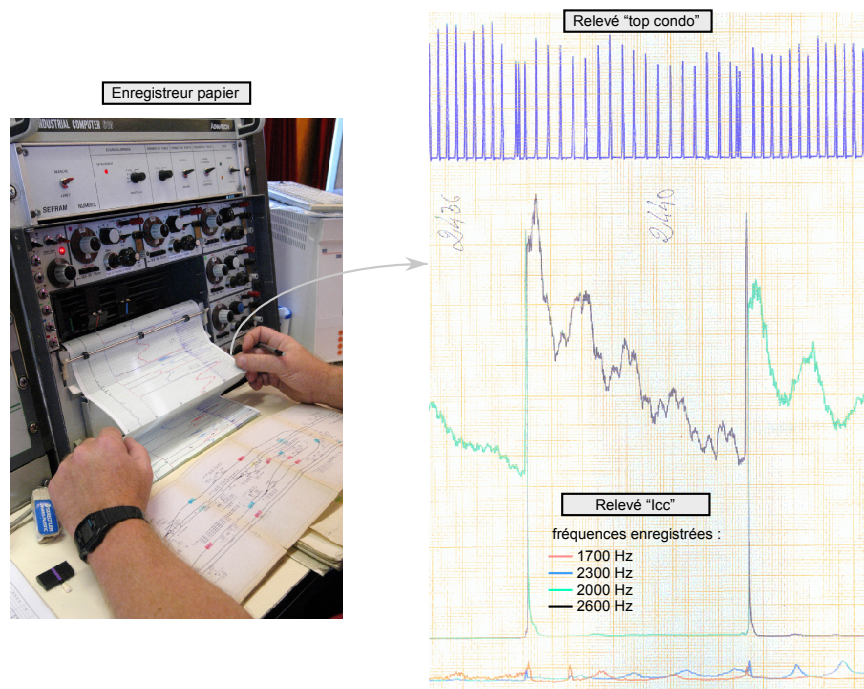


FIG. 2.16 – Exemple de relevé papier issu d'une tournée HELENE.

Le déclenchement des alarmes immédiates se fait à partir des relevés I_{cc} , par comparaison du signal à des seuils (voir figure 2.17) :

- le niveau du courant I_{cc} doit être $> 800 \text{ mA}$ en tout point du CdV, sinon le niveau de réception du signal par le train est jugé insuffisant pour décoder les informations
- la diaphonie longitudinale (fuite au niveau du JES réception) se traduit par des pics élevés à la fréquence du CdV voisin sur la même voie. Ceux-ci doivent rester inférieurs à 160 mA .
- la diaphonie transversale est caractérisée par l'apparition de pics aux fréquences des CdV de la voie adjacente (voir figure 2.17). Ceux-ci doivent rester inférieurs à 320 mA .

Une fois cette première phase réalisée, un diagnostic plus fin des JES et des condensateurs se fait en utilisant à la fois le top condo et le relevé I_{cc} . Pour les JES, les règles sont présentées en annexe B. Pour le diagnostic des condensateurs de compensation, l'analyse combinée du top condo et des relevés I_{cc} permet de détecter des condensateurs absents, et quelques condensateurs présents mais défectueux.

Analyse à partir du top condo

Deux critères sont utilisés :

- une absence d'élongation sur une distance supérieure à la distance de pose entre deux condensateurs successifs révèle l'absence d'un condensateur
- une modification de l'élongation correspondant à un condensateur traduit une augmentation de sa résistance interne ou un défaut de la connectique de raccordement des condensateurs de compensation au rail

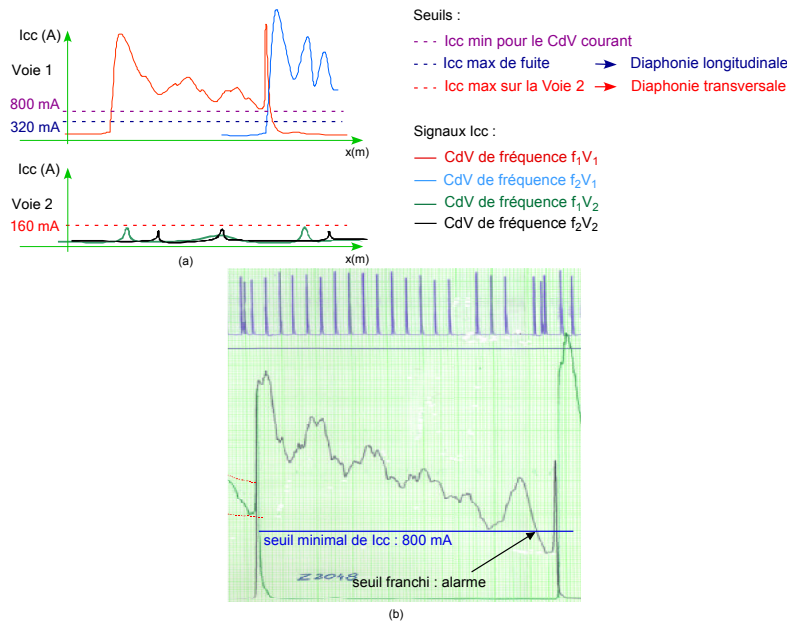


FIG. 2.17 – Seuils à vérifier (a), et exemple de CdV défectueux (b).

Analyse à partir du signal I_{cc}

Un défaut de condensateur de compensation introduit une discontinuité des courbes enveloppes (voir figure 2.18). Ceci traduit une désadaptation de la transmission [Ouk04].

On notera que si un défaut de condensateur est détecté, une opération de maintenance n'est pas systématiquement décidée, surtout si le défaut n'est pas grave au point d'empêcher le fonctionnement de la TVM. De plus, en cas de doute sur un élément, une comparaison entre les relevés de deux ou plusieurs tournées est possible pour conforter une décision.

Remarque importante : l'analyse présentée ici n'est valable que dans les zones ne comportant pas d'aiguillage.

2.2.4 Limites des approches actuelles

Si les mesures utilisées pour diagnostiquer les défauts de CdV sur LGV sont issues de systèmes d'inspection avancés, les méthodes d'analyse restent empiriques et assez sommaires. Elles présentent notamment plusieurs inconvénients :

- elles sont assez longues et fastidieuses à mettre en œuvre, puisqu'un agent de maintenance doit « lire » les enregistrements papier, 1 cm correspondant à 200 m de voie.
- l'utilisation des enregistrements papier est imprécise, car les signaux sont filtrés par le système mécanique d'impression, et donc une certaine quantité d'information utile est perdue
- seuls les défauts « importants » sont détectables, par exemple des condensateurs absents, ou un problème au niveau des JES. En revanche, si un condensateur est

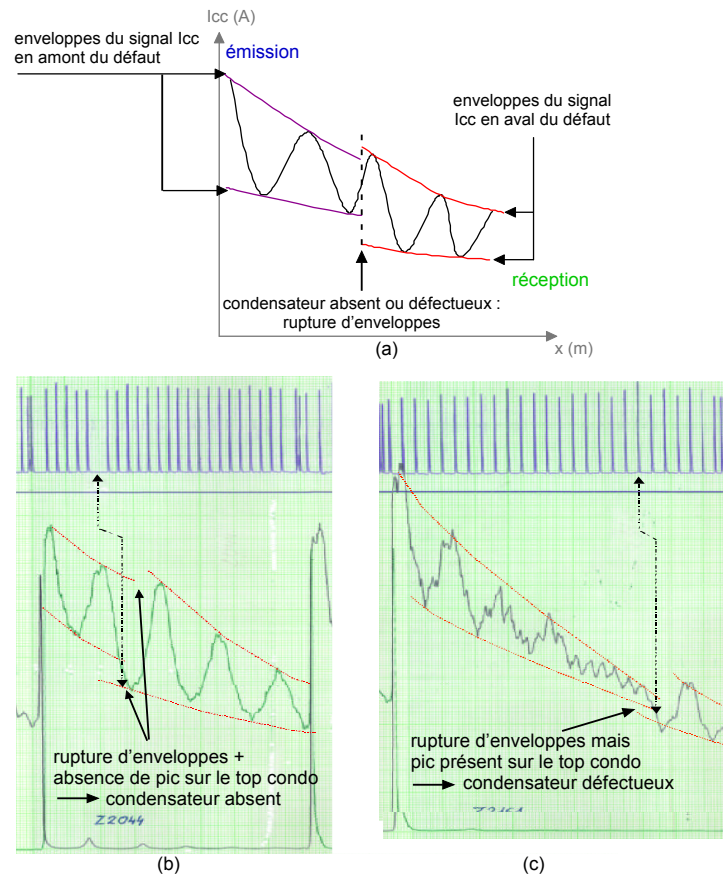


FIG. 2.18 – Rupture d’enveloppes lors de l’apparition d’un condensateur défectueux (a). Exemples de CdV défectueux avec un condensateur absent (b), et un condensateur défectueux (c).

présent mais défectueux (pertes, problèmes de connectique), il est beaucoup plus difficile de le détecter et il est impossible d’estimer la gravité de ce défaut. Par conséquent, les méthodes de diagnostic employées ne permettent pas la mise en œuvre d’une politique de maintenance préventive prévisionnelle.

On propose donc d’utiliser les enregistrements numériques des relevés I_{cc} pour mettre au point de nouveaux outils de diagnostic des CdV, et plus précisément des condensateurs de compensation. Outre que l’expertise sur ce signal est supérieure à celle sur le top condo, nous verrons également qu’il est le plus facile à modéliser du fait de la simplicité de son système de mesure. Dans le chapitre suivant nous présentons différentes techniques couramment utilisées dans le domaine du diagnostic des systèmes complexes, afin de choisir une stratégie adaptée à notre application.

Chapitre 3

Outils pour le diagnostic

Sommaire

3.1	Les différentes approches du diagnostic	35
3.1.1	Les systèmes experts	35
3.1.2	Les méthodes internes	36
3.1.3	Les méthodes externes	37
3.2	Diagnostic à base de modèles analytiques	38
3.2.1	Principe et description	38
3.2.2	Génération de résidus	39
3.2.2.1	Génération de résidus par estimation d'état	39
3.2.2.2	Génération de résidus par identification paramétrique : méthode du modèle de référence	39
3.2.3	Décision : détection de défaut	41
3.3	Une méthode externe : diagnostic à base de reconnaissance des formes	42
3.3.1	Principe du diagnostic par reconnaissance des formes	42
3.3.1.1	Définition de l'espace de représentation	42
3.3.1.2	Base d'apprentissage	43
3.3.1.3	Détermination des différentes classes	43
3.3.1.4	Exploitation du système de diagnostic	44
3.3.2	Reconnaissance des formes et réseaux de neurones	45
3.3.2.1	Formalisme	45
3.3.2.2	Un réseau multicouche couramment utilisé : le per- ceptron multicouche	47
3.4	Apports de la fusion d'informations pour traiter des données imparfaites	49
3.4.1	Formalisme et notations	50
3.4.2	Différentes méthodes de fusion	51
3.4.2.1	Fusion bayésienne	51
3.4.2.2	Fusion possibiliste	52
3.4.2.3	Fusion dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance	55
3.5	Conclusion : approches proposées pour le diagnostic des CdV	60

Introduction

Notre objectif est de mettre au point des outils de diagnostic automatique des CdV, et plus particulièrement des condensateurs de compensation qui les composent. Pour cela, nous avons à notre disposition des enregistrements numériques des courants I_{cc} , qui constituent en quelque sorte une signature des CdV.

Pour développer un système de diagnostic adapté au problème qui nous intéresse, il est nécessaire dans un premier temps de choisir sur quelles bases nous allons le construire. En effet, de nombreuses méthodes ont été proposées dans la littérature afin de détecter et de localiser des défauts, à partir de mesures réalisées sur des systèmes complexes. La volonté d'automatiser la surveillance de ces systèmes est la première raison de ces développements. Améliorer la qualité et la rapidité de cette surveillance en est une deuxième. Enfin, ces développements sont également dûs au fait que la maintenance prédictive est devenue une nécessité pour les industriels, afin de garantir le bon fonctionnement des procédés et de réduire le temps d'indisponibilité des différents matériels. Mais les méthodologies proposées proviennent de communautés de chercheurs et d'ingénieurs très différentes, telles les automaticiens, les statisticiens, les informaticiens... Elles sont donc très diverses, et face à un tel éventail de possibilités, le concepteur d'un système de diagnostic doit opérer des choix.

Il convient avant tout d'analyser l'information dont on dispose sur le système à étudier. Elle est généralement de deux types : connaissance *a priori* et observations.

La connaissance *a priori* désigne la connaissance que l'on a sur les modes de fonctionnement du système. Elle repose donc sur l'analyse de son passé : analyse des liens entre les modes et leurs causes (grâce à des arbres de défaillance par exemple), ou analyse des données mesurées sur le système (historique des données issues des capteurs, reliées aux modes de fonctionnement...). Ces analyses peuvent être déterministes ou stochastiques, mais avant tout il faut disposer d'une liste complète de tous les modes possibles. Dans la pratique, cette exhaustivité est impossible à obtenir, car il est rare que tous les modes de fonctionnement soient apparus avant une date donnée.

Les connaissances issues des observations constituent, elles, l'ensemble des informations dont on dispose à un instant t pour prendre une décision sur le mode de fonctionnement du système. Cette information peut provenir de capteurs ou d'instruments de mesures, et dans ce cas les données dont on dispose sont numériques. Elles peuvent également être recueillies sous formes de faits, de nature symbolique ou qualitative. Cette distinction peut aider aux choix de la méthode (par exemple, des approches à base de systèmes experts sont plus adaptées aux données symboliques).

Nous allons dresser un panorama général de ces différentes approches, afin de les positionner les unes par rapport aux autres [Zwi02], [Lur03], [Adr00]. Nous détaillerons particulièrement deux familles de méthodes : celles basées sur les modèles analytiques, et celles faisant appel à la reconnaissance des formes. Enfin, nous présenterons l'intérêt de la fusion d'information pour tenir compte de l'imperfection des données dans le processus de diagnostic. Nous détaillerons trois types de fusion, basées respectivement sur la théorie des probabilités, la théorie des possibilités, et la théorie des fonctions de croyance. Nous conclurons sur les méthodes que nous appliquerons au problème qui nous intéresse.

3.1 Les différentes approches du diagnostic

3.1.1 Les systèmes experts

Un système expert est « un système informatique destiné à résoudre un problème précis à partir d'une analyse et d'une représentation des connaissances et du raisonnement d'un ou de plusieurs spécialistes » [Zwi02]. En d'autres termes, le but des systèmes experts est de reproduire le raisonnement qui conduit un expert humain à prendre une décision sur l'état du système à partir d'observations de celui-ci, données sous forme symbolique.

Un système expert comporte trois éléments :

- une base de connaissances ;
- un moteur d'inférence ;
- des interfaces utilisateurs.

La base de connaissance est elle-même composée d'une base de faits et d'une base de règles. La base de faits regroupe toutes les observations faites sur le système à diagnostiquer. La base de règles contient les lois qui associent les faits entre eux. Deux méthodes couramment utilisées dans l'industrie permettent de constituer cette base de connaissance : les arbres de défaillances et les AMDE(C) (analyses des modes de défaillances, de leurs effets (et de leurs criticités)) [Zwi02].

Les arbres de défaillance consistent à identifier toutes les combinaisons d'événements possibles qui entraînent une défaillance. Les conditions et les événements sont reproduits sous la forme d'un arbre à plusieurs niveaux reliés par des opérateurs logiques. A un niveau donné, chaque événement est généré à partir de combinaisons logiques d'événements des niveaux inférieurs. Cette procédure est répétée jusqu'à atteindre les événements élémentaires (les fautes) à l'origine de la défaillance (voir figure 3.1). Cette démarche, qui consiste à trouver un défaut à partir de l'observation de ses effets sur le système, est dite inductive [Val98].

Les AMDE(C) utilisent un raisonnement inverse, qualifié de déductif. Le point de départ est le mode de défaillance : toutes les causes possibles de leur apparition sont identifiées, et pour chaque combinaison cause / mode de défaillance, les effets sur le système et sur l'opérateur sont décrits, ainsi que leurs niveaux possibles de détection, et éventuellement leur criticité (pour les AMDEC). Cette analyse est ensuite consignée dans une grille (figure 3.2).

Le moteur d'inférence est un outil informatique développé de façon à raisonner et tirer des conclusions à partir de la description d'un problème donné, en utilisant la base de connaissances.

Enfin, les interfaces utilisateurs permettent aux opérateurs de consulter le système expert. Ils peuvent ainsi vérifier et éventuellement mettre à jour leurs connaissances.

Les systèmes experts ont de nombreuses applications sur des systèmes simples, par exemple en matière de dépannage automobile. Mais pour des systèmes complexes, ils se heurtent à un certain nombre de difficultés, notamment parce qu'ils sont entièrement dépendants de la base de connaissances, donc des experts. Une expertise exhaustive sur un système industriel requiert une expérience dont l'acquisition peut s'avérer longue et fastidieuse. D'ailleurs, dans le cas de notre application, les experts du dépouillement des mesures I_{cc} ne peuvent avoir qu'une connaissance partielle du problème, puisqu'aucune mesure complémentaire n'est faite sur les pièces changées lors des opérations de maintenance, et qu'aucun retour d'expérience n'est effectué. La maintenance des CdV

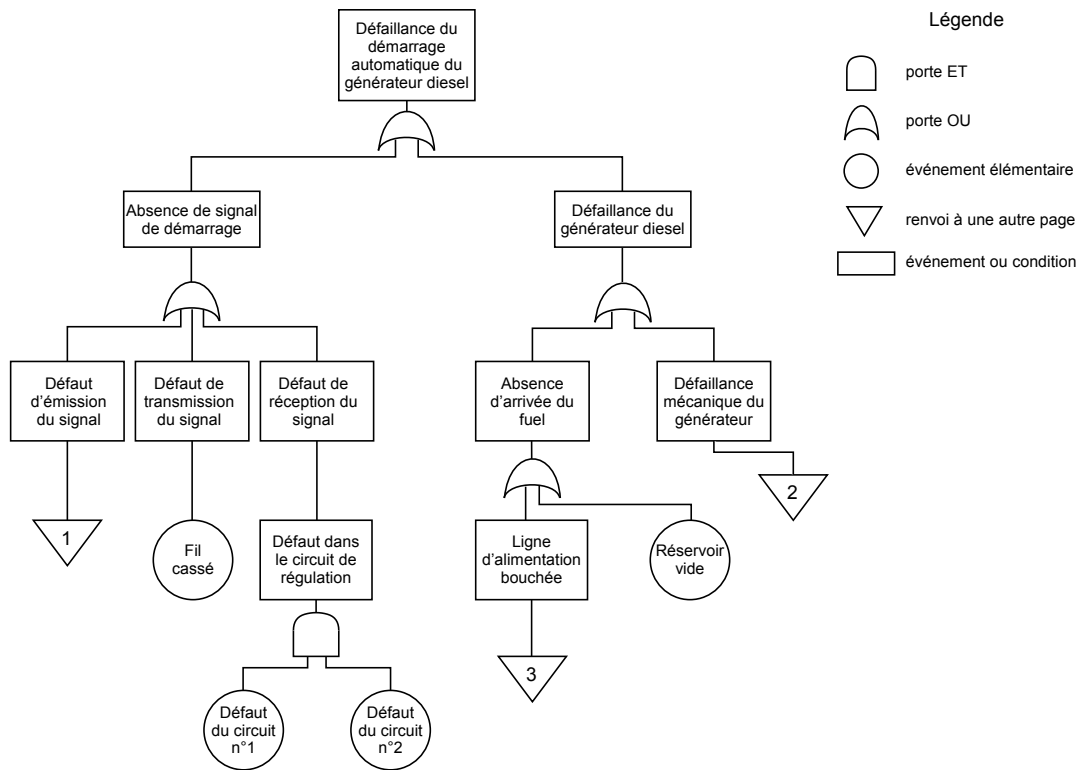


FIG. 3.1 – Exemple d'arbre de défaillance [Zwi02].

Défaillance fonctionnelle	Composant	Mode de défaillance	Cause	Effet local	Effet sur le système	Effet sur la centrale	Durée de la mission	Taux de défaillance	Remarques
Ne fournit pas la pression ou le volume désiré(e)	S.V.1 Electrovanne	N°1 Défaillance à la sollicitation	Tige bloquée	Fonction dégradée	Mise en service du système redondant	Pas d'effet sur la centrale	2920 h/an	1E-06/h	Le compresseur redondant sera mis en route pour compenser la défaillance

FIG. 3.2 – Exemple d'AMDE utilisée dans une centrale nucléaire [Zwi02].

sur LGV est en fait un problème récent sur lequel les experts eux-mêmes manquent de recul. C'est pourquoi on privilégiera d'autres approches pour le diagnostic.

3.1.2 Les méthodes internes

Issues des travaux menés par les automaticiens, elles sont utilisées lorsque l'on dispose d'un modèle analytique du système, ce qui nécessite une importante connaissance de celui-ci. Il existe plusieurs types de modèles, que l'on peut classer en deux grandes catégories :

- les modèles de représentation, ou modèles « boîte noire » : ils décrivent le compor-

tement global du système, c'est-à-dire la relation entre ses entrées et ses sorties. Les paramètres de ces modèles ont généralement peu de sens physique, ils sont donc difficiles à interpréter pour le diagnostic. Mais ils ont l'avantage d'être assez simples à mettre en œuvre, et surtout, ils permettent de modéliser des systèmes très complexes, même si tous les processus internes ne sont pas connus de façon détaillée.

- les modèles de connaissance, ou modèles « boîte blanche » : ils reposent entièrement sur les lois physiques régissant le système, et consistent à décrire les différents phénomènes observés par des modèles mathématiques issus de la physique. Les paramètres de ces modèles ont donc un sens physique concret, ce qui est particulièrement intéressant pour le diagnostic. Cette modélisation requiert cependant une connaissance approfondie du système, et d'un point de vue pratique, il est assez rare de pouvoir décrire un système de la sorte sur l'intégralité de ses points de fonctionnement.

Une fois le modèle mis au point, une phase de validation expérimentale est nécessaire avant de l'exploiter. Le diagnostic consiste ensuite à comparer un certain nombre de valeurs numériques issues du modèle, à des données mesurées sur le système. Toute différence entre les observations et les prédictions déduites du modèle sont interprétées comme la présence d'un ou de plusieurs défauts. Pour cela, une première phase consiste à déterminer des grandeurs sensibles aux défauts [Web99]. Ces grandeurs, appelés résidus, sont proches d'une valeur de référence généralement nulle si le système ne présente pas de défaut, et s'écartent de cette valeur dès qu'un défaut apparaît. Une décision est ensuite prise sur la présence ou non d'un défaut, à partir de l'évaluation de ces résidus. Si un défaut est détecté, il est ensuite localisé et identifié. On peut noter que seule une modélisation du comportement « correct » du système est nécessaire pour la détection de défauts. En revanche, pour la tâche de localisation et d'identification, une connaissance *a priori* sur les types de dysfonctionnements pouvant affecter le système est indispensable.

Ces techniques de diagnostic sont très utilisées dans l'industrie. Elles peuvent être appliquées à notre problème, étant donné que l'on dispose d'un modèle du CdV. En effet, tous ses composants et les lois physiques qui les régissent sont connus, aux variables contextuelles près, qu'il conviendra d'estimer. Ce dernier point est primordial car il conditionne l'identification du bon modèle de fonctionnement nominal.

3.1.3 Les méthodes externes

Les méthodes externes, par opposition aux méthodes internes, ne supposent pas que l'on dispose d'un modèle du système à diagnostiquer. Elles nécessitent donc assez peu d'informations *a priori* et ne reposent que sur l'analyse de mesures issues des chaînes d'instrumentation mises en place sur le système. Ces mesures sont souvent regroupées sous l'appellation « signatures externes ». La procédure de diagnostic consiste alors à analyser un certain nombre de caractéristiques extraites de ces signatures, et à les associer à un mode de fonctionnement du système. Parmi ces méthodes, on trouve les techniques de reconnaissance des formes, dont le but est de définir des algorithmes permettant de reconnaître à quelle forme-type un objet observé est similaire.

Pour cela, on suppose que chaque observation du système, aussi appelée forme, est caractérisée par un ensemble de D paramètres. On peut donc la représenter par un vecteur X dans un espace \mathcal{R}^D , appelé espace de représentation. On suppose de plus que l'on observe des formes de K types différents (prototypes). Si les observations n'étaient

pas bruitées, chaque forme serait représentée exactement par un point dans \mathcal{R}^D , et l'identification de chaque position permettrait la reconnaissance de chaque type. Dans un cas plus réaliste où les observations sont bruitées, on ne peut pas isoler un point unique de l'espace comme représentant une forme-type. On associe donc à chacune d'elle une zone géographique, appelée classe (notée ω_i).

La problématique de la reconnaissance des formes peut être formulée de la façon suivante : « observant une forme, il s'agit de trouver à quelle classe parmi K la rattacher ». L'étape essentielle réside dans la construction des frontières permettant de partitionner l'espace \mathcal{R}^D , de façon à attribuer une des K classes à la forme X observée.

La construction d'un système de diagnostic peut être vu comme un problème de reconnaissance des formes, en considérant que :

- les vecteurs formes sont les vecteurs ayant pour composantes les paramètres observés sur le système ;
- chaque classe représente un mode de fonctionnement.

Après une phase dite d'apprentissage, il s'agit alors d'associer toute nouvelle observation du système à un mode de fonctionnement.

Ces méthodes offrent d'intéressantes perspectives pour le diagnostic de systèmes complexes, car elles ne nécessitent pas de modèle. Dans le cadre de notre application (même si l'on peut réaliser un modèle du CdV), il sera intéressant de les utiliser pour se libérer de la contrainte de l'estimation des paramètres contextuels du modèle qui, si elle n'est pas assez précise, peut engendrer de nombreuses erreurs de diagnostic.

Nous allons maintenant décrire les deux approches *a priori* les plus intéressantes pour nous : les méthodes de diagnostic à base de modèles analytiques, et celles faisant appel à la reconnaissance des formes.

3.2 Diagnostic à base de modèles analytiques

3.2.1 Principe et description

Les méthodes à base de modèles analytiques exploitent des données numériques issues d'un modèle du système étudié. Ces données sont ensuite comparées aux mesures effectuées sur le système, un écart révélant une anomalie. Ces méthodes reposent donc sur le principe de redondance analytique : des équations analytiques décrivant le fonctionnement nominal du système sont utilisées pour établir puis vérifier des relations liant les grandeurs mesurées entre elles.

Pour mettre au point une telle procédure de diagnostic, la première étape consiste à mettre au point un modèle du système. C'est une étape très délicate, car des erreurs ou des simplifications trop importantes risquent de diminuer considérablement les performances du système de diagnostic. Selon la connaissance du système dont on dispose, sa complexité et sa nature, le type de modèle sera différent : modèle paramétrique ou non paramétrique, modèle continu, discret, numérique...

Une fois le modèle validé, la procédure de diagnostic en elle-même comporte trois phases (3.3) :

- la génération de résidus, grandeurs sensibles aux défauts ;
- la détection de défauts éventuellement présents, par l'analyse des résidus ;
- la localisation et l'identification du type de défaillance.

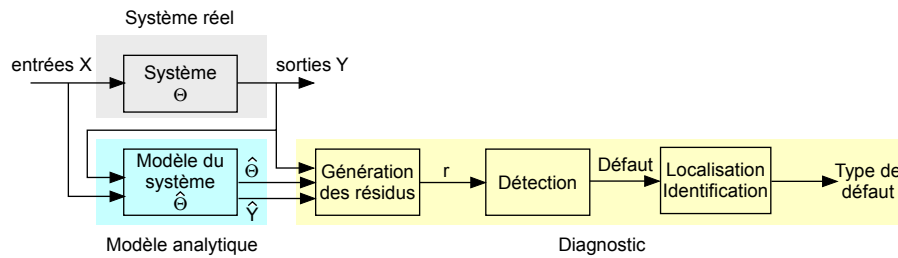


FIG. 3.3 – Principe du diagnostic à base de modèle analytique.

3.2.2 Génération de résidus

La génération de résidus fait appel à différentes méthodes, liées à la représentation choisie pour le modèle du système [Ger98].

3.2.2.1 Génération de résidus par estimation d'état

La représentation d'état est un type de modélisation couramment utilisé. Elle permet de décrire tous les états internes du processus, à travers un système de n_e équations différentielles linéaires du premier ordre, écrites sous forme matricielle :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (3.1)$$

où

$$\begin{cases} x(t) \text{ est le vecteur d'état, de dimension } n_e \\ u(t) \text{ est le vecteur d'entrée, ou de commande, de dimension } n_c \\ y(t) \text{ est le vecteur de mesure, de dimension } n_m \\ n_e \text{ est l'ordre du modèle} \\ A, B, \text{ et } C \text{ sont des matrices constantes et connues} \\ \text{qui représentent les paramètres physiques du processus.} \end{cases}$$

Les n_e composantes du vecteur x forment un espace de dimension n_e , appelé espace d'état.

Les résidus sont générés en calculant l'erreur d'estimation du vecteur de mesure, réalisée à l'aide d'observateurs (méthode déterministe) ou de filtres (méthode stochastique), comme le filtre de Kalman [Wil76]. L'analyse des résidus permet ensuite la réalisation du diagnostic.

3.2.2.2 Génération de résidus par identification paramétrique : méthode du modèle de référence

L'objectif des techniques d'identification paramétrique [Ise93] est de déterminer les valeurs des paramètres d'un processus pour lequel le modèle est supposé connu, à partir des signaux d'entrée et de sortie. Les résidus sont ici les paramètres du modèle, qu'il faut identifier. Plusieurs méthodes permettent de résoudre ce problème. Si on tient compte des propriétés statistiques des bruits sur le système et sur les mesures, on obtient, en plus des valeurs des paramètres, une estimation de la précision avec laquelle ils sont

identifiés. Pour cela, on peut utiliser des techniques statistiques, comme les estimateurs des moindres carrés généralisés. Un problème se pose lorsque, comme c'est le cas dans notre application, on ne dispose pas d'un modèle du bruit. Il faut alors faire appel à des méthodes déterministes, comme la méthode du modèle de référence.

Dans cette méthode d'identification, les différents paramètres sont estimés grâce à la minimisation d'une fonction de coût moyen R . Cette fonction prend en compte l'écart entre les caractéristiques déduites du modèle (pour un jeu de paramètres donné), et ces mêmes caractéristiques mesurées sur le système. Plusieurs fonctions de coût peuvent être utilisées, suivant le type de système concerné. Classiquement, dans le cas discret, les fonctions les plus courantes sont les suivantes :

$$R = \sum_{i=1}^{N_{ech}} (Y_{reel}(t_i) - Y_{mod}(t_i))^2 \tag{3.2}$$

$$R = \sum_{i=1}^{N_{ech}} \frac{(Y_{reel}(t_i) - Y_{mod}(t_i))}{Y_{mod}(t_i)}$$

avec Y_{reel} les sorties mesurées ;
 Y_{mod} les sorties issues du modèle ;
 $t_i = iT$, où T est le pas d'échantillonnage des signaux ;
 N_{ech} le nombre d'échantillons.

Si on note Θ le vecteur de composantes les paramètres du modèle à estimer, le but est de déterminer Θ de manière à minimiser la fonction de coût R . Ce principe est illustré sur la figure 3.4.

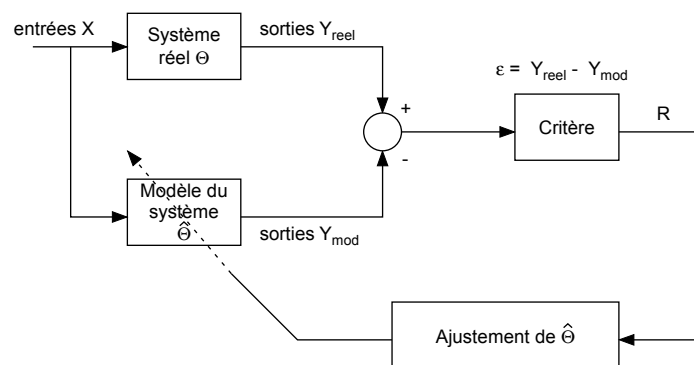


FIG. 3.4 – Principe de la méthode du modèle de référence.

La méthode du modèle de référence est en définitive un problème d'optimisation que l'on résoud classiquement de manière récursive, suivant le principe résumé par l'équation 3.3 :

$$\hat{\Theta}_{i+1} = \hat{\Theta}_i - h_i d_i \tag{3.3}$$

où

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\Theta}_{i+1} \text{ est le vecteur paramètre estimé à l'itération } i + 1; \\ \hat{\Theta}_i \text{ est le vecteur paramètre estimé à l'itération } i; \\ d_i \text{ est le vecteur de recherche à l'itération } i; \\ h_i \text{ est le pas du déplacement suivant } d_i \text{ à l'itération } i. \end{array} \right.$$

On peut classer les différentes méthodes d'optimisation continue en trois catégories :

- Les méthodes pour lesquelles la fonction de coût R est calculée successivement en faisant varier $\hat{\Theta}$ à chaque fois, selon une stratégie qui dépend de la méthode utilisée. Les plus connues sont le simplex [Nel65], la méthode de Hook et Jeeves [Hoo61], et la méthode de Rosenbrock [Ros60].
- Les méthodes du gradient (ou méthodes du premier ordre), où non seulement la fonction R est évaluée à chaque itération, mais aussi son gradient. La stratégie de recherche consiste à faire varier $\hat{\Theta}$ dans la direction opposée au gradient.
- Les méthodes du second ordre, dans lesquelles on utilise, en plus de la fonction de coût et de son gradient, ses dérivées secondes, comme dans la méthode de Newton-Raphson.

La génération de résidus par la méthode du modèle de référence est intéressante car elle permet d'estimer directement les paramètres du modèle, qui conservent tout leur sens physique, ce qui rend leur exploitation aisée dans un système de diagnostic. Cependant, des difficultés surviennent lorsque le modèle est structurellement trop différent de la réalité, car dans ce cas, la fonction de coût peut présenter des minima locaux. Le vecteur $\hat{\Theta}$ estimé n'est alors pas le vecteur optimal, ce qui fausse totalement la suite du processus de diagnostic. Pour utiliser ce type de méthode, il conviendra donc de mettre au point un modèle du système très proche de la réalité. La phase de validation du modèle sera notamment primordiale.

3.2.3 Décision : détection de défaut

Une fois les résidus générés, la deuxième étape consiste à les exploiter dans le cadre du diagnostic pour décider de la présence ou non d'un défaut dans le système.

Les méthodes de détection sont regroupées sous le terme de test de cohérence. Leur objectif est de vérifier l'adéquation entre les grandeurs observées, et les résidus issus du modèle, décrivant le comportement attendu du système. L'un des tests les plus simples consiste à comparer les résidus à des seuils fixes. Le choix de ces seuils est délicat, car il demande généralement de faire un compromis : si le seuil est trop bas, on risque d'augmenter le nombre de fausses alarmes, mais s'il est trop élevé, ce sont les non-détections qui vont se multiplier. Il existe également d'autres tests plus robustes, comme le test de la somme cumulée, ou le test du maximum de vraisemblance généralisé [Bas97]. Ces tests aboutissent tous à la construction d'un vecteur de cohérence binaire, où sont repérés les résidus ayant servi à la détection, ce qui permet ensuite de localiser les défauts.

3.3 Une méthode externe : diagnostic à base de reconnaissance des formes

Les méthodes de diagnostic par reconnaissance des formes sont particulièrement adaptées lorsque l'on ne dispose pas d'un modèle de comportement du système à analyser (ou que celui-ci est très complexe), mais uniquement d'observations correspondant à différents modes de fonctionnement. On en trouve un certain nombre d'applications [Mou93], issues des domaines de l'automobile [Tho96], des télécommunications, de la mécanique et de l'énergie [Zwi91], entre autres.

3.3.1 Principe du diagnostic par reconnaissance des formes

L'objectif du diagnostic par reconnaissance des formes [Dub90], [Dub01b], [Dub01a] est d'associer une observation du système (données fournies par des capteurs, par exemple), à un mode de fonctionnement, correspondant à une classe. Pour cela, plusieurs étapes sont nécessaires :

- choisir les paramètres représentant les observations, ce qui permet de définir l'espace de représentation ;
- réaliser une base d'apprentissage ;
- définir les différents modes de fonctionnement, ou classes ;
- construire une règle de décision permettant d'associer une nouvelle forme à un mode de fonctionnement.

Ces différentes étapes sont illustrées sur la figure 3.5.

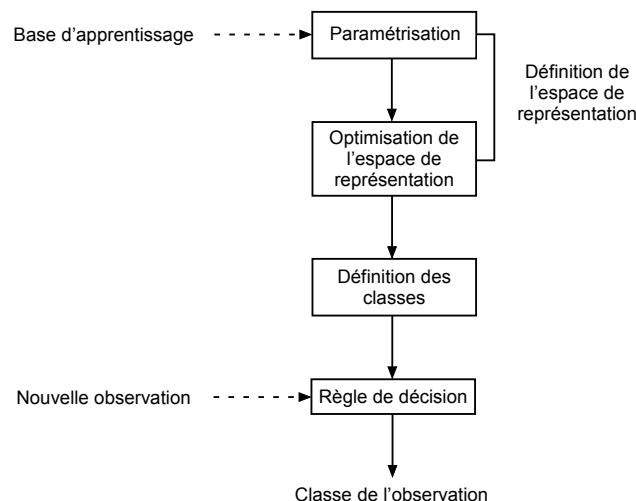


FIG. 3.5 – Différentes étapes du diagnostic par reconnaissance des formes.

3.3.1.1 Définition de l'espace de représentation

La définition de l'espace de représentation \mathcal{R}^D est une étape très importante, puisqu'elle influence directement la qualité du système de diagnostic. En effet, elle consiste à choisir les caractéristiques les plus pertinentes des observations, vis-à-vis des modes de

fonctionnement. Cette étape s'effectue généralement par des phases successives de paramétrisation du ou des signaux de mesure, puis de sélection de paramètres pertinents. Il n'y a pas de règles prédéfinies pour extraire les paramètres constituant le vecteur forme, et on s'oriente généralement vers des approches de modélisation paramétrique des signaux, ou vers des méthodes heuristiques de paramétrisation utilisant l'expertise acquise sur les signaux de mesure. Si le nombre de paramètres retenus est trop important, la définition des classes risque d'être plus complexe à réaliser, c'est pourquoi il peut être avantageux de procéder à une réduction de l'espace de représentation pour ne conserver que les informations pertinentes. Pour cela, deux stratégies peuvent être employées [Ouk97] :

- On peut sélectionner un sous-ensemble de caractéristiques parmi celles existantes. Les critères souvent utilisés à cet effet sont à base de matrices de variance inter et intra-classes, et permettent de ne retenir que les caractères rendant les classes associées aux différents modes de fonctionnement les plus éloignées et compactes possible. Le critère de Fisher [Doc81] fait partie de ces méthodes.
- On peut également définir de nouvelles caractéristiques, en combinant les caractéristiques initiales, tout en conservant un maximum d'informations. C'est dans cette catégorie de méthodes que l'on trouve l'analyse en composantes principales [Sap90], qui permet d'extraire des nouvelles caractéristiques à partir de l'étude de la matrice de variance-covariance des données initiales. On peut également citer la régression PLS (Partial Least Squares [Ten98]) qui tient compte de l'étiquetage en classes pour la construction de nouvelles variables. Ces méthodes sont théoriquement optimales, mais elles font intervenir des combinaisons de caractéristiques qui peuvent ne pas avoir de sens physiques. Les nouveaux paramètres obtenus sont donc difficiles à interpréter, ce qui peut rendre leur utilisation plus délicate pour le diagnostic.

3.3.1.2 Base d'apprentissage

Une fois que l'espace de représentation est choisi, l'étape suivante consiste à construire un ensemble d'observations, définies dans cet espace de représentation (c'est-à-dire caractérisées par D paramètres, si l'espace de représentation est de dimension D). Cet ensemble est appelé base d'apprentissage.

Les données de cet ensemble peuvent être de deux natures :

- données étiquetées : on connaît *a priori* les modes réels de fonctionnement correspondant à chacune des observations de la base d'apprentissage ;
- données non étiquetées : on ne connaît pas les modes réels de fonctionnement des observations, par exemple parce que l'opération d'étiquetage par un expert est trop fastidieuse.

Selon le type de base, la façon de déterminer les classes est différente.

3.3.1.3 Détermination des différentes classes

La détermination des différentes classes consiste à identifier les régions de l'espace de représentation correspondant à chaque mode de fonctionnement. Cette étape fait appel à des techniques de classification, à partir de l'ensemble d'apprentissage. Selon que les données d'origine sont étiquetées ou non, on parlera d'apprentissage supervisé ou non supervisé. La construction de l'ensemble des classes (espace de décision) amène

à déterminer une règle de décision, qui sera ensuite utilisée pour classer de nouvelles observations, dans la phase d'exploitation. Cette fonction de décision (ou fonction discriminante), permet d'établir une partition de l'espace de représentation en autant de régions que de modes de fonctionnement, en définissant les frontières entre chacune d'elles. Pour cela, plusieurs approches peuvent être utilisées : paramétrique, non paramétrique, ou par approximation directe de fonctions discriminantes.

La plupart des approches reposent sur la théorie bayésienne de la décision [Fer67]. On considère que chaque observation X^i de \mathcal{R}^D suit une loi de probabilité conditionnelle $f(X^i/\omega_k)$ dans chaque classe $\omega_k, k=1, \dots, K$, et que chaque classe a une probabilité *a priori*, notée $P(\omega_k)$. La formule de Bayes permet de déterminer la probabilité *a posteriori* de chacune des classes $P(\omega_k/X^i)$, conditionnellement à l'observation X^i :

$$P(\omega_k/X^i) = \frac{f(X^i/\omega_k) \cdot P(\omega_k)}{\sum_{l=1}^K f(X^i/\omega_l) \cdot P(\omega_l)}. \quad (3.4)$$

La règle de décision de Bayes, ou règle du coût minimum, consiste à affecter l'observation X^i à la classe ω_k qui maximise cette probabilité *a posteriori*.

Si la forme des lois de probabilité $f(X^i/\omega_k)$ est connue pour toutes les classes, ainsi que les probabilités *a priori* de chaque classe, on a affaire à un modèle paramétrique, dont il s'agit d'estimer les paramètres à partir des observations. Plusieurs méthodes existent pour résoudre ce problème, parmi lesquelles on peut citer la méthode du maximum de vraisemblance ou l'estimation bayésienne [Sap90].

Si la forme des lois de probabilité est inconnue, on a un modèle non paramétrique. Il s'agit dans ce cas

- d'estimer $f(X^i/\omega_k)$ à partir de la base d'apprentissage, par exemple en comptant le nombre d'observations de chaque classe dans un volume correspondant à un hypercube de côté h , centré sur une observation (méthode des noyaux de Parzen [Par62]),
- ou alors d'estimer directement les probabilités *a posteriori* d'appartenance aux classes en recherchant le volume V centré sur une observation, qui englobe k observations de la base d'apprentissage (méthode des k plus proches voisins [Cov67]).

Une autre famille de méthodes consiste à déterminer directement une fonction discriminante en estimant les paramètres d'une fonction mathématique de manière à séparer au mieux les modes de fonctionnement. Il s'agit donc de minimiser la probabilité de mauvais classement. Le choix de la fonction mathématique dépend de la complexité de la frontière de décision à mettre en œuvre. La frontière la plus simple possible entre deux régions est un hyperplan, dans ce cas on prendra une fonction linéaire [Ho65]. Mais si les frontières sont plus complexes, on peut alors faire appel à des fonctions quadratiques [Cha83], à des Séparateurs à Vaste Marge (SVM, [Tay04]), ou encore à des modèles neuronaux, sur lesquels nous reviendrons plus tard.

3.3.1.4 Exploitation du système de diagnostic

Une fois la règle de décision déterminée, le classement des nouvelles observations peut avoir lieu. A ce stade, un problème peut survenir si une observation ne peut être affectée à aucune classe [Dub01b]. Ceci regroupe deux cas :

- soit la nouvelle observation n’appartient à aucune classe, ce qui est le cas si cette observation correspond à un mode de fonctionnement qui ne figurait pas dans la base d’apprentissage. On procède alors à un rejet en distance.
- soit la nouvelle observation est proche d’une frontière entre deux classes, entraînant une ambiguïté qui risque de déboucher sur une erreur de classification. Dans ce cas, on procède à un rejet en ambiguïté.

Ces rejets seront pris en compte dans l’évaluation des performances de la classification. En effet, les critères de qualité retenus sont la probabilité de rejet et la probabilité d’erreur de classement.

3.3.2 Reconnaissance des formes et réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont couramment utilisés en reconnaissance des formes, dans l’étape de discrimination. L’objectif des réseaux de neurones est d’associer une observation du système (décrite par des paramètres, ou variables d’entrée), à une variable de sortie, qui peut être :

- Un mode de fonctionnement du système. Dans ce cas, on a affaire à un problème de **discrimination**, classique en reconnaissance des formes. Le résultat est directement exploitable pour le diagnostic : le réseau estime la probabilité *a posteriori* d’appartenance aux classes.
- Une variable continue caractéristique du système (une température, une tension, une intensité,...) dont la valeur sera utilisée ensuite pour prendre une décision. Il s’agit alors d’un problème de **régression**. Ce procédé s’apparente à une génération de résidus, mais sans avoir recours à un modèle physique explicite du système.

Après avoir présenté le fonctionnement d’un neurone formel, nous décrirons plus en détails un type de réseaux de neurones très fréquemment rencontré : le perceptron multicouche.

3.3.2.1 Formalisme

Les premiers travaux sur les réseaux de neurones datent des années 40, quand de nombreux chercheurs (en biologie, psychologie, informatique,...) se sont penchés sur le fonctionnement du cerveau humain, dans le but de mettre au point des outils d’intelligence artificielle. Le modèle du neurone formel a été proposé en 1943 par Mac Culloch et Pitts [McC43]. Il s’agit d’une simulation simplifiée d’un neurone biologique, fonctionnant en deux étapes (figure 3.6). Dans un premier temps, le neurone calcule une somme pondérée des entrées X_1, \dots, X_n qui lui sont présentées. Cette opération aboutit à l’élaboration du potentiel S_Σ du neurone :

$$S_\Sigma = b + \sum_{j=1}^n W_j X_j. \quad (3.5)$$

Les $W_{j,j=1,\dots,n}$ sont appelés poids.

Dans un deuxième temps, le neurone opère une transformation de ce potentiel à l’aide d’une fonction de transfert f , aussi appelée fonction d’activation (figure 3.6) :

$$S = f(S_\Sigma). \quad (3.6)$$

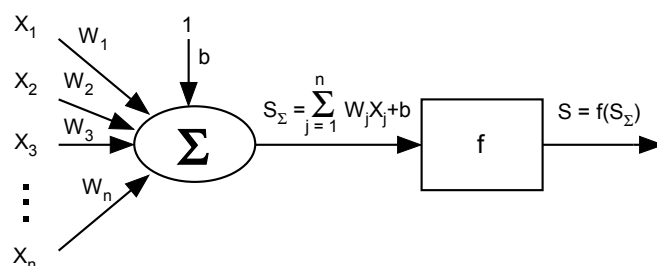


FIG. 3.6 – Modèle du neurone formel.

Les fonctions d'activation peuvent prendre plusieurs formes. Les plus utilisées sont illustrées figure 3.7.

fonction de Heaviside		$f(S_\Sigma) = \begin{cases} 0 & \text{si } S_\Sigma < 0 \\ 1 & \text{si } S_\Sigma \geq 0 \end{cases}$
fonction linéaire		$f(S_\Sigma) = S_\Sigma$
fonction sigmoïde		$f(S_\Sigma) = \frac{1}{1 + e^{-S_\Sigma}}$
fonction tangente hyperbolique		$f(S_\Sigma) = \frac{1 - e^{-S_\Sigma}}{1 + e^{-S_\Sigma}}$

FIG. 3.7 – Principales fonctions d'activation.

Le réglage des poids se fait par apprentissage. Le but est d'établir une relation entre les entrées et les sorties, à partir d'exemples (base d'apprentissage). Cette opération consiste, connaissant les couples entrées / sorties de la base d'apprentissage, à ajuster les poids de façon à minimiser l'écart entre les sorties estimées et les sorties souhaitées, et ce pour l'ensemble des exemples d'apprentissage. Plusieurs algorithmes existent pour réaliser cette tâche, parmi lesquels l'algorithme de rétropropagation du gradient, qui sera expliqué dans le paragraphe suivant. Mais la fonction ainsi réalisée par un neurone unitaire s'avère la plupart du temps trop simple pour opérer la tâche de diagnostic du système courant. Pour en complexifier le fonctionnement, il convient d'en associer plusieurs sous forme d'un réseau.

3.3.2.2 Un réseau multicouche couramment utilisé : le perceptron multicouche

• Structure du réseau

Un réseau de neurones est un ensemble de neurones connectés entre eux. Plusieurs architectures existent, selon le type de connexions. Jusqu'aux années 80, seuls des réseaux monocouches étaient employés, tels le perceptron proposé en 1958 par Rosenblatt [Ros62], [Ros65]. Mais ces réseaux ont rapidement montré des limites car ils ne permettaient de traiter ni le cas de classes non linéairement séparables, ni le cas multiclassés [Min69]. Le perceptron multicouche s'est imposé par la suite comme une réponse à ces problèmes, grâce à sa propriété d'approximateur universel [Fuk89], [Hor89], qui le rend capable d'approcher une fonction quelconque avec une précision arbitraire. Comme son nom l'indique, sa structure est organisée en couches (voir figure 3.8) :

- des paramètres d'entrée,
- une ou plusieurs couches cachées,
- une couche de sortie.

Chaque neurone élémentaire est connecté à tous les neurones de la couche qui suit celle à laquelle il appartient. Les fonctions d'activation peuvent être quelconques, et le nombre de neurones en sortie dépend généralement du codage adopté. Par exemple, dans un problème de discrimination, chacun d'eux est généralement dédié à une classe donnée.

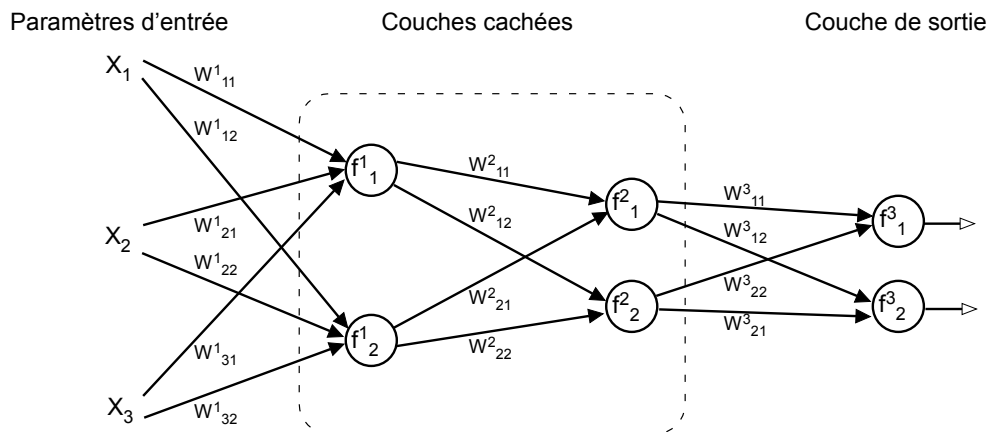


FIG. 3.8 – Exemple de perceptron multicouche avec 3 entrées, 2 couches cachées comportant 2 neurones chacune et une couche de sortie comportant 2 neurones.

• Apprentissage

Une autre spécificité du perceptron multicouche réside dans son mode d'apprentissage, basé sur l'algorithme de rétropropagation du gradient [Rum86], [Wer74]. Le principe est le suivant : pour un couple entrées / sortie souhaitée de la base d'apprentissage, la sortie du réseau est estimée. Ceci permet de calculer le risque empirique, défini par :

$$J(W) = \frac{1}{2n} \sum_{k=1}^n (Y_k - S_k)^2 \quad (3.7)$$

où, pour l'observation d'indice k , Y_k désigne la sortie souhaitée, et S_k la sortie effective du réseau. n est le nombre total d'observations, et W l'ensemble des poids.

L'objectif est de déterminer les valeurs des poids qui minimisent ce risque empirique. Pour cela, on calcule les $\frac{\partial J}{\partial W_{ij}}$ depuis la couche de sortie jusqu'aux entrées, suivant les relations 3.8 et 3.9 (voir les notations figure 3.9). Les poids sont ensuite mis à jour à partir des gradients calculés.

- pour un neurone j appartenant à la couche de sortie :

$$\frac{\partial J}{\partial W_{ij}} = (Y_j - S_j) f'(S_{\Sigma j}) S_i . \quad (3.8)$$

Ce gradient est évalué directement, à partir de la réponse calculée par le neurone de sortie et de la réponse souhaitée.

- pour un neurone i appartenant à une couche cachée :

$$\frac{\partial J}{\partial W_{ik}} = \sum_l \frac{\partial J}{\partial W_{li}} W_{li} f'(S_{\Sigma i}) S_k , \quad (3.9)$$

où l fait référence à tous les neurones vers lesquels le neurone i envoie des connexions. Ce gradient ne peut pas être évalué directement, puisque les valeurs des sorties souhaitées « intermédiaires » sont inconnues. Le calcul se fait donc en fonction des dérivées du risque empirique par rapport aux poids des neurones de la couche de sortie auxquels il est relié (d'où le terme de rétropropagation).

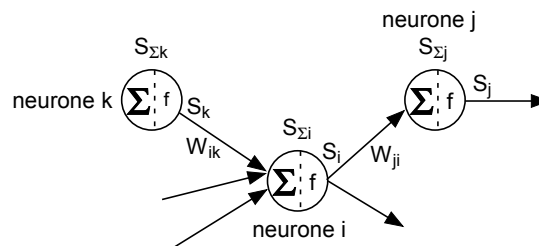


FIG. 3.9 – Notations utilisées pour l'algorithme de rétropropagation du gradient.

En résumé, l'algorithme comporte trois phases :

- pour un couple entrée / sortie souhaitée de la base d'apprentissage, on calcule la sortie du réseau (propagation), et le risque empirique correspondant ;
- le gradient du risque empirique est évalué en le propageant de la sortie du réseau vers l'entrée (rétropropagation) ;
- le gradient ainsi calculé est utilisé pour mettre à jour les poids, suivant une méthode du gradient exact, du gradient stochastique, ou une méthode du second ordre.

• Contrôle de la complexité du réseau

Le problème des méthodes d'apprentissage est qu'elles risquent de donner lieu à un réseau trop adapté à l'ensemble d'apprentissage. Dans ce cas les performances du réseau seront excellentes sur l'ensemble d'apprentissage, mais médiocres sur des exemples inconnus. Ceci peut arriver lorsque l'algorithme d'apprentissage n'est pas arrêté à temps.

Pour éviter ce phénomène de surapprentissage, une technique consiste à utiliser un ensemble de validation. Les données, qui doivent être en quantité suffisante, sont alors séparées en deux sous-ensembles : l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble de validation. L'ensemble d'apprentissage est utilisé pour déterminer les poids par l'algorithme de rétropropagation du gradient. L'ensemble de validation, lui, permet de vérifier la pertinence du réseau sur des échantillons qu'il ne connaît pas. Si le risque empirique diminue sur l'ensemble d'apprentissage, alors qu'il augmente de manière significative sur l'ensemble de validation, on arrête alors le processus d'apprentissage.

• Sélection de modèle

La mise en œuvre pratique des perceptrons multicouches soulève une autre question délicate : combien de couches cachées et de neurones cachés utiliser ? Dans un problème de régression, cela dépend de la fonction que l'on cherche à approcher. Dans un problème de classification, c'est la complexité de la surface de séparation entre les classes qui importe. Plus le nombre de neurones est élevé, plus la taille de l'espace des fonctions atteignables est grande, et plus les surfaces de séparation sont complexes. Cependant, encore une fois, si le réseau a une structure trop complexe, il aura tendance à être trop bien adapté à l'ensemble d'apprentissage (cas de surparamétrisation), et il risquera de donner de l'importance à des exemples marginaux. Au contraire, s'il ne l'est pas suffisamment, la modélisation sera trop sommaire. Dans les deux cas, les capacités de généralisation du réseau seront faibles, ce qui aura des conséquences négatives sur ses performances.

Deux approches permettent de déterminer une taille convenable pour les perceptrons multicouches. La première consiste à déterminer l'architecture optimale du réseau :

- soit par une méthode constructive : on construit une estimée grossière à l'aide d'un réseau de petite taille, puis on ajoute successivement des cellules pour affiner le modèle [Len96] ;
- soit par élagage : on part d'un réseau surdimensionné et on annule les poids participant peu à la détermination de la sortie [Cun85], [Has93].

La seconde approche consiste à travailler à architecture fixée et surestimée, puis à pénaliser certains poids [Hin89].

3.4 Apports de la fusion d'informations pour traiter des données imparfaites

La fusion d'informations « consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision » [Blo03], et donc le diagnostic. Son utilité réside dans le fait que par essence, les informations dont on dispose sur un problème donné sont imparfaites. Par exemple, si l'on dispose de deux modules de diagnostic pour un même système, il est possible que la décision à laquelle ils aboutissent soit différente, si l'un au moins des modules fait une erreur. Ces imperfections peuvent prendre différentes formes [Dub88] :

- l'incertitude, qui traduit le degré de conformité de l'information à la réalité ;
- l'imprécision, qui concerne un manque d'exactitude de la connaissance (en terme quantitatif) ;
- l'incomplétude, c'est-à-dire une absence d'information apportée par une source sur certains aspects du problème ;

- l’ambiguïté, si l’information fournie peut conduire à deux interprétations différentes ;
- le conflit, lorsque plusieurs informations conduisent à des conclusions contradictoires.

La fusion offre un cadre pour traiter les données et leurs imperfections. Pour cela, plusieurs étapes sont nécessaires (figure 3.10) :

- la modélisation des informations : elle comporte le choix d’un formalisme pour représenter les informations à fusionner, leur imprécision et leur incertitude. A l’issue de cette étape, on obtient une expression mathématique des informations issues de chaque source.
- la combinaison : son but est de traiter les informations précédentes selon des règles dépendant de l’opérateur retenu pour combiner. Cet opérateur doit être compatible avec le formalisme adopté.
- la prise de décision : une décision parmi l’ensemble des décisions possibles est retenue, à partir des informations combinées.

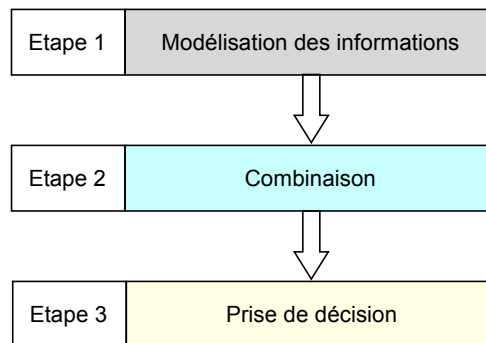


FIG. 3.10 – Etapes de la fusion d’informations.

Trois approches existent pour formaliser les connaissances. Elles sont basées sur la théorie probabiliste, sur la théorie des possibilités, ou sur la théorie des fonctions de croyance. Après avoir formulé le problème de la fusion et défini les notations utilisées, la suite du chapitre décrit ces trois approches.

3.4.1 Formalisme et notations

Le principe de la fusion peut se formuler de la façon suivante : on s’intéresse à la valeur prise par un paramètre ω , à valeur dans un ensemble $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_p\}$. Par exemple, ω peut être la classe à laquelle appartient une observation x et Ω l’ensemble des classes existantes.

Pour cela, on dispose de m sources d’informations, notées S_1, \dots, S_m . Pour une observation, chaque source S_j donne une information en faveur de l’hypothèse $\omega \in A$, où A est un sous-ensemble de Ω .

3.4.2 Différentes méthodes de fusion

3.4.2.1 Fusion bayésienne

• Représentation de l'information

L'approche bayésienne [Dud01] est la plus ancienne des techniques de fusion utilisées. L'incertitude sur les informations est modélisée par des probabilités conditionnelles : chaque source d'information est considérée comme une variable aléatoire X_j dont on observe une réalisation x_j . L'information sur ω est donnée par la probabilité pour qu'une observation x appartienne à ω étant données les informations fournies par les différentes sources, notée $p(\omega|x_1, \dots, x_m)$.

• Combinaison

On suppose connues les probabilités $p(x_1, \dots, x_m|\omega)$, $\forall \omega \in \Omega$, et $p(\omega)$, qui sont respectivement la probabilité que les sources S_1, \dots, S_m fournissent les observations x_1, \dots, x_m connaissant la vraie valeur de ω , et la probabilité *a priori* sur ω . En général, elles sont estimées par apprentissage. La combinaison des informations se fait à l'aide de la règle de Bayes :

$$p(\omega|x_1, \dots, x_m) = \frac{p(x_1, \dots, x_m|\omega)p(\omega)}{\sum_{\omega' \in \Omega} p(x_1, \dots, x_m|\omega')p(\omega')}. \quad (3.10)$$

Si on considère que les sources sont conditionnellement indépendantes, cette règle devient :

$$p(\omega|x_1, \dots, x_m) = \frac{\prod_{j=1}^m p(x_j|\omega)p(\omega)}{\sum_{\omega' \in \Omega} p(x_1|\omega') \dots p(x_m|\omega')p(\omega')}. \quad (3.11)$$

Cette hypothèse d'indépendance est souvent utilisée pour simplifier l'apprentissage des lois de probabilités jointes.

• Décision

Une fois cette combinaison réalisée, la dernière étape concerne la prise de décision. Pour cela, la règle la plus utilisée est celle du maximum *a posteriori* :

$$\omega = \omega_k \quad \text{si} \quad p(\omega_k|x_1, \dots, x_m) = \max\{p(\omega_l|x_1, \dots, x_m), 1 \leq l \leq p\}. \quad (3.12)$$

D'autres règles peuvent être utilisées, comme le maximum de vraisemblance ou le maximum d'entropie [Blo03].

Si cette approche probabiliste de la fusion repose sur une théorie très solide et souvent utilisée (voir [Lee87], [Luo89] et [Cha95]), elle présente néanmoins certains inconvénients. Premièrement, elle modélise plus l'incertitude que l'imprécision des informations, ce qui masque une partie des imperfections. Deuxièmement, l'estimation par apprentissage des différentes lois de probabilités nécessite un nombre de données important, ce que l'utilisateur n'a pas toujours à sa disposition. Et si on ne possède aucune connaissance sur ces lois, l'application du principe de raison suffisante¹ peut aboutir à certaines contradictions, comme le souligne le paradoxe de Bertrand [Sap90]. Troisièmement, l'hypothèse d'indépendance des sources, souvent utilisée pour simplifier les calculs, est rarement

¹Par exemple, si l'unique information dont on dispose sur une donnée est son appartenance à un intervalle $[a, b]$, l'application de ce principe amène à choisir comme distribution de probabilité une loi uniforme sur $[a, b]$.

vérifiée dans la réalité. Enfin, ce formalisme ne permet de raisonner que sur des singletons, ce qui limite la complexité des situations qui peuvent se présenter (cas où une source donne des informations sur deux hypothèses ou plus). La théorie des possibilités et la théorie des fonctions de croyance apportent des réponses à ces problèmes.

3.4.2.2 Fusion possibiliste

La théorie des possibilités provient de la théorie des ensembles flous de Zadeh [Zad65], [Kau75], [Ban78]. Elle permet de modéliser à la fois l'imprécision et l'incertitude d'une information, à travers des distributions de possibilité π , et de deux fonctions caractérisant les événements : la possibilité Π et la nécessité N [Zad78], [Dub86].

• Rappels sur la théorie des ensembles flous

En reprenant le formalisme exposé au début de cette section, si on se place dans le cadre de la théorie des ensembles « classiques », aussi appelés ensembles nets, l'hypothèse $\omega \in A$ ne peut être que vraie ou fausse. Mais pour pouvoir manipuler des informations exprimées en langage naturel, cette notion d'ensemble a été étendue à celle d'ensemble flou, en introduisant l'idée d'appartenance partielle, ou de vérité partielle. Dans ce cas, le paramètre ω appartient au sous-ensemble flou A de Ω , avec un certain degré d'appartenance noté $\mu_A(\omega)$, à valeur dans l'intervalle $[0, 1]$. On définit ainsi une fonction d'appartenance $\mu_A : \Omega \rightarrow [0, 1]$, qui attribue à chaque élément de Ω un degré d'appartenance.

Exemple : on demande à quelqu'un de donner la taille d'un individu. Une réponse compatible avec des ensembles nets serait « cette personne mesure entre 1,75 m et 1,85 m ». Par contre, si la réponse est « cette personne est grande », on fera appel à la théorie des ensembles flous. Dans le référentiel des tailles possibles $\Omega = [1.50, 2]$, on définit le sous-ensemble des « grandes tailles », noté A_{grand} . On considère qu'en dessous de 1,60 m la personne est assurément petite, d'où un degré d'appartenance nul, et qu'au-delà de 1,80 m, elle est assurément grande, d'où un degré d'appartenance égal à 1. Entre ces deux zones, l'appartenance passe graduellement de 0 à 1. On obtient la fonction d'appartenance figure 3.11.

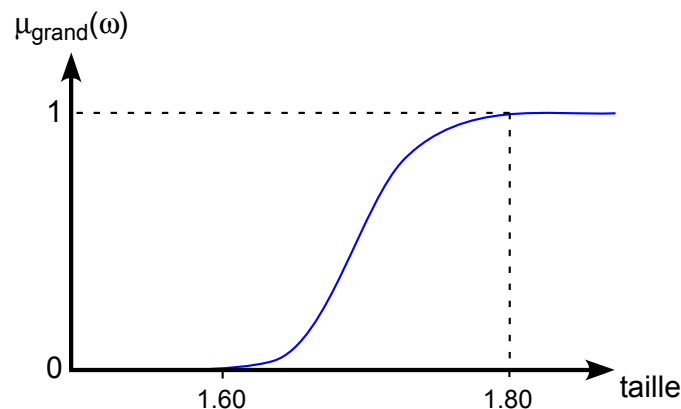


FIG. 3.11 – Fonction d'appartenance de l'ensemble flou des personnes de grande taille.

Plusieurs définitions, illustrées figure 3.12, sont liées aux sous-ensembles flous :

- le noyau de A : c'est l'ensemble net des éléments ω appartenant totalement à A

$$A_{ker} = \{\omega \in \Omega | \mu_A(\omega) = 1\}.$$

- le support de A : c'est l'ensemble net des éléments ω ayant un degré d'appartenance non nul

$$A_{sup} = \{\omega \in \Omega | \mu_A(\omega) > 0\}.$$

- l' α -coupe de A : c'est l'ensemble net des éléments ayant une appartenance supérieure à α

$$A_\alpha = \{\omega \in \Omega | \mu_A(\omega) \geq \alpha\}.$$

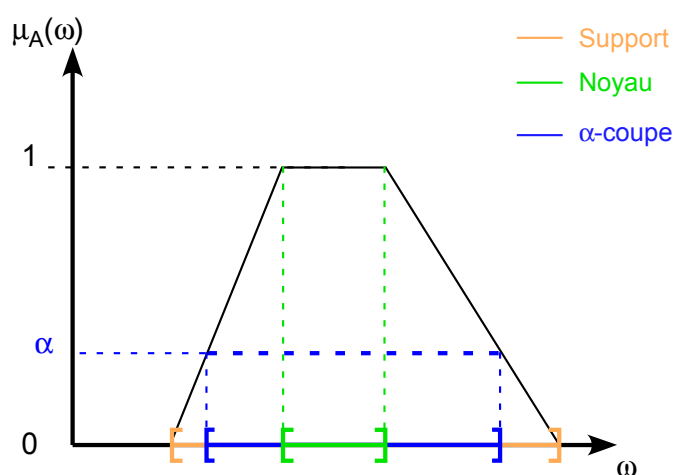


FIG. 3.12 – Fonction d'appartenance et définitions associées.

Un des outils très utilisés dans la théorie des ensembles flous est le *principe d'extension*, qui permet d'étendre les relations fonctionnelles classiques à des ensembles flous. Concrètement, on considère une application f d'un référentiel X vers un référentiel Y . Soit A un sous-ensemble flou défini sur X . Alors l'image de A par f , $f(A)$, est un sous-ensemble flou de Y , noté B , dont la fonction d'appartenance est définie par :

$$\mu_B(y) = \sup_{\{x|y=f(x)\}} \mu_A(x). \quad (3.13)$$

Si la fonction f est continue, on peut construire μ_B à partir des α -coupe de A :

$$\forall y, \mu_B(y) = \sup\{\alpha \in]0, 1] \mid y \in f(A_\alpha)\}, \quad (3.14)$$

où $f(A_\alpha) = \{y \mid \forall x \in A_\alpha, y = f(x)\}$.

Ce principe est généralisable à des fonctions de plusieurs variables.

• Représentation de l'information dans la théorie des possibilités

Dans le cadre de la fusion possibiliste, chaque source donne une information sur l'hypothèse $\omega \in A$, où A est un sous-ensemble flou de Ω . Cette information, définie sur $[0, 1]$,

est une mesure de possibilité $\Pi(A)$, qui quantifie dans quelle mesure l'événement $A \subseteq \Omega$ est possible. Elle se définit à partir d'une distribution de possibilité $\pi : \Omega \rightarrow [0, 1]$ telle que $\sup_{\omega \in \Omega} \pi(\omega) = 1$. Le calcul de $\Pi(A)$ se fait de la manière suivante :

$$\Pi(A) = \sup_{\omega \in A} \pi(\omega) . \quad (3.15)$$

Elle peut s'interpréter comme la fonction d'appartenance du sous-ensemble flous des événements possibles pour la solution cherchée. Il existe une mesure duale à la possibilité, qui est la mesure de nécessité N , définie par :

$$N(A) = 1 - \Pi(\bar{A}) = \inf_{\omega \notin A} (1 - \pi(\omega)) \quad (3.16)$$

où \bar{A} est le complémentaire de A dans Ω .

• Combinaison

La théorie des possibilités offre une grande variété d'opérateurs pour l'étape de combinaison [Dub85], [Yag91]. Les principaux sont les t-normes et les t-conormes [Men42], [Sch83]. On peut également citer les moyennes [Yag88], [Gra95], les sommes symétriques, et des opérateurs prenant en compte des mesures de conflit ou de fiabilité des sources [Dub92], [Dev93]. Leur choix dépend du comportement que l'on attend de l'opérateur.

Dans la suite on considère m sources S_1, \dots, S_m . Chaque source S_j fournit une distribution de possibilité π_j concernant l'hypothèse $\omega \in A_j$, $A_j \subseteq \Omega$.

- la t-norme correspond à une combinaison conjonctive, associée à un comportement sévère. On la choisit lorsque les sources sont fiables :

$$\pi \wedge (\omega) = \top_{j=1, \dots, m} \pi_j(\omega) . \quad (3.17)$$

L'opérateur min est une t-norme :

$$\pi_1(\omega) \top \dots \top \pi_m(\omega) = \min_{j=1, \dots, m} (\pi_j(\omega)) . \quad (3.18)$$

- la t-conorme correspond à une combinaison disjonctive, associée à un comportement indulgent. On la choisit lorsqu'au moins une des sources est fiable :

$$\pi \vee (\omega) = \perp_{j=1, \dots, m} \pi_j(\omega) . \quad (3.19)$$

L'opérateur max est une t-conorme :

$$\pi_1(\omega) \perp \dots \perp \pi_m(\omega) = \max_{j=1, \dots, m} (\pi_j(\omega)) . \quad (3.20)$$

La figure 3.13 illustre ce type de combinaisons pour deux sources.

• Décision

Une fois la combinaison des possibilités terminée, la règle de décision utilisée classiquement est celle du maximum des degrés d'appartenance :

$$\omega = \omega_k \text{ si } \pi(\omega_k) = \max\{\pi(\omega_l), 1 \leq l \leq p\} . \quad (3.21)$$

La fusion possibiliste permet de représenter des informations imprécises, mais elle ne permet pas de représenter une incertitude probabiliste. Il serait donc intéressant de disposer d'une théorie qui englobe à la fois les probabilités et les possibilités. C'est ce que propose la théorie des fonctions de croyance.

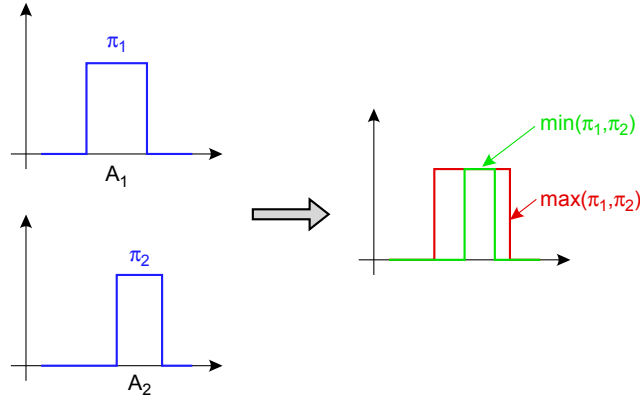


FIG. 3.13 – Combinaison des informations issues de deux sources, dans le cadre de la théorie des possibilités.

3.4.2.3 Fusion dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance

La théorie des fonctions de croyance est issue de travaux menés par Dempster [Dem68]. Elle a été développée par Shafer [Sha76], qui a montré l'intérêt des fonctions de croyance comme représentation de l'incertitude. Smets a ensuite formalisé cette théorie sous la forme du Modèle des Croyances Transférables (TBM en Anglais pour Transferable Belief Model) [Sme94], [Sme97], et a précisé les liens entre représentation des croyances et prise de décision. A cet effet, il a proposé une différenciation entre deux niveaux de travail : le niveau crédal, où les informations sont représentées et transformées, et le niveau décisionnel, qui concerne la prise de décision.

Cette théorie permet de représenter à la fois l'imprécision et l'incertitude à l'aide de trois fonctions : fonction de masse, plausibilité et croyance [Den95], [Den01]. On s'intéresse toujours à la valeur prise par le paramètre ω , dont les valeurs possibles constituent l'ensemble $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_p\}$, ici appelé cadre de discernement.

• Représentation de l'information

Un agent est supposé détenir à un instant t , sur la base d'un corps de connaissances, une opinion caractérisée par un degré de croyance en chaque hypothèse du type « la vraie valeur de ω est dans A », A étant cette fois un sous-ensemble de Ω . Ces degrés de croyance peuvent être décrits par une fonction de masse m^Ω de 2^Ω dans $[0, 1]$, vérifiant :

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m^\Omega(A) = 1. \quad (3.22)$$

C'est là la particularité de la théorie des fonctions de croyance : les fonctions de masse qu'elle manipule sont définies sur tous les sous-ensembles de Ω , et pas simplement sur des singletons (contrairement aux théories probabiliste et possibiliste). $m^\Omega(A)$ est interprétée comme la part de croyance allouée à l'hypothèse « la vraie valeur de ω est dans A » et à aucune autre hypothèse plus restrictive, faute d'information suffisante. Tout sous-ensemble A tel que $m^\Omega(A) \neq 0$ est appelé élément focal de m^Ω .

On peut rajouter comme contrainte $m^\Omega(\emptyset) = 0$, ce qui correspond à l'hypothèse du monde clos : toutes les solutions possibles sont effectivement représentées dans Ω . Dans

le cas contraire, on est dans l'hypothèse de monde ouvert, dans lequel des solutions hors de Ω sont envisageables.

Deux autres fonctions permettent de représenter l'information : la fonction de croyance et la plausibilité. La fonction de croyance ou de crédibilité (*bel*) représente le degré de confiance en l'hypothèse « $\omega \in A$ », compte tenu des masses de croyance affectées à toutes les hypothèses impliquant A . Elle est définie par :

$$bel(A) = \sum_{B \subseteq A, B \neq \emptyset} m^\Omega(B). \quad (3.23)$$

La fonction de plausibilité (*pl*) représente le degré maximal de croyance pouvant potentiellement être attribué à l'hypothèse « $\omega \in A$ » (conditionnellement à l'obtention de nouvelles informations) : c'est la confiance maximale que l'on peut avoir en l'hypothèse. Elle est définie de la façon suivante :

$$pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m^\Omega(B) = 1 - m^\Omega(\emptyset) - bel(\bar{A}), \quad \forall A \subseteq \Omega, \quad (3.24)$$

où \bar{A} est le complémentaire de A dans Ω .

Deux autres fonctions, appelées communalité (*q*) et implicabilité (*b*), présentant un intérêt pratique dans le calcul de la combinaison des structures de croyance, peuvent aussi être définies :

$$\begin{aligned} q(A) &= \sum_{B \supseteq A} m^\Omega(B), \\ b(A) &= \sum_{B \subseteq A} m^\Omega(B). \end{aligned} \quad (3.25)$$

Ces différentes fonctions sont représentées figure 3.14.

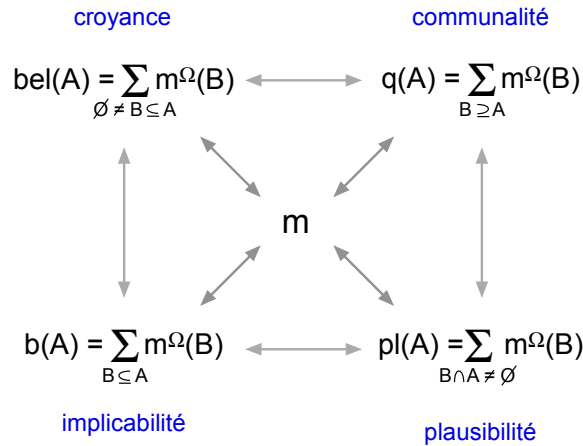


FIG. 3.14 – Représentations de l'information dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance.

Plusieurs relations ont été montrées entre les trois formalismes [Dub01a], [Civ86], [Del87], [Kli90], [Las00], [Dub00]. On considère généralement la théorie des fonctions de croyance comme la plus générale, car celle des probabilités et des possibilités en sont des cas particuliers. En effet, si l'on affecte des masses uniquement à des singletons, les

fonctions m , bel et pl sont égales, et sont une probabilité. On parle alors de fonctions de masse bayésiennes.

De plus, si tous les éléments focaux sont emboîtés, on dit que la fonction de masse m est consonante :

$$A_1 \subseteq A_2 \subseteq \dots \subseteq A_n,$$

où les A_i sont les éléments focaux de m^Ω .

Les mesures de crédibilité et de plausibilité consonantes sont formellement équivalentes respectivement aux mesures de nécessité et de possibilité [Ren99].

• Combinaison

Plusieurs types de combinaisons existent. La plus couramment utilisée est la règle de combinaison conjonctive [Sme90b], [Sme90a]. Supposons que l'on dispose de deux fonctions de masses m_1^Ω et m_2^Ω , issues de deux sources distinctes S_1 et S_2 . La combinaison conjonctive est définie par :

$$(m_1^\Omega \odot m_2^\Omega)(C) = \sum_{A \cap B = C} m_1^\Omega(A) m_2^\Omega(B), \quad \forall C \subseteq \Omega. \quad (3.26)$$

La combinaison conjonctive est commutative, associative, non idempotente, et possède un élément neutre $m^\Omega(\Omega) = 1$.

Lorsqu'on applique la règle de Dempster, la combinaison conjonctive est suivie d'une étape de normalisation :

$$(m_1^\Omega \oplus m_2^\Omega)(C) = \sum_{A \cap B = C} \frac{m_1^\Omega(A) m_2^\Omega(B)}{1 - m^\Omega(\emptyset)}, \quad \forall C \subseteq \Omega. \quad (3.27)$$

La masse $m^\Omega(\emptyset)$ représente alors le conflit entre les sources. Ce conflit peut avoir deux origines différentes : soit les sources ne sont pas fiables, soit les informations qu'elles fournissent portent sur des phénomènes différents.

D'autres opérateurs de combinaison existent, comme l'opérateur disjonctif \oslash :

$$(m_1^\Omega \oslash m_2^\Omega)(C) = \sum_{A \cup B = C} m_1^\Omega(A) m_2^\Omega(B), \quad \forall C \subseteq \Omega. \quad (3.28)$$

Cette combinaison ne peut pas faire apparaître de conflit, et fournit une information moins précise que chacune des sources. C'est donc un opérateur plus prudent que l'opérateur conjonctif. Ceci peut être particulièrement intéressant lorsque l'on ne sait pas modéliser *a priori* les fiabilités des sources.

On peut également citer comme règles de combinaison la règle de Yager Y [Yag87], et la règle de Dubois et Prade D [Dub88], qui supposent qu'une des sources présente un

défaut de fiabilité :

$$\left\{ \begin{array}{l} (m_1^\Omega \text{ Y } m_2^\Omega)(C) = \sum_{A \cap B = C} m_1^\Omega(A) m_2^\Omega(B), \quad \forall C \in 2^\Omega \setminus \{\emptyset, \Omega\}, \\ (m_1^\Omega \text{ Y } m_2^\Omega)(\Omega) = \sum_{A \cap B = \Omega} m_1^\Omega(A) m_2^\Omega(B) + \sum_{A \cap B = \emptyset} m_1^\Omega(A) m_2^\Omega(B), \end{array} \right.$$

$$(m_1^\Omega \text{ D } m_2^\Omega)(\Omega) = \sum_{A \cap B = C} m_1^\Omega(A) m_2^\Omega(B) + \sum_{A \cup B = C, A \cap B = \emptyset} m_1^\Omega(A) m_2^\Omega(B), \quad \forall C \in 2^\Omega \setminus \{\emptyset\}.$$

Cette liste n'est pas exhaustive, et l'opérateur proposé par [Lef02] offre un cadre générique permettant de retrouver la plupart des opérateurs existants.

• **Décision**

Une fois les fonctions de masse combinées (et éventuellement, les fonctions de croyance et de plausibilité déduites des masses), la dernière étape est celle de la décision. Pour cela, plusieurs critères peuvent être utilisés, comme le maximum plausibilité [App91] ou le maximum de croyance, pour lesquels on choisit directement l'hypothèse la plus plausible ou la plus crédible.

Mais le critère le plus courant est le critère du maximum de probabilité pignistique. Proposé par Smets [Sme94], il repose sur le fait qu'en théorie bayésienne, la prise de décision consiste à choisir l'action pour laquelle l'espérance du coût est la plus faible. Or dans dans la théorie des fonctions de croyance et dans le TBM, on manipule non pas des probabilités mais des fonctions de masse. Smets a donc proposé de travailler avec une distribution de probabilité particulière, appelée pignistique (notée *BetP*), obtenue en répartissant la masse de croyance $m^\Omega(A)$ à parts égales entre les éléments de A :

$$BetP(\omega_i) = \sum_{A \subseteq \Omega} \frac{m^\Omega(A)}{(1 - m^\Omega(\emptyset))|A|}, \quad \forall \omega_i \in \Omega, \tag{3.29}$$

où $|A|$ est le cardinal de A .

Plusieurs autres caractéristiques intéressantes, propres aux fonctions de masses, peuvent être soulignées : la possibilité de modéliser la fiabilité des sources, les notions de marginalisation et d'extension vide, et la généralisation au produit cartésien de cadres de discernement.

• **Affaiblissement**

Si les sources ne sont pas fiables, il est possible d'introduire un coefficient d'affaiblissement α_j compris entre 0 et 1, propre à chaque source S_j . Ceci a pour effet de réduire le conflit lors de la combinaison. Plus α_j est proche de 1, plus la source est fiable. La fonction de masse m_j^Ω issue de la source S_j est alors affaiblie de la façon suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} m_j^{\Omega, \alpha_j}(A) = \alpha_j m_j^\Omega(A), \quad \forall A \subseteq \Omega, A \neq \Omega, \\ m_j^{\Omega, \alpha_j}(\Omega) = 1 - \alpha_j(1 - m_j^\Omega(\Omega)). \end{array} \right. \tag{3.30}$$

Les α_j peuvent être déterminés par apprentissage, soit séparément pour chaque source, soit conjointement, si le nombre de sources n'est pas trop élevé [Elo04].

• **Raffinement, grossissement**

Si l'on dispose d'une fonction de masse exprimée dans un cadre de discernement Ω , on peut l'exprimer dans un cadre de discernement plus fin, noté Θ (voir figure 3.15). La solution repose sur le principe d'information minimum, qui consiste à « choisir la fonction de croyance la moins informative (lorsqu'elle existe) parmi l'ensemble des fonctions de croyance compatibles avec les informations disponibles » :

$$m^\Theta(\rho(A)) = m^\Omega(A), \quad \forall A \subseteq \Omega. \tag{3.31}$$

ρ s'appelle un raffinement de Ω , et la relation inverse est un grossissement.

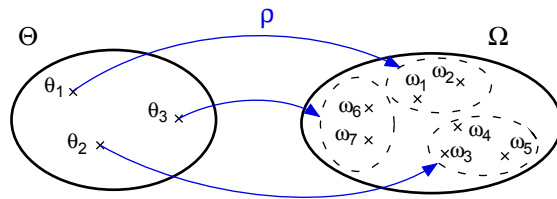


FIG. 3.15 – Principe du raffinement.

Si l'on a deux masses m_1 et m_2 définies sur deux cadres de discernement (respectivement Ω_1 et Ω_2), pour les combiner, il suffit de déterminer deux raffinements ρ_1 et ρ_2 de Ω_1 et Ω_2 vers un référentiel Θ commun. On combine ensuite les masses sur Θ .

• **Marginalisation, extension vide**

La combinaison peut se généraliser à des espaces $\Omega_1, \dots, \Omega_n$ différents en faisant appel à la croyance jointe $m^{\Omega_1 \times \dots \times \Omega_n}$ définie sur l'espace produit $\Omega = \Omega_1 \times \dots \times \Omega_n$. Elle est définie par :

$$m^{\Omega_1 \times \dots \times \Omega_n}(A) = \sum_{A_1 \times \dots \times A_n = A} m_1^{\Omega_1}(A_1) \dots m_n^{\Omega_n}(A_n). \tag{3.32}$$

Les masses $m_1^{\Omega_1}, \dots, m_n^{\Omega_n}$ sont définies comme les croyances marginales de $m^{\Omega_1 \times \dots \times \Omega_n}$ respectivement sur $\Omega_1, \dots, \Omega_n$. La marginalisation consiste à transporter $m^{\Omega_1 \times \dots \times \Omega_n}$ sur $\Omega_i, i = 1$ à n . L'opération inverse s'appelle une extension vide. La figure 3.16 l'illustre pour le cas de deux espaces Ω et Θ .

La théorie des fonctions de croyance est un outil de modélisation très riche et flexible, qui englobe la théorie des probabilités et celle des possibilités. Elle seule permet notamment de modéliser toutes les imperfections des données, c'est pourquoi elle est d'ores et déjà utilisée dans de nombreux domaines, comme la fusion multi-sources, et en association avec d'autres domaines, comme les systèmes experts ou la reconnaissance des formes. Elle peut offrir de nombreux avantages dans la conception d'un système de diagnostic, car par nature, les informations dont on dispose pour prendre une décision sont entachées de défauts (imprécisions et incertitudes). De plus, elle permet de manipuler des sous-ensembles plutôt que des singletons.

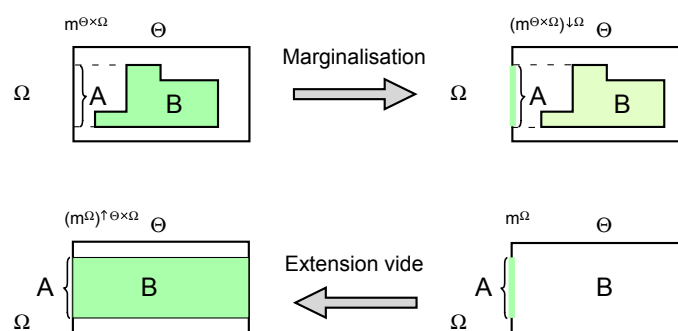


FIG. 3.16 – Extension vide et marginalisation.

3.5 Conclusion : approches proposées pour le diagnostic des CdV

Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord présenté une revue des méthodes utilisées en diagnostic des systèmes. Nous avons ensuite présenté les apports de la fusion d'information. Parmi les méthodes de diagnostic abordées, deux ont retenu notre attention : la méthode du modèle de référence, et le diagnostic par reconnaissance des formes, avec l'utilisation de réseaux de neurones. La première est une méthode de diagnostic interne, qui suppose la connaissance d'un modèle physique du système. Le diagnostic se fait ensuite en comparant un certain nombre de paramètres significatifs (résidus) issus du modèle, avec les mêmes paramètres mesurés sur le système. Cette méthode est particulièrement intéressante pour notre problème, car le CdV est un système peu complexe (comparé à des processus industriels classiques), dont on peut modéliser le fonctionnement pour obtenir une simulation des courants I_{cc} (voir chapitre 4). Les paramètres à identifier seraient les caractéristiques des condensateurs, en vue de diagnostiquer leurs défauts. Cependant, la mise en place de ce type de diagnostic nécessite que le modèle soit assez proche de la réalité. Une solide étape de validation sera donc nécessaire avant de l'utiliser.

L'approche par reconnaissance des formes et réseaux de neurones est également appropriée à notre problème. Elle ne nécessite pas de modèle du système, en revanche, une bonne expertise est indispensable pour extraire des signaux de mesure les paramètres pertinents pouvant servir d'entrées au réseau. Une base d'apprentissage est également nécessaire pour mettre au point le système de diagnostic. Le problème est que l'on ne dispose que de très peu de données étiquetées : seuls les signaux correspondant à des CdV ayant un ou plusieurs condensateurs absents sont labellisés. Par contre, si des condensateurs sont remplacés car simplement défectueux, aucune mesure n'est faite, ni pour vérifier le défaut, ni pour le quantifier. Pour pallier ce problème, on propose de construire une base de signaux parfaitement étiquetée à l'aide d'un modèle physique du CdV. Celle-ci servira en plus à tester les différentes approches de diagnostic proposées.

L'utilisation des techniques de fusion permettra, d'une part, d'affiner notre décision. D'autre part, comme nous développerons plusieurs systèmes de diagnostic, elle permettra aussi de préciser notre décision quant aux condensateurs défectueux.

Quelle que soit la méthode de diagnostic utilisée, il conviendra de définir l'échelle à laquelle le diagnostic sera fait : diagnostic global de tous les condensateurs à partir du

signal de mesure complet, ou diagnostic local des condensateurs les uns après les autres, en considérant le signal « morceau par morceau ».

Dans le chapitre suivant, nous allons dans un premier temps présenter le modèle du CdV développé pour simuler les courants I_{cc} . Ce modèle sera validé à l'aide de mesures expérimentales. Nous étudierons ensuite les signatures des défauts de condensateurs et l'influence de certains paramètres caractéristiques de la voie. Enfin, nous détaillerons une méthode de diagnostic basée sur ce modèle.

Chapitre 4

Diagnostic des CdV à base de modèle

Sommaire

4.1	Modèle électrique du CdV	64
4.1.1	Formalisme	64
4.1.2	Simulation du courant de court-circuit (I_{cc})	65
4.1.3	Modélisation des défauts	67
4.1.4	Validation du modèle électrique	67
4.1.5	Description des signaux de mesure (I_{cc})	70
4.1.6	Signature des défauts de condensateurs et influence des paramètres caractéristiques de la voie	71
4.1.6.1	Signature d'un CdV comportant un seul défaut	71
4.1.6.2	Cas multi-défauts	72
4.1.6.3	Influence des paramètres caractéristiques de la voie	73
4.1.7	Etude du bruit	75
4.1.8	Construction d'une base de signaux simulés	78
4.2	Diagnostic par approche modèle de référence local	78
4.2.1	Principe	78
4.2.2	Mise en œuvre	80
4.2.2.1	Modèle physique local : la cellule de compensation	80
4.2.2.2	Simulation du courant I_{cc} dans une cellule de compensation	81
4.2.2.3	Génération des résidus : fonction de coût à minimiser	84
4.2.3	Résultats	85
4.2.3.1	En simulation	85
4.2.3.2	Sur des signaux réels	89
4.2.4	Conclusion	91

Introduction

Avant de mettre au point une méthode de diagnostic, la première phase de notre travail consiste à étudier les conséquences de l'apparition d'un défaut de condensateur sur l'allure des signaux de mesure. Ceci a plusieurs objectifs :

- d’une part, acquérir une meilleure connaissance experte du CdV, notamment concernant l’influence de ses différents éléments sur le signal de mesure (courant I_{cc}), et les signatures des défauts de condensateur.
- d’autre part, se constituer une base de signaux avec défauts, dans l’optique d’utiliser des méthodes de diagnostic par reconnaissance des formes, pour lesquelles on a besoin de bases de données de signaux étiquetés avec des défauts parfaitement identifiés (localisation, origine du défaut, valeur,...).

En pratique, très peu de signaux issus des tournées d’inspection HELENE sont étiquetés : seuls les condensateurs absents sont localisés. En revanche, si un élément est présent mais défectueux, il est très difficile de le repérer et encore plus de le quantifier. Quand bien même il serait détecté, l’étiquetage n’est pas possible car l’opération de maintenance consiste uniquement à le remplacer sans mesure complémentaire. Ces raisons nous ont conduits à utiliser un modèle électrique du CdV qui, tenant compte de tous les éléments constituant le CdV, permet de simuler le courant I_{cc} et d’évaluer l’influence des défauts. A terme, ceci permet aussi de créer des bases de signaux simulés, avec ou sans défaut, parfaitement connus et étiquetés. Mais surtout, connaissant un modèle analytique du système, on pourra développer une méthode de diagnostic interne, de type modèle de référence.

Ce chapitre présente dans un premier temps la simulation du courant I_{cc} dans le cas idéal et dans le cas avec défauts. Ce modèle sera ensuite validé, ce qui permettra d’étudier les signatures des défauts de condensateurs et l’influence de certains paramètres liés à la voie. On construira ensuite une base de signaux, qui servira à mettre au point et à tester les différentes méthodes de diagnostic. Enfin, une approche de diagnostic à base de modèle sera présentée et évaluée, en simulation et sur des signaux réels.

4.1 Modèle électrique du CdV

La première partie de ce chapitre décrit le modèle du CdV. Nous présenterons d’abord le formalisme utilisé, avant de donner les équations du courant I_{cc} . On validera ensuite le modèle proposé, puis nous décrirons les signatures des défauts de condensateurs de compensation. Enfin, on analysera le bruit sur les mesures, et nous construirons une base de signaux de référence.

4.1.1 Formalisme

Le CdV est considéré comme une succession de q quadripôles Q_1, \dots, Q_{q-1}, Q_q , équivalents soit à une portion de voie, soit à un élément placé à la voie (condensateur de compensation, BU, DB, etc) [Fes01], [Akn02]. Le circuit d’émission est représenté par une source de tension de force électromotrice E_g et d’impédance interne Z_g . A l’autre extrémité, le CdV est bouclé sur une impédance terminale Z_t .

D’après la théorie des quadripôles décrite en annexe C, la tension U_r et le courant I_r aux bornes de l’impédance terminale s’écrivent en fonction de la tension U_{em} et du courant I_{em} aux bornes de l’émetteur du CdV :

$$\begin{bmatrix} U_r \\ I_r \end{bmatrix} = [B] \begin{bmatrix} U_{em} \\ I_{em} \end{bmatrix} \text{ avec } [B] = [B_1] \dots [B_{q-1}][B_q]. \quad (4.1)$$

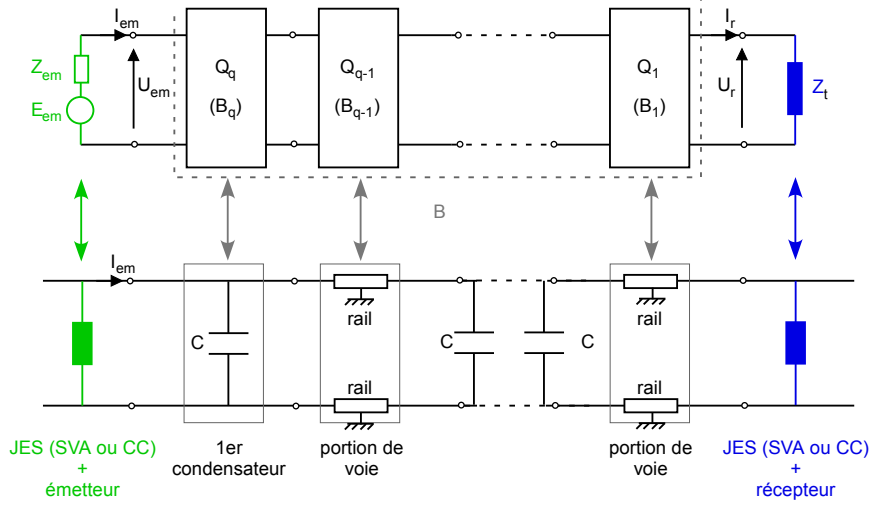


FIG. 4.1 – Représentation du CdV comme une succession de quadripôles.

La matrice $[B]$ est la matrice de transfert totale du CdV, les $[B_i]_{i=1\dots q}$ étant les matrices de transfert de chaque quadripôle élémentaire Q_i , précisées en annexe D. Par exemple, pour une portion de voie de longueur l_v et pour un condensateur, les B_i correspondants, notés respectivement B_{voie} et B_c sont définis par :

$$B_{voie} = \begin{bmatrix} \text{ch}(\theta l_v) & -Z_c \text{sh}(\theta l_v) \\ -\frac{1}{Z_c} \text{sh}(\theta l_v) & \text{ch}(\theta l_v) \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$B_c = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{Z_{condo}} & 1 \end{bmatrix}$$

où Z_c est l'impédance caractéristique de la voie, θ est sa constante de propagation (définies par les équations 2.1 chapitre 2), et Z_{condo} est l'impédance du condensateur.

4.1.2 Simulation du courant de court-circuit (I_{cc})

Pour simuler le courant de court-circuit, on considère que le CdV est fermé côté émetteur et récepteur sur deux impédances terminales notées respectivement Z_{t_e} et Z_{t_r} . On calcule le courant I_{cc} en rajoutant au modèle un quadripôle passif équivalent à l'essieu court-circuité, positionné entre les matrices B_k et B_{k-1} selon la valeur de x . Pour les simulations, on modélisera l'essieu par une résistance pure (résistance de shunt, notée R_s), de matrice de transfert B_s .

Remarque : On distinguera le courant dans l'essieu du courant dans les bobines. En effet, il existe un décalage d'un mètre environ entre l'essieu et les bobines, et le courant relevé par la voiture HELENE est en réalité celui qui est capté par les bobines (voir annexe E pour la méthode de correction du courant de mesure). Pour simplifier nous conserverons la notation I_{cc} dans la suite de ce document.

Comme nous nous intéressons plus particulièrement à la partie du CdV comportant des condensateurs de compensation, on se concentrera sur le cas où l'essieu est situé en

aval de l'émetteur. Le schéma correspondant à cette configuration est représenté figure 4.2.

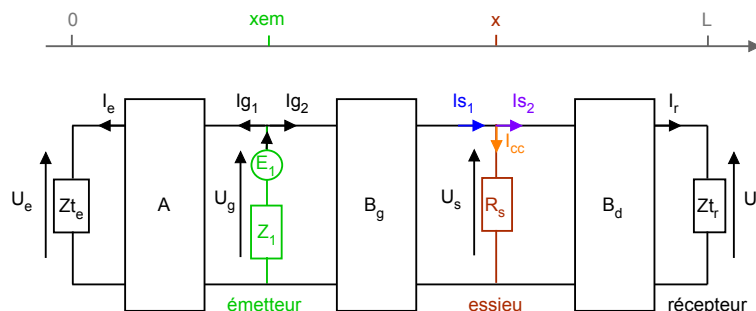


FIG. 4.2 – Représentation équivalente du système pour un essieu entre l'émetteur et le récepteur.

x_{em} est l'abscisse de l'émetteur, x celle de l'essieu, et L la longueur du CdV. A , B_g et B_d sont les matrices de transfert des quadripôles équivalents respectivement aux éléments jusqu'à l'émetteur, aux éléments situés entre l'émetteur et l'essieu, et aux éléments situés à droite de l'essieu. Le courant dans l'essieu est estimé à partir de la relation $I_{cc} = I_{s1} - I_{s2}$.

- On peut exprimer I_{s1} en utilisant les relations :

$$\left\{ \begin{array}{l} \begin{bmatrix} U_s \\ I_{s1} \end{bmatrix} = B_g \begin{bmatrix} U_g \\ I_{g2} \end{bmatrix} \\ U_g = E_1 - Z_1(I_{g1} + I_{g2}) \\ \begin{bmatrix} U_g \\ I_{g2} \end{bmatrix} = A^{-1} \begin{bmatrix} U_e \\ I_e \end{bmatrix} \\ U_e = Z_t I_e. \end{array} \right.$$

On en déduit :

$$\begin{bmatrix} U_s \\ I_{s1} \end{bmatrix} = B_g \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{Z_1} & -1 \end{bmatrix} A^{-1} \begin{bmatrix} Z_t \\ 1 \end{bmatrix} I_e + B_g \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{E_1}{Z_1} \end{bmatrix}.$$

On pose $N = B_g \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{Z_1} & -1 \end{bmatrix} A^{-1} \begin{bmatrix} Z_t \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n_1 \\ n_2 \end{bmatrix}$, et $B_g = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix}$

$$\Rightarrow I_{s1} = \frac{n_2}{n_1} U_s - \frac{E_1}{Z_1} \left(\frac{n_2}{n_1} b_{12} - b_{22} \right).$$

- De même, pour I_{s_2} on utilise :

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} U_s \\ I_{s_2} \end{bmatrix} = B_d^{-1} \begin{bmatrix} U_r \\ I_r \end{bmatrix} \\ U_r = Zt_r I_r. \end{cases}$$

On en déduit :

$$\begin{bmatrix} U_s \\ I_{s_2} \end{bmatrix} = B_d^{-1} \begin{bmatrix} Zt_r \\ 1 \end{bmatrix} I_r.$$

En posant $M = B_d^{-1} \begin{bmatrix} Zt_r \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \end{bmatrix}$ on obtient :

$$I_{s_2} = \frac{m_2}{m_1} U_s.$$

- On applique la relation $I_{cc} = I_{s_2} - I_{s_1}$, sachant que $U_s = R_s I_{cc}$, et on obtient l'expression du courant I_{cc} :

$$I_{cc} = \frac{\left(b_{22} - \frac{n_2}{n_1} b_{12}\right) \frac{E_1}{Z_1}}{1 - R_s \left(\frac{n_2}{n_1} - \frac{m_2}{m_1}\right)}. \quad (4.3)$$

On notera que les grandeurs n_1 , n_2 , b_{11} , b_{22} , m_1 et m_2 sont fonction de la position courante x de l'essieu.

4.1.3 Modélisation des défauts

Pour notre étude nous nous intéressons plus particulièrement aux défauts des condensateurs de compensation. Comme on l'a vu au chapitre 2, ceux-ci peuvent avoir plusieurs origines, que l'on classe en deux catégories :

- les pertes dans le diélectrique, qui regroupent les pertes par conduction (r_c) et les pertes par hystérésis diélectrique (r_f)
- la résistance due aux connexions (r_d). L'arrachement d'un condensateur par un engin de travaux peut être rangé dans cette catégorie, puisque ceci est équivalent à une résistance r_d infinie.

Pour les condensateurs au propylène, tels que ceux utilisés sur les CdV, les fuites du conducteur étant faibles, on supposera r_f quasi infinie. Au final, le condensateur pourra être schématisé comme une capacité C en série avec une résistance équivalente r_i , regroupant tous les défauts : pertes et résistance des connexions (voir figure 4.3). On dit alors que le condensateur est résistif.

4.1.4 Validation du modèle électrique

Pour valider le modèle électrique, une campagne de mesures a été réalisée sur le terrain, sur deux zones de CdV repérées à l'issue d'une tournée HELENE comme présentant *a priori* un défaut de type « condensateur résistif ». L'objectif était de relever les

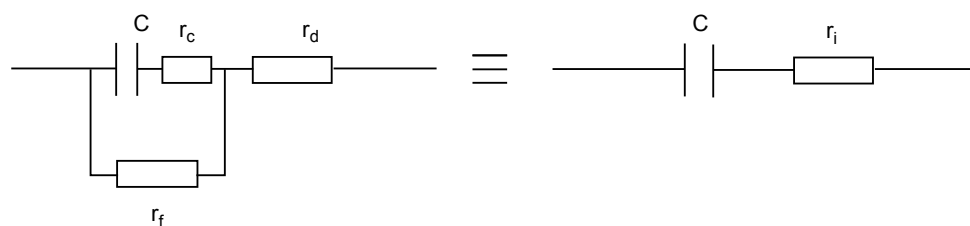
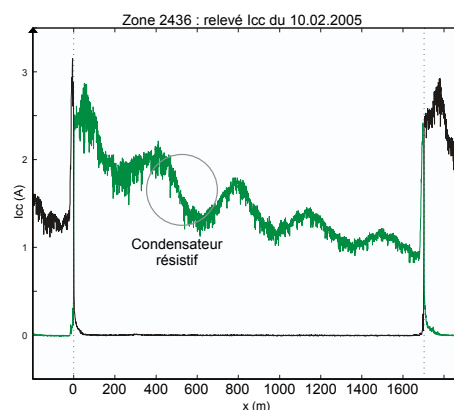


FIG. 4.3 – Schéma équivalent du condensateur de compensation, avec modélisation des défauts par une résistance série équivalente r_i .

impédances caractéristiques de tous les éléments placés sur la voie (condensateurs de compensation, BU, DB, SVA), afin d'injecter les valeurs mesurées dans notre modèle, puis de comparer le courant I_{cc} enregistré par la voiture HELENE au courant I_{cc} simulé.

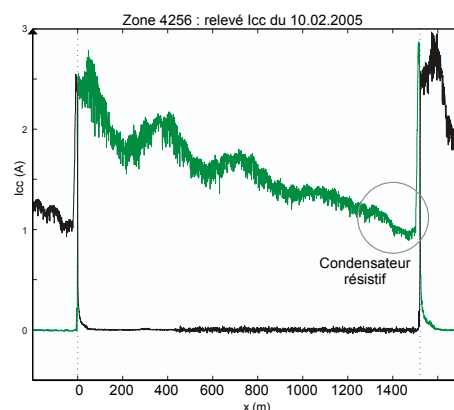
Les caractéristiques des zones mesurées et les relevés I_{cc} correspondants sont présentés dans les tableaux 4.1 et 4.2.

Zone 2436	
Fréquence	2000 Hz
Longueur	1700 m
Nombre de condensateurs	28
Pas de compensation	60,015 m
Types de JES	SVA / SVA



TAB. 4.1 – Caractéristiques de la zone 2436 et relevé I_{cc} correspondant.

Zone 4256	
Fréquence	2000 Hz
Longueur	1522 m
Nombre de condensateurs	25
Pas de compensation	60,100 m
Types de JES	SVA / SVA



TAB. 4.2 – Caractéristiques de la zone 4256 et relevé I_{cc} correspondant.

Les impédances des points de compensation sont mesurées à l'aide d'un analyseur d'impédance, associé à un amplificateur de puissance. Un courant de mesure, dont la fréquence évolue de 1500 Hz à 2800 Hz , est injecté par l'intermédiaire de prises fixées au patin du rail. La tension aux bornes des éléments à mesurer est prélevée au niveau des inserts de fixation au rail, et le courant est mesuré à l'aide d'une pince ampèremétrique. A partir de ces mesures, l'analyseur effectue le calcul de l'impédance en module et en phase. Quelques précautions ont été prises au préalable avant de mettre en place ce protocole expérimental : l'alimentation de la zone et des zones encadrantes a été coupée, ainsi que celle des zones en vis-à-vis sur l'autre voie. Les récepteurs des zones mesurées ont également été débranchés, afin d'éviter que le courant injecté n'excite les relais de voie.

A partir des valeurs du module et de la phase de l'impédance de chaque condensateur (notés respectivement $|Z|$ et ϕ), on peut déterminer la capacité et la résistance série de chaque élément de compensation, selon l'équation 4.4 :

$$\begin{aligned}
 Z &= r_i + \frac{1}{j\omega C} \\
 \left\{ \begin{array}{l} |Z|^2 &= r_i^2 + \frac{1}{\omega^2 C^2} \\ \tan(\phi) &= \frac{1}{r_i \omega C} \end{array} \right. \\
 \Rightarrow \boxed{ \begin{array}{l} r_i &= \sqrt{\frac{|Z|^2}{1 + \tan^2(\phi)}}, \\ C &= \frac{1}{\omega r_i \tan(\phi)}. \end{array} } \quad (4.4)
 \end{aligned}$$

Les résultats obtenus (module et phase des impédances, capacité et résistance série des condensateurs) sont reportés dans les tableaux F.1 et F.2 en annexe F. Ceux-ci confirment que dans chacun des CdV, un condensateur est défectueux : le numéro 9 pour la zone 2436 ($C = 13.02 \mu F$ et $r_i = 3.07 \Omega$), et le numéro 23 pour la zone 4256 ($C = 9.2 \mu F$ et $r_i = 1.74 \Omega$).

Les valeurs exactes des capacités et des résistances série ont ensuite été injectées dans le modèle, au niveau de la matrice de transfert des quadripôles équivalents aux condensateurs. La figure 4.4 présente une comparaison entre signal réel et signal simulé pour les deux zones étudiées.

Il faut remarquer que les valeurs des paramètres globaux, propres à la voie, doivent être également injectés dans le modèle. Il s'agit de la résistance ballast R_b et du coefficient de désadaptation de la voie λ_{Z_c} . Comme on ne peut pas les mesurer sur le terrain, ils ont été estimés par une méthode heuristique, décrite en annexe G. On peut noter que les signaux issus du modèle sont très proches des signaux réels, ce qui permet de dire non seulement que le modèle du CdV est correct, mais aussi que la modélisation des défauts des condensateurs de compensation est appropriée. Cependant, les signaux réels sont extrêmement bruités, ce qui n'est pas reproduit par notre modèle. C'est pourquoi nous présenterons plus loin une étude du bruit, qui nous permettra de simuler des signaux

bruités, plus réalistes. Mais avant cela, nous allons nous intéresser à la signature des défauts de condensateurs sur le signal de mesure.

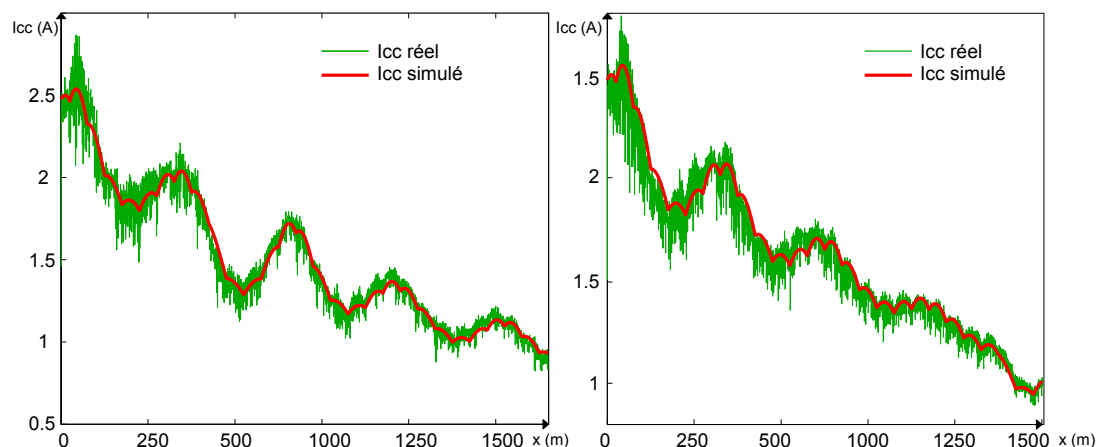


FIG. 4.4 – Comparaison entre signal réel et signal simulé sur les 2 zones mesurées (2436 à gauche et 4256 à droite).

4.1.5 Description des signaux de mesure (I_{cc})

- L'observation des signaux de mesure permet de relever plusieurs caractéristiques :
- l'amplitude des signaux est plus élevée côté émetteur, et elle décroît de façon exponentielle jusqu'au récepteur
 - ils comportent une onde principale stationnaire, de longueur d'onde environ 400 m, qui traduit la désadaptation de la ligne de transmission constituée par la voie
 - une discontinuité apparaît au droit de chaque condensateur de compensation

Ces différentes remarques sont confirmées lorsque l'on décompose le signal suivant une technique d'EMD (Empirical Mode Decomposition). L'EMD [Hua98] consiste à identifier dans un signal des composantes haute fréquence, appelés modes, de moyenne nulle et d'enveloppe symétrique. Pour cela, le signal $s(t)$ est séparé localement en une contribution « rapide » ($c_r(t)$) et une contribution « lente » (tendance $c_l(t)$) :

$$s(t) = c_r(t) + c_l(t).$$

La décomposition du signal s'écrit suivant l'équation 4.5 :

$$s(t) = \sum_{k=1}^K c_{r_k}(t) + r(t), \quad k \in \mathbb{N}, \quad (4.5)$$

où les $c_r(k)$ sont les différents modes, et $r(t)$ désigne le résidu.

La figure 4.5 illustre l'EMD appliquée à un signal I_{cc} simulé. Elle fait apparaître deux modes et le résidu, correspondant aux caractéristiques exposées ci-dessus : rupture au droit des condensateurs, ondulation à 400 m, et décroissance exponentielle du signal.

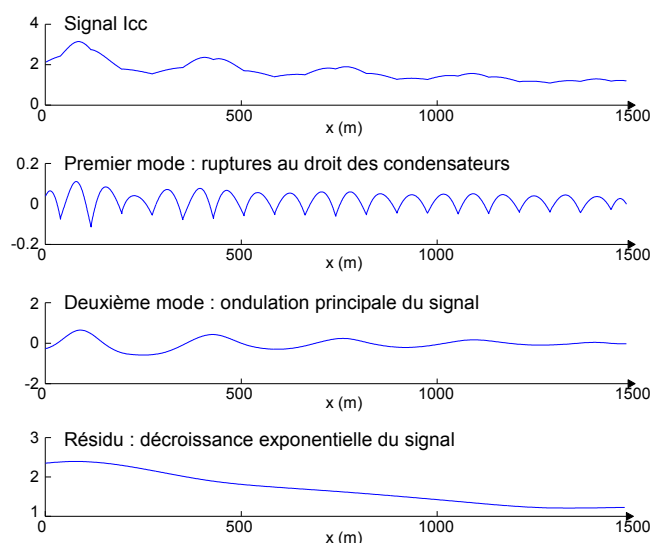


FIG. 4.5 – Décomposition du signal de mesure par EMD [Ouk06].

4.1.6 Signature des défauts de condensateurs et influence des paramètres caractéristiques de la voie

Maintenant qu'on dispose d'un modèle du CdV nous permettant de simuler des courants I_{cc} , on peut étudier plus en détails l'influence des défauts de condensateurs sur ces signaux. On s'intéressera d'abord au cas où le CdV ne présente qu'un seul défaut, de type « condensateur absent » ou « condensateur résistif ». On simulera des défauts de différentes valeurs, à des positions différentes. On observera ensuite l'allure des signaux dans le cas où le CdV comporte plusieurs défauts. Enfin, on étudiera l'influence de deux paramètres physiques de la voie : R_b et λ_{Z_c} .

4.1.6.1 Signature d'un CdV comportant un seul défaut

La figure 4.6 représente l'allure du signal I_{cc} pour les deux types de défauts majeurs pouvant affecter les condensateurs de compensation. Dans le premier cas, le numéro 6 a été supprimé, et dans le deuxième cas, on a lui a ajouté une résistance série $r_i = 2 \Omega$ (en fixant la capacité à $22 \mu F$).

Comme on l'a vu au chapitre 2, un condensateur absent génère une rupture dans les courbes enveloppes du signal I_{cc} , même si la présence d'un défaut n'entraîne pas systématiquement un franchissement du seuil minimal de $0.8 A$. Les conséquences sont les mêmes lorsqu'un condensateur est simplement résistif, même si la rupture est moins importante. En fait, comme on le voit figure 4.7, plus la résistance série du condensateur est élevée, plus la rupture est marquée.

On peut également observer que lorsqu'un défaut apparaît sur le CdV, le signal est entièrement modifié en aval du condensateur défectueux. En revanche, en amont du défaut, aucune modification n'est visible. Par conséquent, les défauts situés près des extrémités sont plus difficiles à détecter : près de l'émetteur, le signal entier est modifié, on ne peut donc pas voir de changement, et près du récepteur, le défaut n'a d'influence que sur une petite partie du relevé I_{cc} (voir figure 4.8).

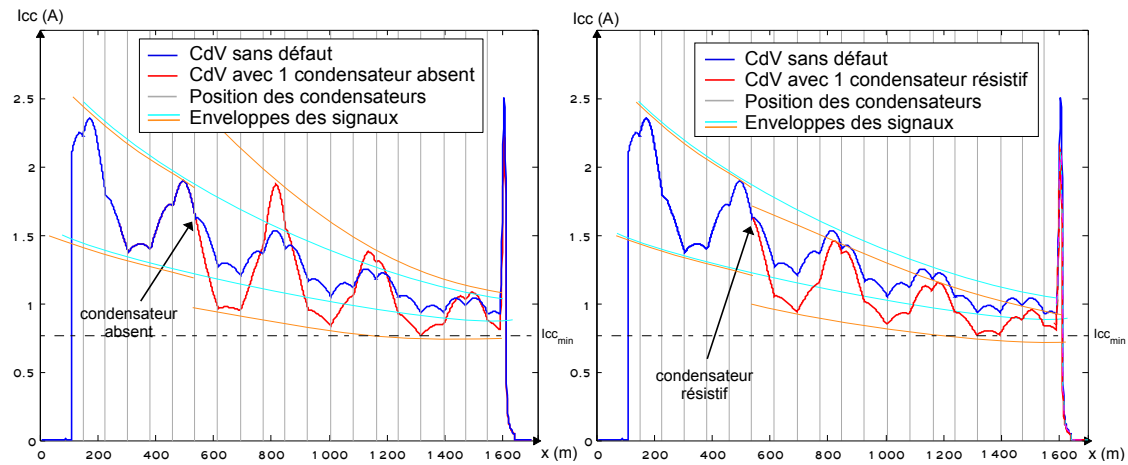


FIG. 4.6 – Signature d'un CdV ayant un défaut : à gauche, un condensateur absent, à droite, un condensateur résistif ($r_i = 2 \Omega$).

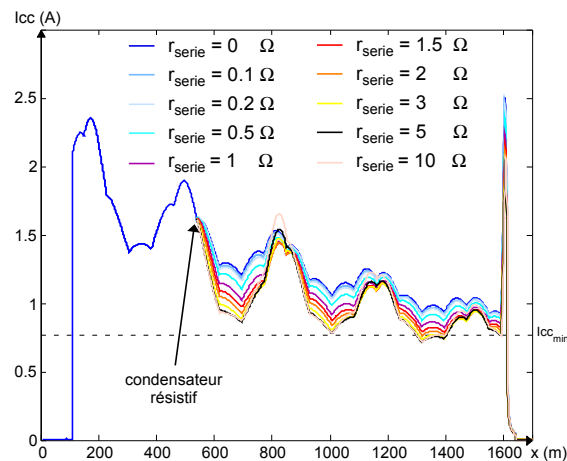


FIG. 4.7 – Influence de la valeur du défaut sur l'allure du signal I_{cc} .

Une autre remarque importante concerne l'influence de la position du défaut par rapport à l'ondulation du signal à 400 m. (voir figure 4.9). Des défauts en phase montante ou en phase descendante du signal ne se caractérisent pas de la même façon, notamment en terme de déphasage et de modification d'accord de la voie. Ainsi, un défaut de même valeur peut avoir des conséquences plus ou moins gênantes suivant l'endroit où il apparaît dans le CdV (seuil minimal de 0.8 A franchi dans certains cas).

4.1.6.2 Cas multi-défauts

Dans les cas précédents, où le CdV ne présente qu'un seul défaut, on peut remarquer que le signal I_{cc} ne franchit pas toujours le seuil minimal. Il ne s'agit donc pas nécessairement de défauts graves, déclenchant une intervention de maintenance immédiate. En revanche, si on ajoute un second défaut, on franchit plus souvent ce seuil, comme l'illustre la figure 4.10. Sur le dessin de gauche, les deux défauts sont éloignés,

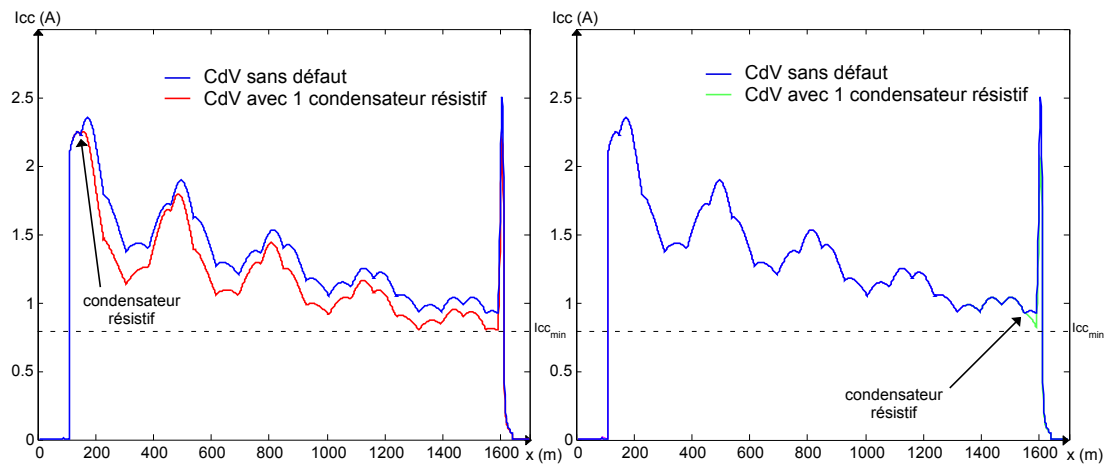


FIG. 4.8 – Influence de la position du défaut sur l’allure du signal I_{cc} . A gauche, un défaut proche de l’émetteur ($r_i = 2 \Omega$). A droite, un défaut proche du récepteur ($r_i = 2 \Omega$).

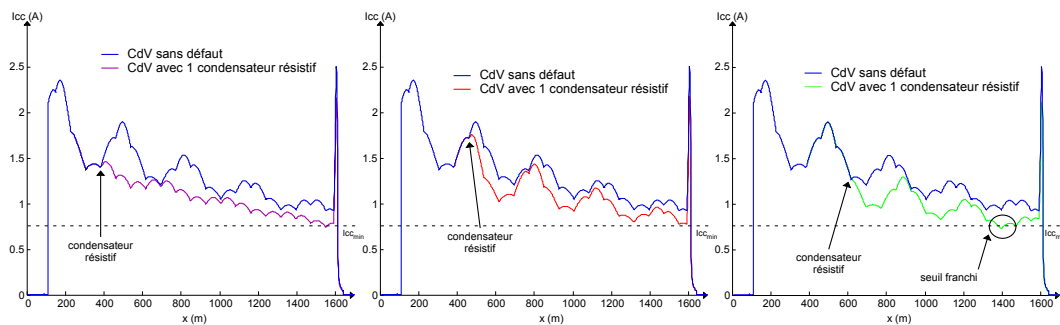


FIG. 4.9 – Différences de signatures entre un défaut en phase montante et un défaut en phase descendante, pour une même valeur de défaut $r_i = 2 \Omega$.

alors que sur celui de droite, ils sont consécutifs. Dans un cas comme dans l’autre, le seuil minimum est dépassé, alors que les condensateurs sont simplement résistifs (ils ne sont pas absents). Ceci montre qu’il ne faut pas négliger ce type configuration multi-défauts.

4.1.6.3 Influence des paramètres caractéristiques de la voie

Dans le chapitre 2, on a évoqué deux paramètres caractéristiques de la voie importants pour le fonctionnement des CdV : la résistance ballast R_b et le coefficient de désadaptation λ_{Z_c} .

La figure 4.12 présente leur influence sur la forme des signaux I_{cc} . Sur la figure de gauche on a tracé des signaux pour 4 valeurs de R_b , allant de 10 à 50 Ω/km . Une différence est constatée, notamment en fin de CdV : plus R_b est importante, plus le niveau du signal est élevé, ce qui est logique, car le ballast est alors un bon isolant et les fuites de transmission du signal CdV sont limitées. Cependant, l’influence de cette résistance n’est pas extrêmement marquée. On peut simplement signaler qu’une très faible valeur de R_b entraîne une décroissance exponentielle du signal plus rapide. Mais

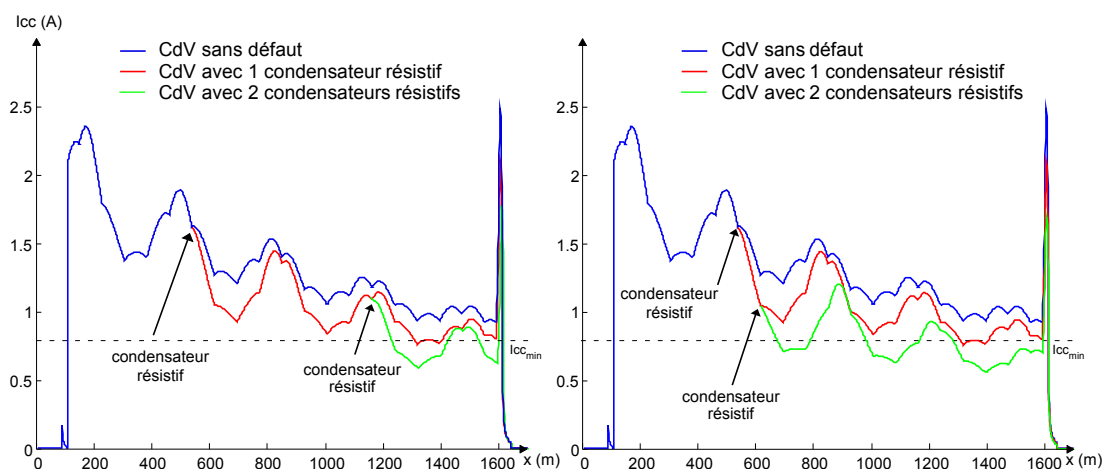


FIG. 4.10 – Signatures de CdV ayant 2 condensateurs résistifs.

il s'agit là d'un cas très rare, qui n'apparaît que lorsque le ballast est très abîmé ou très humide, ce qui provoque un défaut d'isolation (voir la courbe pour $R_b = 1 \Omega$).

En revanche, une telle chute apparaissant ponctuellement peut s'avérer gênante, car on peut éventuellement confondre ce phénomène avec un défaut de condensateur, comme l'illustre la figure 4.11.

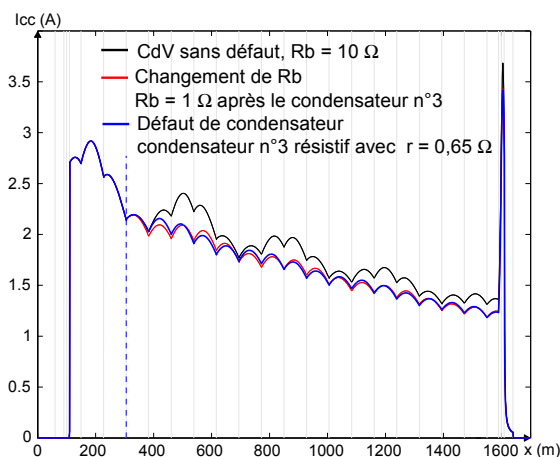


FIG. 4.11 – Comparaison entre un défaut de type condensateur résistif, et une modification ponctuelle de la résistance ballast.

Le coefficient λ_{Z_c} , en revanche a une très grande influence sur le signal de mesure. En effet, sur la figure 4.12, figure de droite, on a représenté 3 signaux correspondant à des valeurs de λ_{Z_c} différant de seulement 5 %. On constate que l'allure des signaux est complètement modifiée : la pente à l'origine, tout d'abord, a tendance à être négative pour des valeurs inférieures à 1. Ensuite, l'amplitude du signal augmente lorsque λ_{Z_c} diminue. Enfin, comme λ_{Z_c} règle l'adaptation de la voie, une faible différence de valeur

de ce coefficient entraîne un changement important dans la phase du signal. En résumé, ce paramètre modifie l'allure de l'ondulation du signal à 400 m.

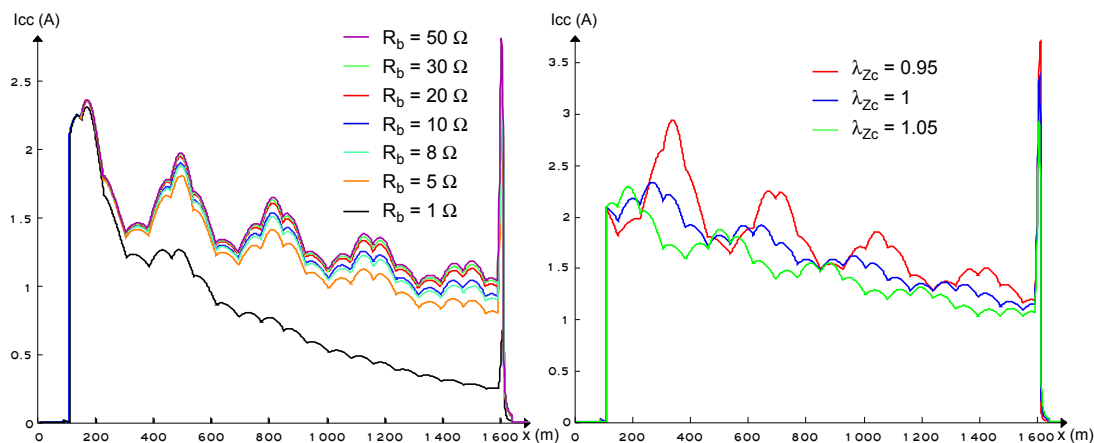


FIG. 4.12 – Influence des paramètres R_b (à gauche) et λ_{Zc} (à droite) sur la forme du signal I_{cc} .

Comme ni R_b , ni λ_{Zc} ne sont mesurables physiquement, lorsque l'on simulera des signaux I_{cc} dans le but d'appliquer des méthodes de diagnostic à base de modèle, il conviendra d'estimer ces valeurs avec soin, comme on le verra dans la seconde partie de ce chapitre.

4.1.7 Etude du bruit

On a vu dans le paragraphe 4.1.4 que les relevés enregistrés par la voiture HELENE sont bruités, et jusqu'à présent, notre modèle n'intègre pas ce phénomène. Or pour tester la robustesse des méthodes de diagnostic sur des signaux simulés, on a besoin de signaux les plus réalistes possibles. C'est pourquoi on propose d'étudier ce bruit, ce qui nous permettra de le reproduire sur les signaux. Pour cela, on part de quelques observations faites sur la figure 4.13 :

- le bruit dépend de la fréquence du CdV : on remarque par exemple que, visuellement, les fréquences 1700 Hz et 2000 Hz sont plus bruitées que les autres.
- le bruit n'est pas centré. On supposera qu'il est formé de deux composantes additives : un bruit blanc, centré, gaussien, que l'on peut qualifier de bruit électronique de mesure, et une seconde composante, décentrée « vers le bas ».

L'expertise de la SNCF impute cette composante décentrée au fait que la résistance réalisée par l'essieu (la résistance de shunt R_s) n'est pas constante, mais varie (à la hausse) en fonction des caractéristiques du contact roue-rail, influencé par la pluie, les feuilles mortes présentes sur les rails,... Pour vérifier cette hypothèse, la figure 4.14 montre l'influence de la valeur de la résistance de shunt sur le signal I_{cc} . Elle présente différents courants simulés pour des valeurs de R_s comprises entre 0 Ω et 1 Ω , chaque simulation étant faite à R_s constante. On constate que plus la valeur de R_s est élevée, plus le niveau du signal est bas.

Pour reproduire le bruit de shuntage, il faudrait idéalement connaître la distribution que suit R_s le long du CdV. Pour cela, il faudrait isoler le bruit, par exemple en

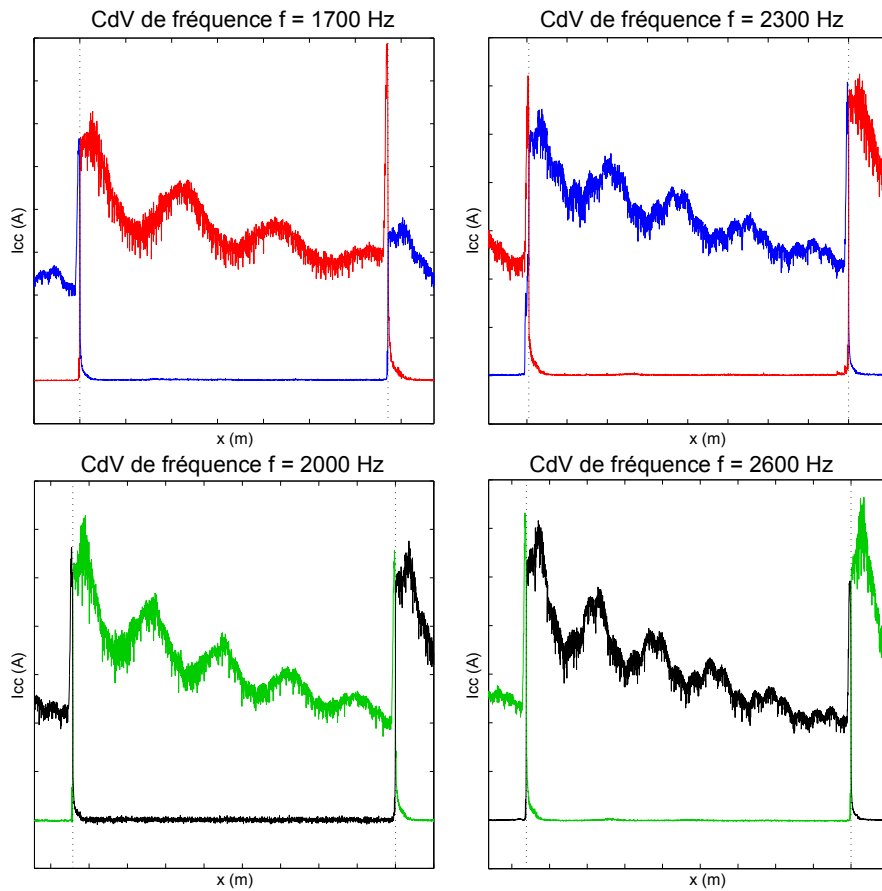


FIG. 4.13 – Exemple de relevés I_{cc} enregistrés pour 4 CdV de fréquences différentes.

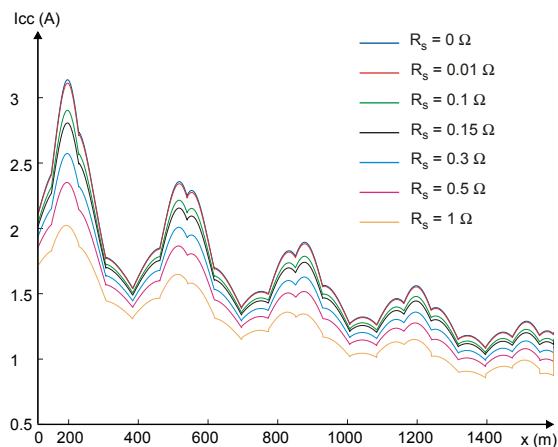


FIG. 4.14 – Courant I_{cc} simulé avec avec différentes valeurs de résistance de shunt.

soustrayant un signal simulé à un signal réel. Or on ne dispose pas d'une zone de CdV entièrement identifiée, puisqu'une partie des paramètres physiques (notamment R_b et

λ_{Z_c}) est toujours inconnue. Il est donc impossible d'obtenir précisément cette distribution. Une autre solution consisterait à mener une étude approfondie sur les aspects bruitage des signaux de mesure, en considérant le bruit global comme un mélange, et en appliquant un algorithme EM généralisé [Com06]. Ici, nous avons simplement choisi de représenter le bruit total par une variable aléatoire suivant une loi appropriée. On propose d'utiliser la loi de Gumbel [Gum35] (voir figure 4.15), définie par :

$$\mathcal{D}(x) = \frac{1}{\sigma} \exp\left(\frac{x}{\sigma}\right) \exp\left(-\exp\left(\frac{x}{\sigma}\right)\right), \quad (4.6)$$

où $\sigma > 0$ est un facteur d'échelle.

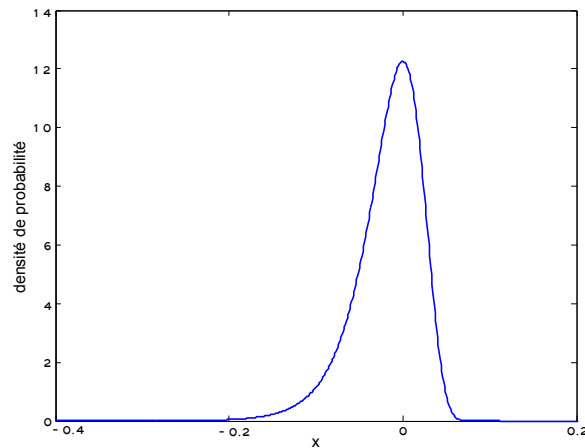


FIG. 4.15 – Distribution de probabilité suivant une loi de Gumbel avec $\sigma = 0.03$.

Cette distribution est assez intéressante car elle permet de tirer à la fois un certain nombre de valeurs autour de 0 (partie centrée du bruit), et un grand nombre de valeurs négatives, ce qui reproduit bien l'effet du bruit de shuntage.

La figure 4.16 illustre un signal simulé bruité comme présenté ci-dessus, et un signal réel. On constate que, « visuellement », les deux sont assez proches.

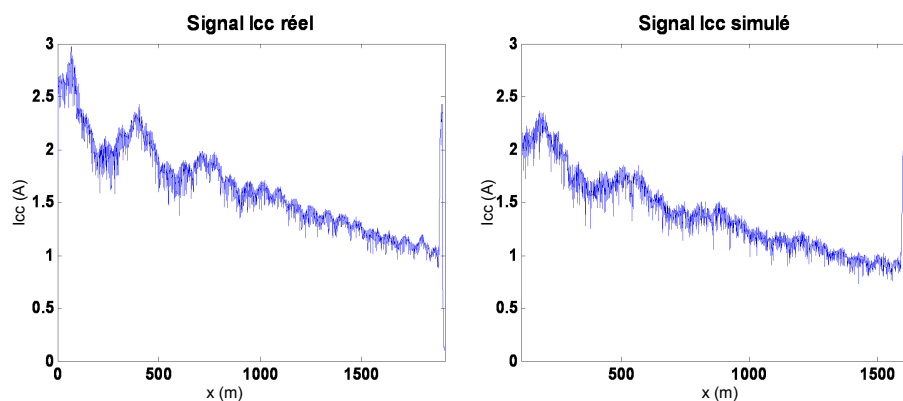


FIG. 4.16 – Comparaison entre un signal I_{cc} réel et un signal I_{cc} simulé bruité.

Même s'il s'agit d'une analyse peu poussée du bruit, celle-ci nous permet, dans une première approche, d'ajouter un bruit qui rende les simulations plus réalistes.

4.1.8 Construction d'une base de signaux simulés

Le début de ce chapitre a introduit le modèle électrique du CdV, qui permet de simuler des courant I_{cc} de façon réaliste. Ce modèle est intéressant pour plusieurs raisons :

- il offre la possibilité de développer une méthode de diagnostic à base de modèle,
- il permet de créer des bases de signaux avec défauts, étiquetés, ce qui sera utile si l'on souhaite utiliser des méthodes de diagnostic basées sur la reconnaissance des formes.

C'est cette base de référence qu'on propose ici de constituer. Par la suite on la divisera en une base de test notée $I_{cc_{test}}$, et une base d'apprentissage $I_{cc_{simu}}$, qui sera utilisée pour développer l'approche diagnostic par reconnaissance des formes. Il convient dans un premier temps de choisir les paramètres structurels des CdV de notre base : fréquence, longueur, types de JES à l'émission et à la réception. Compte tenu du comportement différent aux 4 fréquences CdV, on choisit de construire un processus de diagnostic par fréquence. La fréquence retenue ici est $f = 2300 \text{ Hz}$. Pour la longueur, on choisit une longueur moyenne pour les CdV de cette fréquence : $l_{cdv} = 1500 \text{ m}$. Enfin, pour les JES, on choisit les plus répandus : les JES à SVA. Cette configuration correspondant à des CdV possédant $N = 19$ éléments de compensation.

Chaque CdV de la base comporte au plus 1 condensateur résistif (on traitera le cas multi-défauts à part). Les paramètres utilisés sont les suivants :

- 5 valeurs de résistance ballast R_b comprises entre 5Ω et 20Ω
- 4 valeurs de λ_{z_c} comprises entre 1.04 et 1.14
- 19 positions de défaut possibles (chacun des condensateurs)
- 14 valeurs de défaut r_i : 0Ω (CdV parfait), 0.2Ω , 1Ω , 1.5Ω , 1.8Ω , 2Ω , 2.5Ω , 3Ω , 3.5Ω , 4Ω , 5Ω , 10Ω , 20Ω , ∞ (condensateur absent).

Par combinaison de ces différents paramètres, on obtient une base de 5320 signaux simulés. Pour être plus réaliste, on leur ajoute un bruit suivant une loi de Gumbel, comme décrit au paragraphe précédent.

La base est ensuite scindée en deux :

- 80 % des signaux forment la base $I_{cc_{simu}}$ (4256 signaux : 608 sans défaut et 3648 avec défaut)
- les 20 % restant constituent la base $I_{cc_{test}}$ (1064 signaux : 152 sans défaut et 912 avec défaut)

4.2 Diagnostic par approche modèle de référence local

4.2.1 Principe

On dispose d'un modèle électrique assez précis du CdV, qui a été validé. Il nous permet de simuler les signaux I_{cc} , véritables signatures du système que l'on doit diagnostiquer. Plusieurs méthodes, décrites dans le chapitre 3, peuvent être utilisées pour

traiter le problème de détection et de localisation de défauts. Quelle que soit l'approche choisie, la première étape consiste à générer des résidus, c'est-à-dire des valeurs sensibles aux défauts. Etant donné que notre modèle ne fait pas appel à une représentation d'état, on privilégiera la génération de résidus par identification paramétrique, à l'aide de la méthode du modèle de référence (figure 4.17). Cette méthode permet d'estimer directement des paramètres du système, facilement interprétables puisqu'ils ont un sens physique. Ce choix se justifie également par le fait que l'on ne connaît pas de modèle précis du bruit.

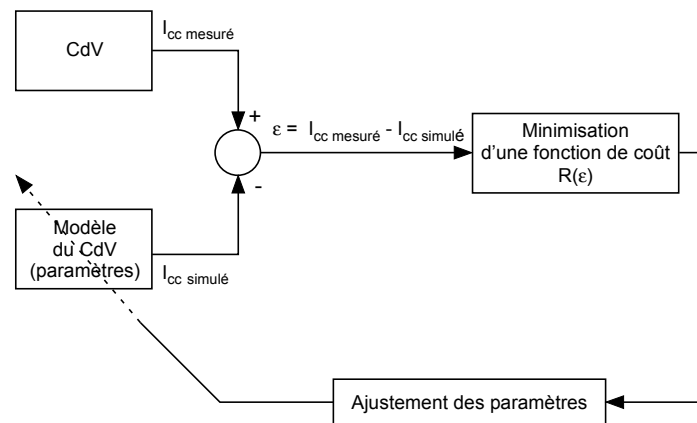


FIG. 4.17 – Application du modèle de référence au CdV.

Le problème est que si l'on traite le système dans sa globalité, la minimisation de la fonction de coût utilisée pour générer les résidus risque d'être délicate, car le nombre de paramètres à estimer est élevé (plus de 50 paramètres physiques au total à renseigner, provenant des différents composants modélisés dans le modèle électrique du CdV). Même si l'on veut générer des résidus liés aux seules résistances série des condensateurs, il y aura au minimum 19 paramètres à estimer dans les bases $I_{cc_{test}}$ et $I_{cc_{simu}}$. La minimisation de la fonction de coût dans ces dimensions reste difficile.

C'est pourquoi on choisit plutôt une approche locale [Nad03], fondée sur deux remarques que l'on a pu faire en étudiant la signature des défauts :

- lorsqu'un défaut apparaît sur le CdV, le signal I_{cc} est modifié en aval de l'élément défectueux, jusqu'au récepteur, mais pas en amont.
- dans l'hypothèse où l'essieu réalise un shunt quasi parfait, les éléments situés en aval de l'essieu n'ont aucune influence sur le signal en amont de l'essieu.

Par conséquent le système CdV peut être décomposé en plusieurs sous-systèmes, dont les signatures sont liées spatialement, dans le sens amont-aval : l'état du sous-système numéro i influence la signature des sous-systèmes $i + 1, \dots, N$ (N étant le nombre total de sous-systèmes). On propose donc de procéder de façon itérative : on décompose le système global en N sous-systèmes identiques S_1, \dots, S_N . Chaque S_i est modélisé par un modèle local, qui comporte peu de paramètres à estimer (4 paramètres). On progresse dans le CdV sous-système par sous-système, en appliquant la méthode du modèle de référence sur chacun des S_i . Pour tenir compte de la dépendance spatiale entre les signatures des sous-systèmes, on « initialisera » chaque modèle par une représentation

de tous les sous-systèmes qui le précèdent : les résidus générés sur S_i seront ainsi utilisés pour initialiser le modèle de S_{i+1} . Une fois qu'un sous-système a été traité (résidus générés), on passe au suivant, jusqu'à ce qu'on ait parcouru la totalité du système. La figure 4.18 illustre ce principe.

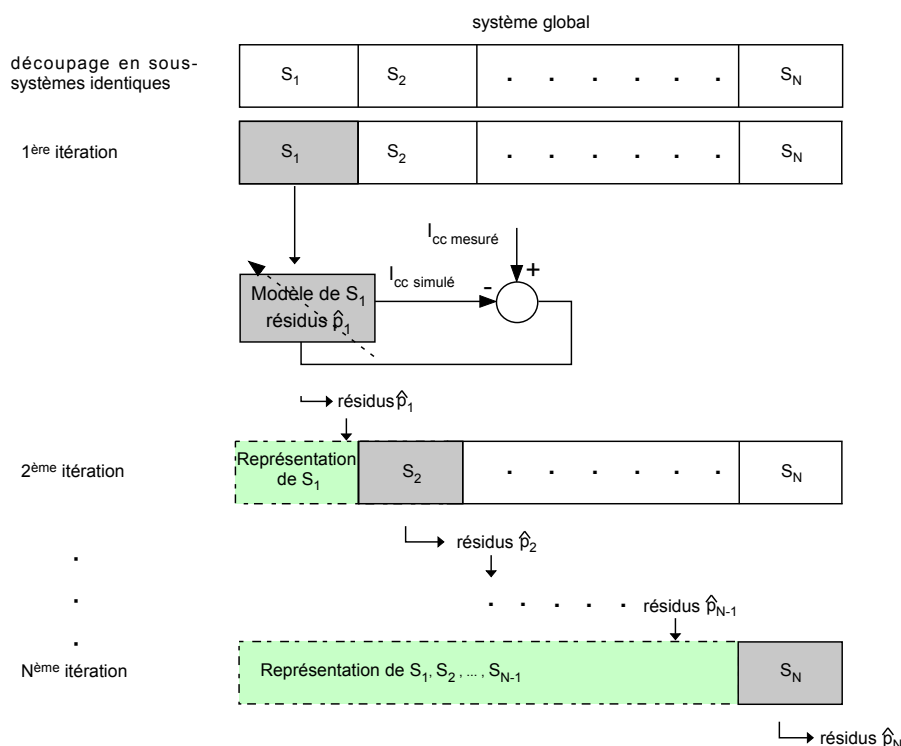


FIG. 4.18 – Principe général de la méthode proposée.

4.2.2 Mise en œuvre

Nous allons appliquer la méthode décrite ci-dessus au CdV. A cause de son caractère itératif, on la nommera *DiagIter*. Dans un premier temps, nous nous intéresserons au modèle local choisi. Ensuite, nous détaillerons ce modèle et la simulation du courant I_{cc} sur un sous-système quelconque. Enfin, nous définirons la fonction de coût à minimiser afin d'appliquer la méthode de génération des résidus à l'aide du modèle de référence, sur chaque sous-système.

4.2.2.1 Modèle physique local : la cellule de compensation

Comme on s'intéresse aux défauts de condensateurs, on choisit naturellement comme sous-système physique la cellule de compensation. Celle-ci est constituée d'un condensateur de compensation, plus la partie de voie comprise entre ce condensateur et le suivant (voir figure 4.19). Pour un CdV ayant N éléments de compensation, il y aura donc N cellules.

Chacune de ces cellules comporte 4 paramètres à identifier :

- 2 paramètres liés au condensateur : sa capacité C_i et sa résistance série r_i .

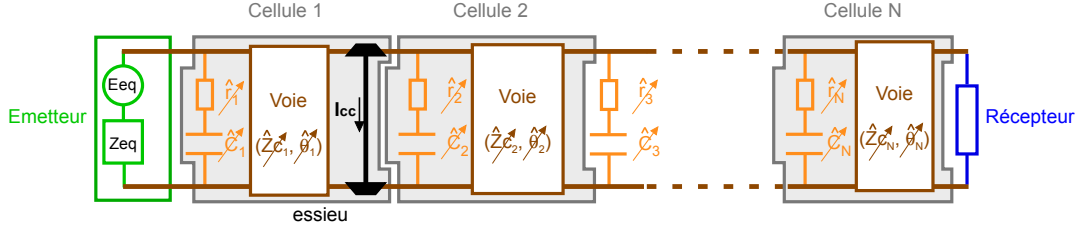


FIG. 4.19 – Découpage du CdV en cellules de compensation.

- 2 paramètres liés à la voie : l'impédance caractéristique Z_{c_i} et la constante de propagation θ_i (tous deux liés à la résistance ballast R_b et au facteur de désadaptation λ_{Z_c}). Ces paramètres sont en général communs à l'ensemble du CdV.

On considère que les caractéristiques de la voie sont constantes le long du CdV : seuls les paramètres propres aux condensateurs sont variables. Afin de réduire le nombre de paramètres à estimer lors de la phase de génération des résidus, et pour éviter de rencontrer des problèmes de minima locaux lors de la minimisation de la fonction de coût, on choisit de reporter tous les défauts du condensateur d'une cellule sur sa résistance série r_i . La capacité, elle, est fixée à sa valeur nominale de $22\mu F$. Ce comportement ne reproduit pas exactement la réalité, car il reporte des variations de C sur la résistance série. Cependant, cela conduit à des diagnostics pertinents, car un condensateur d'accord de capacité non nominale est un élément défectueux.

Conformément au principe exposé dans le paragraphe précédent, on étudie successivement les cellules 1 à N , la cellule i contenant le $i^{\text{ème}}$ condensateur en partant de l'émetteur. Pour tenir compte de l'influence des condensateurs 1 à $i - 1$ sur le signal I_{cc} correspondant à la cellule i , tous les éléments placés à gauche de cette cellule sont ramenés à un générateur de Thévenin équivalent qui servira de source pour simuler le signal sur cette cellule. Le schéma 4.18 peut donc être représenté comme sur la figure 4.20.

Remarque importante : on ne s'intéresse qu'à la partie pleine voie du CdV, c'est-à-dire tout le CdV, hors JES, puisqu'on n'effectue que le diagnostic des condensateurs de compensation. Les éléments constituant le JES émission seront ramenés à un générateur de Thévenin équivalent pour initialiser le modèle de la première cellule de compensation.

4.2.2.2 Simulation du courant I_{cc} dans une cellule de compensation

On s'intéresse à une cellule de compensation quelconque dans le CdV. Dans un premier temps, on calcule le générateur de Thévenin équivalent aux éléments situés à gauche de cette cellule. On déterminera ensuite l'expression du courant I_{cc} à l'intérieur de la cellule.

Remarque : cette fois, avec l'hypothèse d'un shunt parfait ($R_s = 0$), on peut assimiler le courant dans les bobines au courant dans l'essieu.

Etape 1 : Générateur de Thévenin équivalent aux éléments à gauche de la cellule de compensation

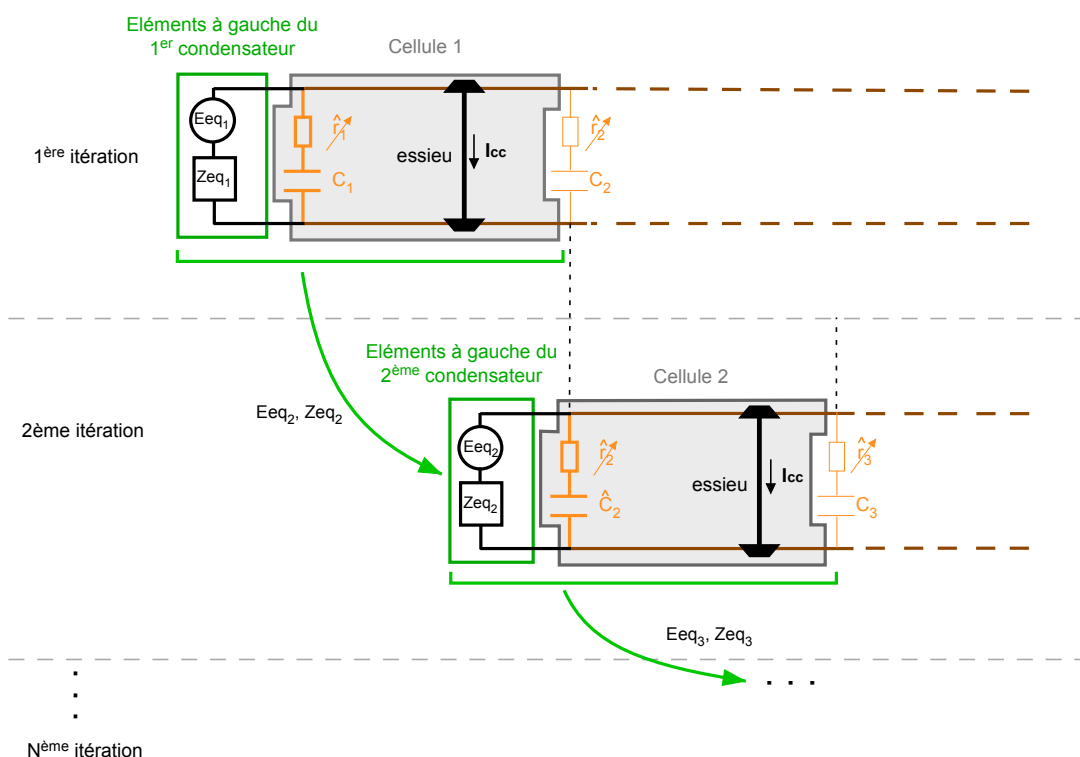


FIG. 4.20 – Principe de la méthode *DiagIter* appliquée au CdV.

On suppose qu'on vient de terminer l'étude de la cellule $i - 1$, et que l'on souhaite maintenant travailler sur la cellule i . Le générateur de Thévenin (E_{eqi} , Z_{eqi}) équivalent aux éléments à gauche de cette cellule doit prendre en compte les identifications obtenues sur la cellule $i - 1$. On considère pour cela la figure 4.21.

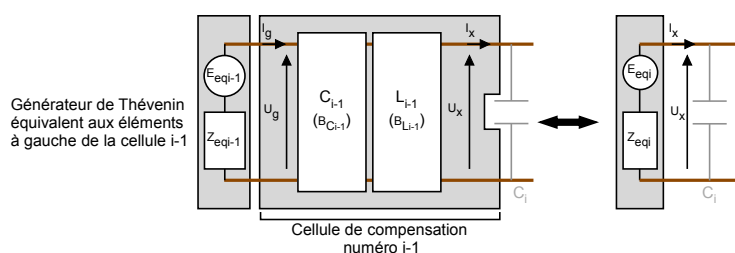


FIG. 4.21 – Générateur de Thévenin équivalent aux éléments à gauche d'une cellule de compensation quelconque.

C_{i-1} est le quadripôle représentant le condensateur de compensation, de matrice de transfert $B_{C_{i-1}}$, et L_{i-1} est le quadripôle équivalent à la ligne de transmission sur la cellule $i - 1$, de matrice de transfert $B_{L_{i-1}}$.

On cherche à exprimer (E_{eqi}, Z_{eqi}) , en vérifiant $U_x = E_{eqi} - Z_{eqi}I_x$. On utilise les relations suivantes :

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} U_x \\ I_x \end{bmatrix} = B_{L_{i-1}} B_{C_{i-1}} \begin{bmatrix} U_g \\ I_g \end{bmatrix} \\ U_g = E_{eqi-1} - Z_{eqi-1} I_g. \end{cases}$$

On en déduit :

$$\begin{bmatrix} U_x \\ I_x \end{bmatrix} = B_{L_{i-1}} B_{C_{i-1}} \begin{bmatrix} -Z_{eqi-1} \\ 1 \end{bmatrix} + B_{L_{i-1}} B_{C_{i-1}} \begin{bmatrix} E_{eqi-1} \\ 0 \end{bmatrix}.$$

En posant $M = B_{L_{i-1}} B_{C_{i-1}} \begin{bmatrix} -Z_{eqi-1} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \end{bmatrix}$ et $H = B_{L_{i-1}} B_{C_{i-1}} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix}$, on obtient :

$$\begin{aligned} E_{eqi} &= \left(h_{11} - \frac{m_1}{m_2} h_{21} \right) E_{eqi-1}, \\ Z_{eqi} &= -\frac{m_1}{m_2}. \end{aligned}$$

Etape 2 : Courant I_{cc} dans une cellule de compensation

On cherche à calculer le courant I_{cc} lorsque l'essieu se situe sur la cellule de compensation i . Pour cela, on considère le schéma figure 4.22.

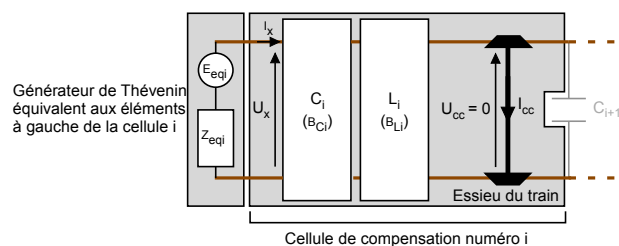


FIG. 4.22 – Calcul du courant I_{cc} dans une cellule de compensation quelconque.

L_i est le quadripôle de matrice de transfert B_{L_i} , équivalent à la portion de ligne de transmission comprise entre le condensateur C_i et la position x de l'essieu qui réalise le shunt. Le condensateur de compensation C_i a pour matrice de transfert B_{C_i} , dans laquelle intervient r_i .

On utilise les relations suivantes :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} 0 \\ I_{cc} \end{bmatrix} &= B_{L_i} B_{C_i} \begin{bmatrix} U_x \\ I_x \end{bmatrix} \text{ avec } U_x = E_{eqi} - Z_{eqi} I_x \\ \begin{bmatrix} 0 \\ I_{cc} \end{bmatrix} &= B_{L_i} B_{C_i} \begin{bmatrix} -Z_{eqi} \\ 1 \end{bmatrix} + B_{L_i} B_{C_i} \begin{bmatrix} E_{eqi} \\ 0 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

En posant $G = B_{L_i} B_{C_i} \begin{bmatrix} -Z_{eqi} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \end{bmatrix}$ et $B = B_{L_i} B_{C_i} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix}$, on obtient :

$$\boxed{I_{cc} = \left(-\frac{g_2}{g_1} b_{11} + b_{21} \right) E_{eqi}}.$$

L'expression analytique correspondante s'écrit :

$$I_{cc}(x) = \left(\frac{\left(\frac{Z_{eqi}}{Z_c} s.c + c^2 \right) Z_{condo}^2 + (Z_{eqi}(c^2 + s^2) + Z_c s.c) Z_{condo} + Z_{eqi} Z_{condo} s.c}{(Z_{eqi} c + Z_c s) Z_{condo}^2 + Z_{eqi} Z_c Z_{condo} s} - \left(\frac{s}{Z_c} + \frac{c}{Z_{condo}} \right) \right) E_{eqi}$$

avec, en se référant aux caractéristiques de la voie définies au chapitre 2,

$$\begin{aligned} s &= \text{sh}(\theta x) & Z_c &= \sqrt{\frac{R + jL\omega}{\frac{1}{R_b} + jC\omega}} \\ c &= \text{ch}(\theta x) & \theta &= \sqrt{(R + jL\omega) \left(\frac{1}{R_b} + jC\omega \right)} \\ Z_{condo} &= r_i + \frac{1}{jC_i \omega} \end{aligned}$$

x étant la position de l'essieu dans la cellule.

4.2.2.3 Génération des résidus : fonction de coût à minimiser

La génération de résidus par la méthode du modèle de référence est basée sur la minimisation d'une fonction de coût. Celle-ci prend en compte l'écart entre les caractéristiques déduites du modèle et ces mêmes caractéristiques, telles qu'elles sont mesurées sur le système. On choisit donc d'estimer la résistance série r_i du condensateur de la cellule i en minimisant l'erreur quadratique moyenne R_i entre le signal mesuré sur la cellule i (qui peut être un signal I_{cc} réel ou un signal I_{cc} de la base $I_{cc_{test}}$), et le signal simulé par la méthode exposée ci-dessus, sur la même cellule :

$$R_i(r_i) = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T (I_{cci_k \text{ mesure}} - I_{cci_k \text{ modele}}(r_i))^2 \quad (4.7)$$

où T est le nombre de points où le courant I_{cc} est mesuré à l'intérieur de la cellule i .

Ensuite,

$$\hat{r}_i = \min_{r_i} R_i(r_i). \quad (4.8)$$

La minimisation se fait par une procédure d'optimisation sous contraintes :

- $\hat{r}_i \geq 0 \Omega$, pour respecter la physique du système (une résistance ne peut pas être négative),
- $\hat{r}_i \leq 20 \Omega$, pour éviter que la procédure ne diverge, dans le cas où un condensateur est absent. On considère que cette valeur élevée de r_i est équivalente à un condensateur absent.

4.2.3 Résultats

4.2.3.1 En simulation

La méthode de diagnostic *DiagIter* est testée sur la base $I_{cc_{test}}$. Dans un premier temps, on évalue ses performances en terme de détection et de localisation de défaut. Dans un second temps, on évaluera sa pertinence concernant la gravité des défauts estimés. Enfin, on évoquera ses limites.

Un choix important à réaliser pour la procédure de détection de défaut est celui du seuil à partir duquel on considère que les résidus générés (ici les résistances série) indiquent la présence d'un défaut. On notera r_{th} ce seuil, et \hat{r}_i la valeur estimée pour la résistance série du condensateur numéro i .

- si $\hat{r}_i \geq r_{th}$ le condensateur i est jugé défectueux,
- si $\hat{r}_i < r_{th}$ le condensateur i est jugé non défectueux.

Plutôt que de fixer le seuil, on testera plusieurs valeurs de r_{th} allant de 0.5Ω à 1Ω , et pour chacune, on évaluera les résultats. Pour cette évaluation, on ne pourra pas utiliser les définitions classiques de bonne détection, non détection, fausse alarme et bonne réjection, car on cherche à évaluer non seulement les performances de détection, mais aussi de localisation correcte du défaut. Certains défauts peuvent en effet être détectés mais mal localisés dans le CdV. On considèrera plutôt le tableau 4.3, regroupant les différents cas de figure qui peuvent se présenter :

Décision \ Réalité	Défaut sur cellule k	Pas de défaut
Défaut sur cellule k	BD nb_{BD}	FA nb_{FA}
Défaut sur cellule $j \neq k$	FL nb_{FL}	
Pas de défaut	ND nb_{ND}	BR nb_{BR}

TAB. 4.3 – Différents cas de figures possibles.

- avec BD : Bonne Détection ET Bonne Localisation du défaut,
 FL : Bonne Détection MAIS Fausse Localisation du défaut,
 ND : Non Détection du défaut,
 FA : Fausse Alarme,
 BR : Bonne Réjection (bonne détection d'absence de défaut),
 nb_{XX} : le nombre d'éléments de chaque catégorie.

En notant N_1 le nombre de signaux avec défaut et N_0 le nombre de signaux sans défaut présents dans la base $I_{cc_{test}}$ ($N_1 = 912$ et $N_0 = 152$), on définit les taux suivants :

- taux de bonne détection : $t_{BD} = \frac{nb_{BD} + nb_{BR} + nb_{FL}}{N_1 + N_0}$,
- taux de bonne localisation : $t_{BL} = \frac{nb_{BD} + nb_{BR}}{nb_{BD} + nb_{BR} + nb_{FL}}$,
- taux de fausse alarme : $t_{FA} = \frac{nb_{FA}}{N_0}$,
- taux de non détection : $t_{ND} = \frac{nb_{ND}}{N_1}$.

Les résultats obtenus sont reportés dans le tableau 4.4, pour 6 valeurs de seuil.

r_{th}	t_{BD} (%)	t_{BL} (%)	t_{ND} (%)	t_{FA} (%)
1	91.64	98.67	9.76	0
0.9	93.98	98.50	7.02	0
0.8	95.77	98.53	4.93	0
0.7	98.03	98.18	2.30	0
0.6	99.25	98.48	0.88	0
0.5	99.53	99.15	0.55	2.63

TAB. 4.4 – Résultats de la méthode *DiagIter* sur la base $I_{cc_{test}}$.

Ces résultats semblent très satisfaisants : un taux de bonne détection supérieur à 90 % dans tous les cas, avec plus de 98 % de bonnes localisations. Il n'y a de fausse alarme que pour $r_{th} = 0.5$. Le taux de non détection, lui, est raisonnable pour l'ensemble des valeurs de seuil. Cependant, ce tableau omet un phénomène très fréquent : lorsqu'un défaut est détecté sur un condensateur, un deuxième, voire un troisième, l'est aussi alors que les bases ne contiennent pas de cas multi-défauts. Ce ne sont pas des cas de fausse alarme dans le sens classique du terme, car il y a bien un défaut sur le CdV, mais on peut tout de même les qualifier de la sorte car elles correspondent à la détection de défauts qui n'existent pas. On les notera FA_1 si un seul condensateur supplémentaire est détecté comme défectueux, et FA_2 s'il y en a deux. On leur associe les taux t_{FA_1} et t_{FA_2} , définis par :

$$t_{FA_1} = \frac{n_{FA_1}}{n_{BD} + n_{FL}}, \quad (4.9)$$

$$t_{FA_2} = \frac{n_{FA_2}}{n_{BD} + n_{FL}}. \quad (4.10)$$

Les taux t_{FA_1} et t_{FA_2} pour les différentes valeurs de r_{th} sont regroupés dans le tableau 4.5.

r_{th}	t_{FA_1} %	t_{FA_2} %
1	5.92	0
0.9	8.77	0
0.8	12.06	0.11
0.7	15.90	0.11
0.6	23.57	0.11
0.5	30.70	0.55

TAB. 4.5 – Taux t_{FA_1} et t_{FA_2} .

Ces taux sont élevés, notamment pour $r_{th} < 0.9 \Omega$. Ils s'expliquent par le fait qu'à cause de la nature itérative de la méthode de diagnostic, une erreur d'estimation de la résistance série dans une cellule se propage sur les cellules suivantes afin de « recoller » au mieux au signal mesuré. Ceci est un phénomène gênant, qui nous conduit à choisir comme seuil celui qui offre le meilleur compromis entre t_{BD} et t_{FA_1}/t_{FA_2} . On retient la valeur $r_{th} = 0.9 \Omega$.

Pour cette valeur de seuil, on étudie plus en détails les résultats obtenus, notamment les positions et valeurs des défauts non détectés, des défauts détectés mais mal localisés, et des défauts donnant lieu à la détection parasite d'un second défaut. Toutes ces données sont représentées figures 4.23, 4.24 et 4.25.

On constate que les non détections ne concernent que des défauts de faible valeur ($r_i \leq 2 \Omega$) : 95,3 % des non détections se produisent pour $r_i \leq 1.5 \Omega$. Ce résultat est plutôt encourageant, car il signifie que tous les défauts graves sont détectés. De plus, les non détections affectent en majorité la dernière cellule. Ceci est logique, non seulement parce que, comme on l'a dit en étudiant les signatures des défauts, les condensateurs défectueux sont plus difficiles à détecter en fin de CdV, mais aussi, étant donné que la procédure est itérative, un certain nombre d'erreurs d'identification peuvent se propager jusqu'à la dernière cellule, ce qui complique la tâche du diagnostic à cet endroit.

Les remarques sont à peu près les mêmes au sujet des erreurs de localisation : seuls les faibles défauts sont affectés ($r_i \leq 1.5 \Omega$), et majoritairement dans la seconde moitié du CdV. On peut préciser que dans tous les cas de fausse localisation, le condensateur détecté comme défectueux est celui suivant immédiatement le condensateur qui comporte effectivement un défaut.

Enfin, concernant les fausses alarmes, encore une fois, elles apparaissent majoritairement dans la seconde moitié du CdV, à partir de la dixième cellule (78.75 % des cas). En revanche, cette fois, les défauts « moyens », voire graves, sont concernés ($r_i \geq 2 \Omega$ dans 82.5 % des cas). Ce constat est assez logique, puisque ces valeurs de défauts engendrent une modification du signal I_{cc} plus importante. Donc le risque de propagation d'une éventuelle erreur d'estimation aux cellules suivantes est plus élevé. D'ailleurs, dans 46.25 % des cas la fausse alarme apparaît à la position suivant immédiatement le défaut, et dans 53.75 % restant, elle survient à 2 positions d'écart (mais toujours après le défaut).

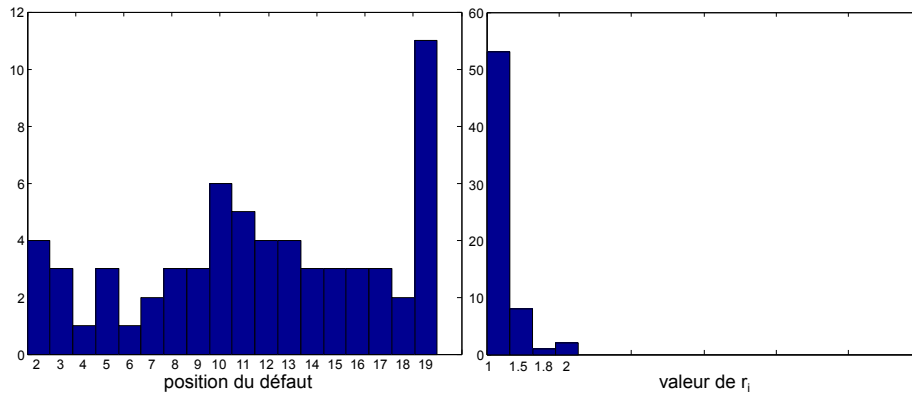


FIG. 4.23 – Histogrammes des positions (à gauche) et des valeurs (à droite) des défauts non détectés.

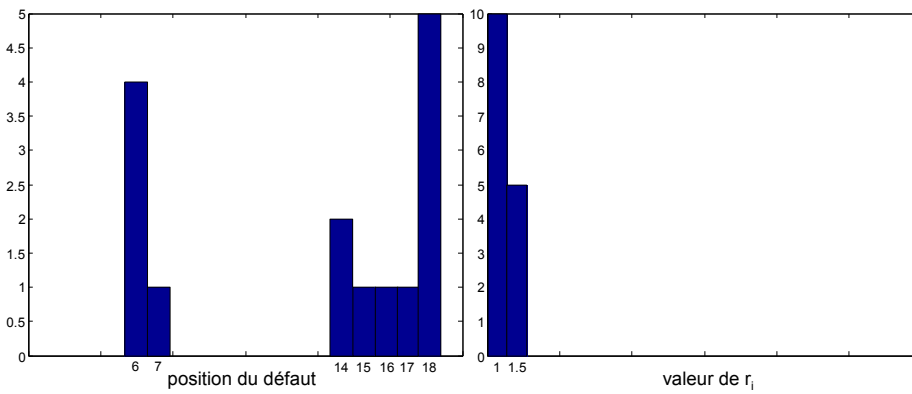


FIG. 4.24 – Histogrammes des positions (à gauche) et des valeurs (à droite) des défauts détectés mais mal localisés.

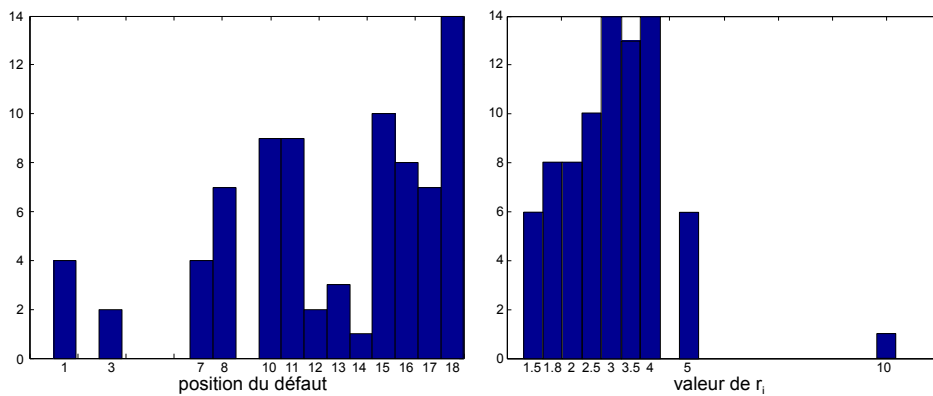


FIG. 4.25 – Histogrammes des positions (à gauche) et des valeurs (à droite) des défauts générant une « fausse alarme ».

- Pour affiner l'étude concernant la gravité des défauts, on les classe en 3 catégories :
- catégorie 1 : défauts mineurs, avec $r_i < 2 \Omega$ (228 signaux dans la base $I_{cc_{test}}$),
 - catégorie 2 : défauts à surveiller, avec $2 \leq r_i \leq 4 \Omega$ (380 signaux dans la base),
 - catégorie 3 : défauts graves, nécessitant une intervention immédiate, avec $r_i > 4 \Omega$ (304 signaux dans la base).

Ces valeurs de résistances ont été choisies arbitrairement, à partir de l'observation des signaux simulés. Par contre les catégories de défauts sont conformes avec la classification utilisée en maintenance. On n'évalue pas directement la précision de la valeur des résistances estimées, car celle-ci importe peu : notre objectif est de voir si, quand un défaut est détecté, la valeur du défaut estimé (\hat{r}_i) respecte les mêmes intervalles que ceux utilisés pour définir chaque catégorie. Ceci permettra à l'agent de maintenance de savoir ce qu'il doit faire (intervention immédiate, surveillance, ou rien). Les résultats sont reportés dans le tableau 4.6.

Diagnostic \ Réalité	catégorie 1 ($r_i < 2$)	catégorie 2 ($2 \leq r_i \leq 4$)	catégorie 3 ($r_i > 4$)
$\hat{r}_i < 2$	96.03 %	35.98 %	0 %
$2 \leq \hat{r}_i \leq 4$	2.65 %	29.89 %	11.18 %
$\hat{r}_i > 4$	0.66 %	34.13 %	88.82 %

TAB. 4.6 – Evaluation de la gravité des défauts avec *DiagIter*.

On constate que les résultats sont très satisfaisants pour les catégories 1 et 3, c'est-à-dire les défauts extrêmes (très faibles ou très graves). En revanche, ils se dégradent pour les défauts moyens. En effet, dans ce cas la répartition de la gravité estimée est presque équiprobable entre les 3 catégories de défauts définies.

Malgré le dernier inconvénient évoqué ci-dessus, la méthode *DiagIter* reste assez encourageante. Un bémol doit cependant être apporté : dans toute la phase de test, on a considéré comme connus les paramètres R_b et λ_{Z_c} . Or dans la réalité, ils ne sont pas mesurables, on peut seulement les estimer (voir annexe G). Cette estimation n'est pas toujours très précise. Par exemple l'erreur moyenne sur la valeur de λ_{Z_c} estimé pour les éléments de la base $I_{cc_{test}}$ est de 4 %. Comme ce paramètre influe énormément sur la forme du signal I_{cc} (voir section 4.1.6), les performances de *DiagIter* sont nettement dégradées lorsqu'on utilise une estimation des paramètres physiques de la voie, comme en témoigne le tableau 4.7. On proposera dans le dernier chapitre une solution pour tenter de résoudre cette difficulté.

4.2.3.2 Sur des signaux réels

On teste la méthode *DiagIter* sur les 2 zones précédemment évoquées et dont on a mesuré tous les éléments. Pour éviter les problèmes relatifs à l'estimation de λ_{Z_c} et R_b , ceux-ci sont ajustés « à la main », après une première estimation à l'aide de la méthode heuristique décrite en annexe G. On obtient les résultats reportés dans le tableau 4.8.

La détection et la localisation du défaut sont exactes dans les deux cas. De plus, même si les valeurs des résistances estimées ne sont pas les valeurs réelles mesurées, elles sont correctement hiérarchisées.

r_{th}	t_{BD} (%)	t_{BL} (%)	t_{ND} (%)	t_{FA} (%)	t_{FA_1} (%)	t_{FA_2} (%)
1	80.36	62.10	24.03	0	4.71	0
0.9	85.90	61.27	16.44	0	7.35	0.11
0.8	90.51	62.41	11.07	0	12.94	0.55
0.7	92.67	63.79	8.55	0	17.98	1.09
0.6	95.11	66.50	5.70	0	23.46	2.3
0.5	96.05	68.88	4.60	0	28.18	5.4

TAB. 4.7 – Résultats de la méthode *DiagIter* sur la base $I_{cc_{test}}$ lorsque λ_{Z_c} et R_b sont estimés par une méthode heuristique.

Zone	Condensateurs sans défaut		Condensateurs défectueux	
	r_j mesuré <small>$j = 1, \dots, N, j \neq k$</small>	\hat{r}_j estimé <small>$j = 1, \dots, N, j \neq k$</small>	r_k mesuré	\hat{r}_k estimé
2436 ($k = 9$)	$< 0.2 \Omega$	$< 0.3 \Omega$	3.07Ω	11.55Ω
4256 ($k = 23$)	$< 0.1 \Omega$	$< 0.7 \Omega$	1.77Ω	1.74Ω

TAB. 4.8 – Application de la méthode *DiagIter* sur les 2 zones mesurées.

On teste aussi cette méthode sur un signal correspondant à un CdV dont l'un des condensateurs (le numéro 5) a été arraché. Dans ce cas, le résultat obtenu est le suivant : $\hat{r}_k < 0.2 \Omega$ pour $k \neq 5$, et $\hat{r}_5 = 1.35 \Omega$. Cette fois encore, le défaut est parfaitement détecté et localisé. En revanche, la valeur de la résistance du condensateur défectueux est assez faible, ce qui ne rend pas compte du fait que le composant est absent. Ceci peut être dû, outre le fait que la résistance estimée n'est pas la seule résistance du condensateur (un problème de connectique est possible), à une mauvaise estimation de R_b et λ_{Z_c} . De plus, on suppose que le seul paramètre variable est la résistance série. La valeur de la capacité, elle, est fixée à $22 \mu F$, ce qui ne reflète pas non plus la réalité. D'ailleurs, les valeurs des impédances estimées correspondant aux positions des défauts sont également assez imprécises, comme le montre le tableau 4.9.

Zone	Z mesurée	\hat{Z} estimée	$ Z $ mesurée	$ \hat{Z} $ estimée
2436	$3.07 + 6.11j$	$11.55 + 3.62j$	6.84	12.10
4256	$1.77 + 8.64j$	$1.74 + 3.62j$	8.81	4.03

TAB. 4.9 – Impédance mesurée et impédance estimée pour les condensateurs défectueux des 2 zones mesurées.

En conclusion, sur des signaux réels, la méthode *DiagIter* se révèle assez efficace en terme de détection et de localisation de défaut. Toutefois l'estimation de leur gravité n'est pas très précise et dépend de la connaissance des paramètres globaux de la voie. Elle a également le défaut de reporter intégralement les écarts sur les parties imaginaires des impédances sur les parties réelles.

4.2.4 Conclusion

La méthode *DiagIter*, qui effectue le diagnostic du CdV de façon itérative, en exploitant une approche à base de modèle, a montré des résultats encourageants. Sur des signaux simulés, parfaitement connus (y compris les paramètres de la voie), ses performances concernant la détection et la localisation d'un défaut de condensateur dans un CdV sont satisfaisantes.

Elle permet en plus d'estimer la gravité des défauts, mais ceci est délicat, en particulier pour des défauts intermédiaires (ni trop faibles, ni trop graves).

Un autre intérêt de cette méthode est que, comme elle traite tous les condensateurs, il est possible de détecter plusieurs défauts sur le CdV. Par contre, il convient d'être prudent sur l'interprétation des résultats, car certains défauts détectés peuvent s'avérer être des fausses alarmes, notamment lorsqu'ils se situent près d'un défaut effectivement présent. En effet, si la résistance série d'un condensateur est mal estimée, cette erreur se reporte sur la cellule suivante, dont l'évaluation est alors biaisée par un mauvais réglage de son générateur d'entrée équivalent.

Sur des signaux réels, la détection et la localisation des défauts est aussi très efficace. En revanche, il n'est pas toujours aisé d'estimer la catégorie de défauts. Ceci est principalement dû au fait que, outre que les signaux de mesure sont bruités, la méthode est extrêmement sensible à la bonne estimation des paramètres physiques de la voie, principalement λ_{Z_c} . Or la technique heuristique utilisée jusqu'à présent n'est pas assez performante. D'une part, il nous a paru intéressant d'intégrer l'imprécision sur ce paramètre dans l'approche du diagnostic par modèle physique, comme nous allons le montrer à la fin du chapitre 5. D'autre part, pour s'affranchir du modèle physique du CdV, on propose de développer une méthode de diagnostic basée sur une approche reconnaissance des formes, que l'on va décrire également dans le chapitre suivant.

Chapitre 5

Diagnostic basé sur la Reconnaissance des Formes et la fusion de données

Sommaire

5.1	Formalisation du problème	94
5.1.1	Notations utilisées	94
5.1.2	Paramétrisation des signaux de mesure	95
5.2	Approche globale : détection et localisation de défaut par régression	98
5.2.1	Principe et architecture du système de diagnostic	98
5.2.2	Application au CdV et résultats	99
5.3	Approche locale : détection et localisation de défaut par fusion de données	101
5.3.1	Principe	101
5.3.2	Construction des classifieurs	102
5.3.2.1	Paramètres d'entrée	102
5.3.2.2	Codage des sorties	103
5.3.2.3	Classifieurs	104
5.3.3	Fusion des sorties des classifieurs	104
5.3.3.1	Formalisme	104
5.3.3.2	Représentation de l'information : construction des jeux de masses	104
5.3.3.3	Combinaison	105
5.3.3.4	Décision	108
5.3.4	Application au CdV	108
5.3.4.1	Paramètres d'entrée	108
5.3.4.2	Codage des sorties	109
5.3.4.3	Construction des classifieurs	110
5.3.4.4	Résultats de la fusion en simulation	110
5.3.4.5	Résultats sur des signaux réels	112
5.3.5	Conclusion sur la méthode proposée	113
5.4	Diagnostic par fusion des deux approches de diagnostic . .	114
5.4.1	Principe de la solution proposée	114

5.4.2	Propagation d'erreur	115
5.4.3	Représentation de l'information fournie par les deux méthodes de diagnostic	116
5.4.3.1	Jeux de masses issus de DiagIter	116
5.4.3.2	Jeu de masses issus de DiagFus	118
5.4.4	Nouveau cadre de discernement	119
5.4.5	Combinaison	121
5.4.6	Décision	123
5.4.7	Résultats	123
5.4.7.1	Détection et localisation du second défaut	123
5.4.7.2	Détection du premier défaut	125
5.4.7.3	Gravité des défauts	125
5.4.8	Conclusion sur la méthode proposée	126
5.5	Conclusion	126

Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons développé une méthode de diagnostic basée sur un modèle analytique du CdV. Celle-ci a montré des résultats prometteurs en matière de détection de défaut, mais la quantification s'est heurtée à une difficulté majeure. En effet, la méthode de diagnostic par modèle itératif est extrêmement sensible à la bonne estimation d'un paramètre physique du CdV (λ_{Z_c}) lié à la voie et utilisé dans le modèle mathématique permettant de simuler les courants I_{cc} . Il pourrait donc être intéressant de travailler avec d'autres techniques de diagnostic, ne nécessitant pas de modèle physique du système. C'est pourquoi nous proposons à présent d'utiliser une approche externe. Comme on l'a vu dans le chapitre 2, les réseaux de neurones sont particulièrement bien adaptés à ce type de diagnostic. Nous les mettrons donc en œuvre dans le cadre de notre application. Nous aborderons dans un premier temps les problèmes de détection et de localisation des défauts. Nous présenterons tout d'abord une solution globale à notre problème, que nous améliorerons en faisant appel à la fusion de décision. Nous expliquerons ensuite comment quantifier les défauts détectés, en fusionnant cette fois les résultats des différentes approches de diagnostic développées. Ces méthodes seront testées et évaluées d'une part sur une base de signaux simulés, et d'autre part sur des signaux réels.

5.1 Formalisation du problème

5.1.1 Notations utilisées

On se place dans le cadre général où on étudie un système Σ composé de N sous-systèmes S_1, \dots, S_N organisés spatialement sur un axe orienté. Ces sous-systèmes sont tels que leurs signatures respectives notées I_1, \dots, I_N , provenant de mesures d'inspection, sont liées : l'allure de I_i dépend de l'état des sous-systèmes S_1, \dots, S_{i-1} , situés en amont. En revanche, l'état des sous-systèmes S_{i+1}, \dots, S_N , en aval, n'a aucune influence sur I_i (voir figure 5.1).

Ce type de système est présent dans beaucoup de domaines d'ingénierie où des sous-systèmes se retrouvent placés en cascade le long d'un parcours décrit par un courant électrique, un fluide caloporteur, des eaux pluviales, un trafic routier, ... Pour notre

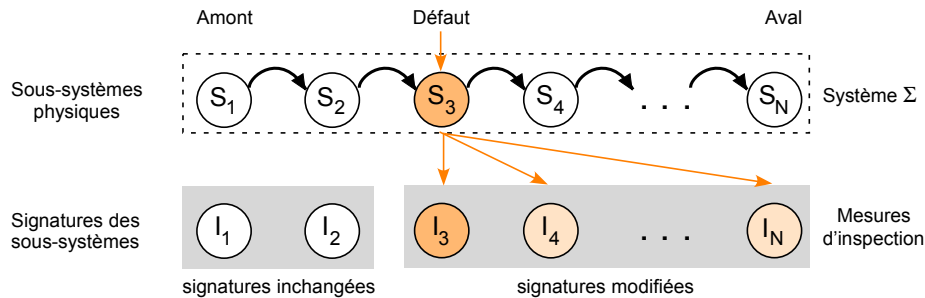


FIG. 5.1 – Décomposition d’un système en sous-systèmes dont la signature est liée spatialement aux autres.

application, si on découpe le CdV en sous-systèmes matérialisés par les cellules de compensation, ceci signifie que l’état de la cellule numéro i influence l’allure du signal I_{cc} sur les seules cellules $i + 1, \dots, N$.

Les outils de diagnostic basés sur la reconnaissance des formes et présentés dans ce chapitre seront développés en tenant compte de cette dépendance spatiale, au niveau même de leur structure.

5.1.2 Paramétrisation des signaux de mesure

Les méthodes de diagnostic par reconnaissance des formes nécessitent l’utilisation d’une base de signaux étiquetés, pour pouvoir procéder à la phase d’apprentissage (voir chapitre 3). Comme on ne dispose pas d’une variété et d’un nombre suffisants de signaux réels étiquetés, on utilisera la base d’apprentissage formée à partir de la base $I_{cc_{simu}}$ décrite dans le chapitre 4.

La première étape consiste à définir l’espace de représentation de ces signaux, dont le choix est primordial pour la qualité du système de diagnostic. Les paramètres retenus doivent décrire au mieux les signaux tout en étant suffisamment discriminants pour différencier les défauts (défaut sur condensateur $n^{\circ}1, \dots, \text{défaut sur condensateur } n^{\circ}N$). En même temps, leur nombre doit être assez restreint pour ne pas rendre la tâche d’apprentissage trop complexe, en évitant le problème de « malédiction de dimension » (curse of dimensionality) [Bis97].

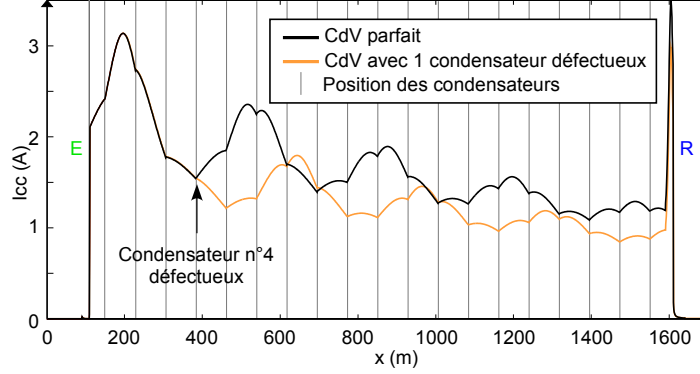
Généralement, les premiers choix concernant l’espace de représentation reposent sur une expertise du système. C’est pourquoi nous partons de l’observation de la figure 5.2.

Nous constatons deux faits :

- Premièrement, entre 2 condensateurs de compensation successifs (c’est-à-dire sur une cellule de compensation), le signal I_{cc} a une allure caractéristique, concave. On appellera ces portions de signal « chaînettes »¹.
- Deuxièmement, lorsqu’un défaut apparaît sur un condensateur, le signal I_{cc} correspondant est entièrement modifié en aval du défaut, jusqu’au récepteur, et reste inchangé en amont.

La forme d’une chaînette est fonction de sa position dans le CdV, mais elle est aussi

¹La chaînette n’est pas prise ici au sens mathématique du terme.


 FIG. 5.2 – Influence d'un défaut de condensateur sur le signal I_{cc} (simulation).

grandement influencée par les défauts situés en amont. Nous retenons donc l'idée d'une modélisation simple de chaque chaînette par un modèle externe local dont les paramètres fourniront directement des axes de représentation de notre système. Pour cela, on approche les chaînettes par des polynômes du second degré, en considérant le signal I_{cc} non pas dans son ensemble, mais cellule de compensation par cellule de compensation (figure 5.3) :

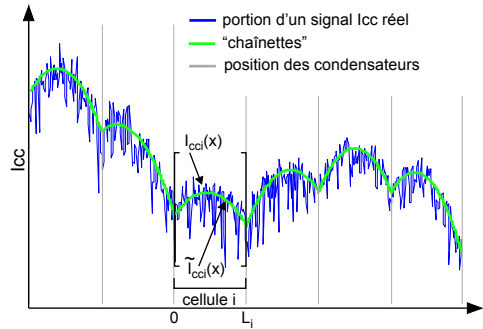
$$\tilde{I}_{cc_i}(x) = a_i x^2 + b_i x + c_i, \quad i = 1, \dots, N \quad (5.1)$$

où \tilde{I}_{cc_i} est la chaînette correspondant à la cellule numéro i ,

N est le nombre de cellules de compensation du CdV,

x varie de 0 à L_i , où L_i est la longueur de la cellule numéro i ,

a_i, b_i, c_i sont les coefficients du polynômes approchant la chaînette numéro i .


 FIG. 5.3 – Illustration de la forme particulière du signal I_{cc} sur une cellule.

L'estimation des coefficients a_i, b_i, c_i se fait par minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre le signal réel sur la cellule de compensation considérée (I_{cc_i}) et le polynôme approchant la chaînette correspondante :

$$(a_i, b_i, c_i) = \min_{a'_i, b'_i, c'_i} \frac{1}{L_i} \int_0^{L_i} [e_i(a'_i, b'_i, c'_i, x)]^2 dx, \quad (5.2)$$

avec

$$e_i(a'_i, b'_i, c'_i, x) = I_{cc_i}(x) - (a'_i x^2 + b'_i x + c'_i).$$

Cependant, on a vu au chapitre 4 que le bruit sur les signaux I_{cc} n'est pas centré. Par conséquent, l'approximation du signal « utile » comportera un biais systématique négatif qui viendra corrompre l'estimée c_i . Pour éviter ce problème, on pénalisera l'écart e_i selon son signe, de manière à compenser la valeur moyenne du bruit. Si l'on reprend le modèle de bruit proposé au chapitre 4 (distribution de Gumbel, cas particulier d'une distribution « extreme value »), cela revient à rechercher un coefficient d'affaiblissement λ des réalisations négatives du bruit vérifiant :

$$\int_{-\infty}^0 \lambda x \mathcal{D}(x) dx + \int_0^{+\infty} x \mathcal{D}(x) dx = 0. \quad (5.3)$$

L'annexe H établit l'expression de λ qui vérifie l'équation 5.3 :

$$\lambda = \frac{EI}{EI + \gamma}, \quad (5.4)$$

où $EI = \int_1^{+\infty} \frac{e^{-t}}{t} dt$ et γ est la constante d'Euler. Numériquement, $\lambda = 0.27$.

La procédure de minimisation ainsi appliquée peut être rapprochée d'une version quadratique de la régression quantile [Koe78]. La fonction de pénalisation de l'erreur e_i est illustrée figure 5.4.

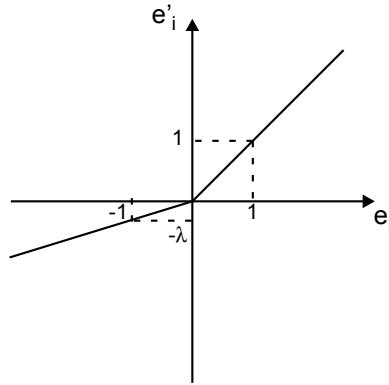


FIG. 5.4 – Fonction de pénalisation de l'erreur e_i .

Finalement,

$$(a_i, b_i, c_i) = \min_{a'_i, b'_i, c'_i} \frac{1}{L_i} \int_0^{L_i} [e'_i(a'_i, b'_i, c'_i, x)]^2 dx. \quad (5.5)$$

La solution est obtenue par une procédure d'optimisation sous contrainte, en utilisant un algorithme de programmation quadratique séquentielle (SQP) [Fle87]. Deux contraintes ont été introduites de sorte à assurer la continuité du signal \tilde{I}_{cc} (contrainte sur c_i), et à respecter la concavité des chaînettes (contrainte sur a_i) :

$$\begin{aligned} c_i &= a_{i-1} L_{i-1}^2 + b_{i-1} L_{i-1} + c_{i-1}, \\ a_i &< 0. \end{aligned} \quad (5.6)$$

Au final, on obtient, pour la portion de signal sur chaque cellule de compensation, 3 coefficients a_i, b_i, c_i (figure 5.5). Si on considère un CdV ayant N cellules, on pourra donc décrire le signal I_{cc} correspondant dans un espace de représentation de dimension $3N$ (égale à 57 pour la base $I_{cc_{simu}}$).

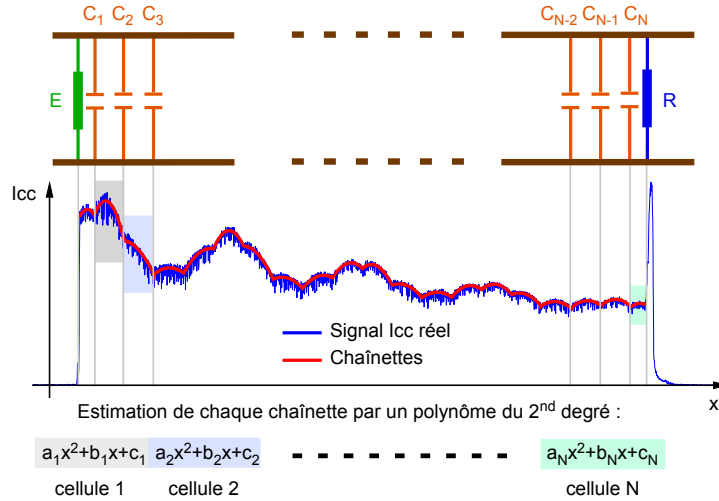


FIG. 5.5 – Définition de l'espace de représentation.

5.2 Approche globale : détection et localisation de défaut par régression

5.2.1 Principe et architecture du système de diagnostic

On revient à notre objectif, qui est de détecter si l'un des sous-systèmes S_1, \dots, S_N constituant le système Σ est défectueux, uniquement à partir de l'étude de leurs signatures I_1, \dots, I_N . Dans le cas où un défaut est détecté, le sous-système défectueux doit en plus être localisé. Par conséquent, il ne s'agit pas d'un simple problème de discrimination entre signaux d'une classe « sans défaut » et signaux d'une classe « avec défaut ». Dans un premier temps, on propose d'utiliser une approche externe, et plus particulièrement des réseaux de neurones. Deux solutions assez intuitives peuvent répondre au problème posé :

1. On construit un réseau de neurones à N sorties, où N est le nombre de sous-systèmes constituant le système Σ . Chaque neurone de sortie correspond à un sous-système, et répond 0 s'il est sans défaut, 1 dans le cas contraire. L'inconvénient de cette méthode, basée sur la classification, est qu'elle peut nécessiter un nombre de sorties très important, et variable en fonction de la taille de Σ , ce qui rend l'apprentissage difficile.
2. On estime la position du défaut, comme une fonction des paramètres d'entrée d'un réseau de neurones. Il s'agit dans ce cas d'un problème de régression à valeurs entières, qui exploite la propriété d'approximateur universel des perceptrons multicouches [Hor89]. Ceci permet d'obtenir simultanément une information sur

la présence du défaut et sur sa position. C'est cette solution que l'on retient. Son schéma de principe est illustré figure 5.6.

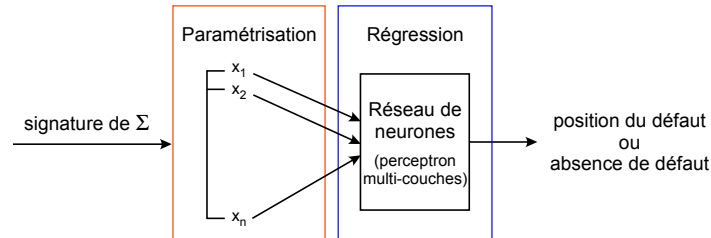


FIG. 5.6 – Principe de la méthode globale de diagnostic basée sur la régression.

Plusieurs étapes sont nécessaires à l'élaboration du système de diagnostic :

- définition de l'espace de représentation : à partir des signatures I_1, \dots, I_N des sous-systèmes, on extrait des paramètres à retenir comme entrées du réseau de neurones (avec éventuellement une réduction de dimension),
- choix de l'architecture du réseau de neurones : nombre de neurones dans la couche cachée, fonctions d'activation, . . . ,
- apprentissage de la fonction de régression : calcul des différents poids à partir de la base d'apprentissage,
- évaluation de la méthode sur une base de test.

D'après [Hor89], un perceptron multicouche est un approximateur universel s'il comporte une couche cachée dont tous les neurones ont la même fonction d'activation non linéaire, et un neurone de sortie de fonction d'activation linéaire. Ceci fixe l'architecture générale du réseau de neurones à utiliser (perceptron multicouche à une couche cachée), ainsi que la fonction d'activation du neurone de sortie (voir figure 5.7).

La sortie P du réseau de neurones est la position du sous-système défectueux. C'est un entier à valeur dans $[1, \dots, N]$. Par convention, si un système Σ n'a aucun défaut, la sortie correspondante est codée à $N + 1$.

Pour l'apprentissage, on utilisera l'algorithme de rétropropagation du gradient sur une base d'apprentissage, et le critère d'arrêt sera évalué sur une base de validation. Il reste à définir le nombre de neurones dans la couche cachée, ainsi que leur fonction d'activation. Ce choix est entièrement lié à l'application, mais il peut être effectué en testant différentes architectures de réseaux.

5.2.2 Application au CdV et résultats

On applique la méthode décrite ci-dessus au CdV. Pour cela, on utilise la base I_{ccsimu} , paramétrée par les coefficients $a_1, b_1, c_1, \dots, a_N, b_N, c_N$. Ces paramètres constituent les entrées du perceptron multicouche. Pour réaliser l'apprentissage du réseau de neurones, la base I_{ccsimu} est scindée en deux : 75 % des signaux forment l'ensemble d'apprentissage, et 25 % l'ensemble de validation. On veille à ce que la proportion initiale de signaux avec défaut et de signaux sans défaut soit respectée. Pour déterminer le nombre optimal de neurones dans la couche cachée, on part d'un réseau à 3 neurones cachés, dont on augmente peu à peu la complexité pour affiner le modèle. On teste les fonctions d'acti-

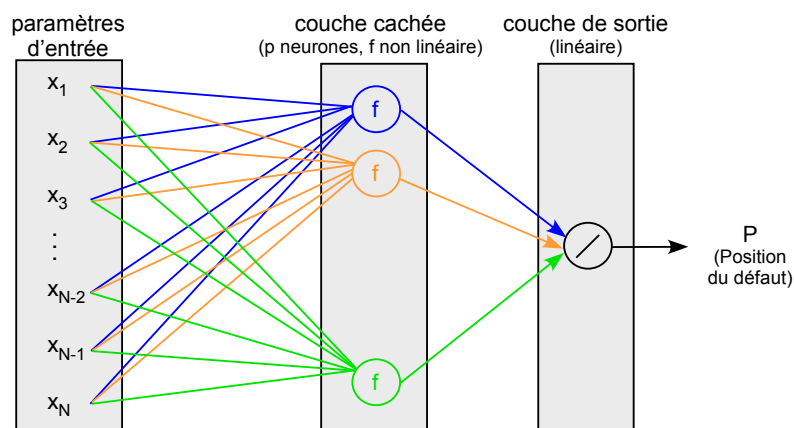


FIG. 5.7 – Estimation de la position d'un condensateur défectueux à l'aide d'un perceptron multicouche.

vations sigmoïde et tangente hyperbolique pour la couche cachée, le neurone de sortie étant à fonction d'activation linéaire.

Les différents réseaux ainsi construits sont ensuite testés sur la base I_{cctest} . Les performances des différentes configurations sont évaluées, à partir des critères suivants : taux de bonne détection, taux de bonne localisation, taux de non détection et taux de fausse alarme, tels que ceux qui ont été utilisés pour tester la méthode *DiagIt*. Les résultats obtenus, moyennés sur 50 apprentissages, sont présentés dans le tableau 5.1 (les résultats complets sont en annexe I). Les sorties du réseau de neurones ont été arrondies à l'entier le plus proche, pour pouvoir les comparer aux valeurs réelles des défauts des signaux de la base de test.

Fonction d'activation	Neurones cachés	$t_{BD}(\%)$	$t_{BL}(\%)$	$t_{ND}(\%)$	$t_{FA}(\%)$
Sigmoïde	5	84.74	36.62	1.13	100
	8	84.71	56.12	1.17	100
	15	84.66	52.97	1.23	100
Tangente hyperbolique	5	84.56	34.88	1.35	100
	8	84.66	47.02	1.23	100
	15	84.15	55.62	1.82	100

TAB. 5.1 – Résultats de la méthode de régression.

On constate que, pour ce qui est des bonnes détections et des non détections, toutes les configurations sont à peu près équivalentes, avec des résultats satisfaisants. Cependant, le taux de bonne localisation est généralement assez faible. En effet, le meilleur résultat, obtenu pour un réseau à 8 neurones cachés, de fonction d'activation sigmoïde, n'est que de 56.12 %. Plus grave encore, le taux de fausse alarme est systématiquement de 100 %. Si on étudie de plus près ces résultats, sur la configuration évoquée précédemment, on remarque que dans 84 % des cas, la position estimée est $P = 19$, c'est-à-dire la dernière position. Ceci est assez logique, puisque l'absence de défaut est codée à 20. En fait, ce

mauvais résultat est dû à l'imprécision de la fonction de régression. La même raison peut être invoquée pour expliquer le faible taux de bonne localisation.

5.3 Approche locale : détection et localisation de défaut par fusion de données

5.3.1 Principe

Face aux mauvais résultats de la méthode de régression, on propose une nouvelle approche de diagnostic, cette fois-ci locale. On propose de travailler non plus avec la signature du système global, mais avec les signatures I_1, \dots, I_N des sous-systèmes, étudiées « séparément ». Au lieu de prendre une seule décision sur l'ensemble du système, on prend N décisions, chacune utilisant une partie de ces signatures. Ceci nécessite la construction de N classifieurs, renseignant sur la présence d'un défaut relativement au sous-système considéré (voir figure 5.8). Cette fois, les réseaux de neurones seront utilisés comme outils de classification.

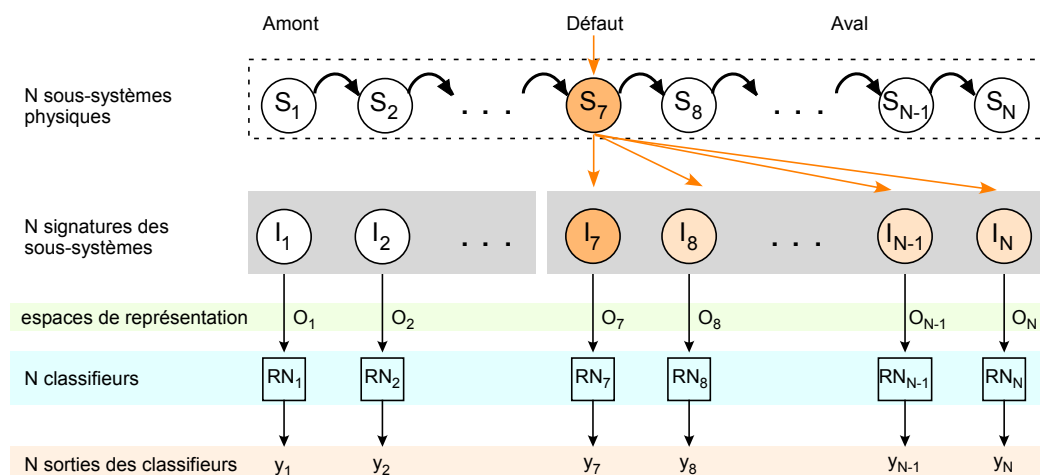


FIG. 5.8 – Principe de l'approche locale du diagnostic.

On s'aperçoit rapidement que ce type d'approche dégradera inmanquablement les résultats dans le cas (probable) où plusieurs classifieurs présenteraient des sorties à 1. Quelle décision prendre dans ces cas de conflit ?

Dans le contexte où les classifieurs fournissent des données imprécises, la fusion d'informations peut être intéressante : on propose de fusionner les sorties de tous les classifieurs $RN_i, i=1, \dots, N$, pour prendre une décision globale sur la position du défaut dans le système. Cette fois encore, on traite en même temps la détection et la localisation du défaut. Ce principe est illustré figure 5.9.

- La conception de cette méthode, qu'on appellera *DiagFus*, comporte 3 étapes-clés :
- La construction des classifieurs, à l'aide de réseaux de neurones. Pour cela, il faudra d'abord définir pour chacun d'eux les paramètres d'entrées (espaces de représentation), le codage des sorties, et l'architecture du réseau.
 - La fusion des décisions provenant des classifieurs : d'après le chapitre 2, la théorie des fonctions de croyance offre le cadre le plus souple et le plus complet pour

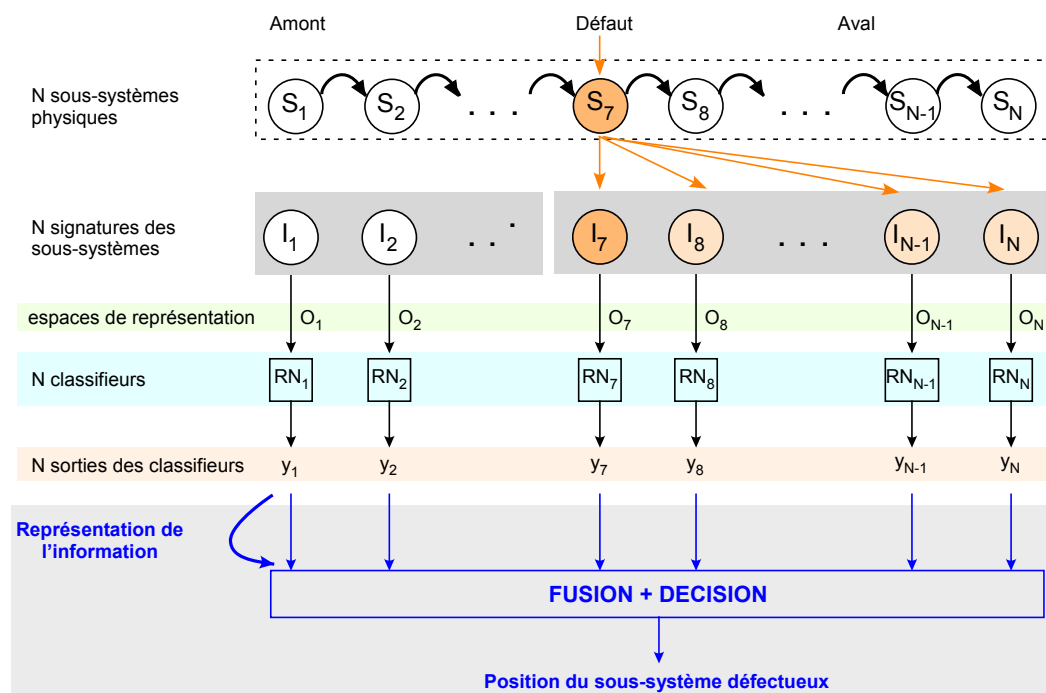


FIG. 5.9 – Principe de la méthode de diagnostic basée sur la fusion de décisions.

représenter des données imprécises. On utilisera donc ce formalisme pour décrire et combiner les informations provenant des RN_i .

- La prise de décision, pour déterminer la position du défaut.

Nous détaillerons chacune de ces étapes, puis nous présenterons les résultats obtenus sur une base de signaux simulés, et sur des signaux réels.

5.3.2 Construction des classifieurs

5.3.2.1 Paramètres d'entrée

Chaque classifieur RN_i renseigne sur l'état du sous-système S_i correspondant. Par conséquent, l'espace de représentation utilisé pour l'apprentissage de RN_i doit comporter les paramètres décrivant la signature de S_i . Cependant, ces paramètres seuls ne suffisent pas à prendre une décision sur l'état de S_i , car l'allure de sa signature dépend également de l'état de tous les sous-systèmes qui le précèdent (S_1, \dots, S_{i-1}). Donc pour RN_i , on utilisera comme paramètres d'entrée les paramètres décrivant non seulement la signature de S_i , mais aussi les signatures des sous-systèmes S_1, \dots, S_{i-1} situés en amont. Ainsi, si on note O_1, \dots, O_N les espaces de représentation utilisés respectivement pour RN_1, \dots, RN_N , on a :

$$O_1 \subset O_2 \subset \dots \subset O_N.$$

Les espaces de représentation des classifieurs 1 à N sont emboîtés. Cette propriété présente en outre l'avantage d'être modulable, dans la mesure où pour un système plus long, où le nombre de sous-systèmes est plus important, on ajoute le nombre de classifieurs nécessaires sans remettre en cause les classifieurs des sous-systèmes précédents.

5.3.2.2 Codage des sorties

On peut aborder le problème du codage des sorties de différentes manières. La première, naturelle, consiste à coder à 0 les sorties correspondant aux sous-systèmes sans défaut, et à 1 celles correspondant à un sous-système défectueux :

Codage « naturel »

$y_i = 1$ si le sous-système i comporte un défaut,
 $y_i = 0$ si le sous-système i ne comporte pas de défaut.

(5.7)

L'inconvénient est que ce codage ne tient pas compte du fait que la signature du sous-système i dépend de l'état des sous-systèmes S_1, \dots, S_{i-1} situés en amont. Ainsi, si un défaut existe sur le sous-système k , les signatures correspondant à S_{k+1}, \dots, S_N n'auront pas une allure « normale », et pourtant les sorties les concernant seront codées à 0. Ceci risque de poser des difficultés lors de la phase d'apprentissage des réseaux de neurones. C'est pourquoi on choisit d'utiliser un autre type de codage, dit thermométrique (ou distribué) [Lor92], [Mul99], [Fes02] : si un défaut est présent sur le sous-système k , non seulement la sortie k est codée à 1, mais aussi les suivantes, jusqu'à la sortie N . En revanche, pour tous les sous-systèmes en amont du défaut, les sorties correspondantes sont codées à 0. Ce codage renseigne sur la zone où se situe le défaut par rapport au sous-système considéré :

Codage thermométrique

$y_i = 1$ si le sous-système i comporte un défaut
 ou s'il se situe en aval du sous-système défectueux,
 $y_i = 0$ si le sous-système i se situe strictement en amont du sous-système défectueux.

(5.8)

La figure 5.10 illustre les 2 types de codages possibles. Par la suite, on ne retiendra que le codage thermométrique, car il tient davantage compte des dépendances spatiales des sous-systèmes [Deb06].

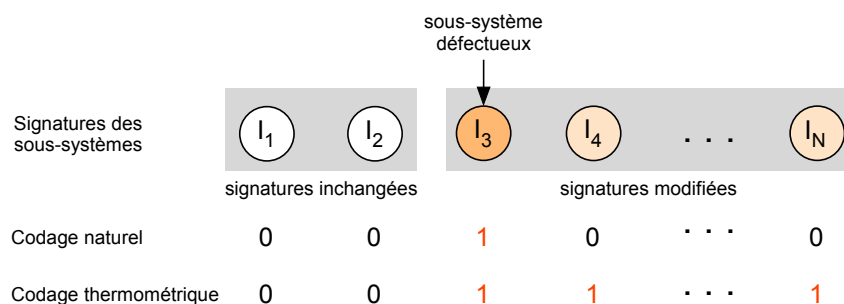


FIG. 5.10 – Différents types de codage : naturel et thermométrique.

5.3.2.3 Classifieurs

Pour construire les classifieurs, on utilise des perceptrons multicouches. On choisit l'architecture suivante :

- une seule couche cachée, dont tous les neurones ont la même fonction d'activation non linéaire ;
- un neurone de sortie, de fonction d'activation sigmoïde, générant une probabilité *a posteriori* d'appartenance à la classe « défaut » [Dre04].

On notera que la base d'apprentissage doit être étiquetée en deux classes (défaut et non défaut), et que cette approche ne permet pas l'estimation de la valeur du défaut.

Le nombre de neurones cachés sera déterminé en testant différentes architectures de réseaux (nombre de neurones cachés différents). La figure 5.11 illustre l'architecture du classifieur RN_i .

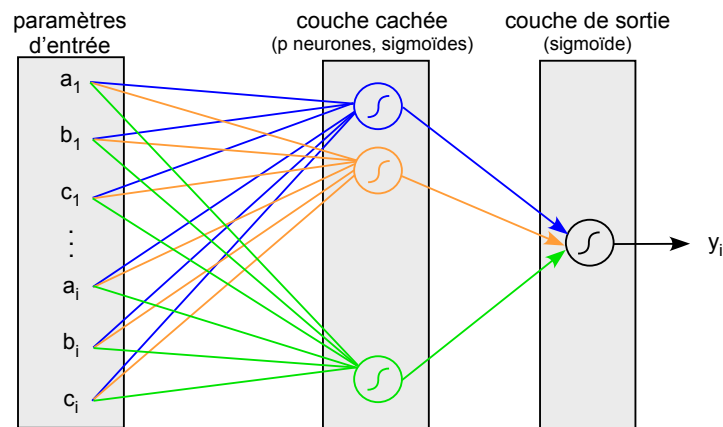


FIG. 5.11 – Classifieur pour la cellule numéro i .

5.3.3 Fusion des sorties des classifieurs

5.3.3.1 Formalisme

La fusion s'opère dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance. On s'intéresse à la position du sous-système S_i défectueux dans le système Σ . Celle-ci est notée y , et elle est à valeur dans le cadre de discernement $\mathcal{Y} = \{1, 2, \dots, N, N + 1\}$. \mathcal{Y} contient toutes les positions possibles du défaut, pour un système comportant N sous-systèmes. Si aucun sous-système n'est défectueux, on fixe par convention $y = N + 1$. Chaque classifieur est une source d'information, qui renseigne sur la valeur prise par y .

Dans toute la suite, on interprète les sorties y_i des classifieurs comme des probabilités.

5.3.3.2 Représentation de l'information : construction des jeux de masses

La première étape de la fusion consiste à modéliser l'information fournie par chacune des sources RN_i . Il s'agit donc de construire les jeux de masses à partir des réponses

des RN_i , en déterminant les éléments focaux et les masses qui leur sont associées. En tenant compte du formalisme adopté, la masse de croyance attribuée par le classifieur RN_i à l'hypothèse $y \in A$, $A \subseteq \mathcal{Y}$, est notée $m_i^{\mathcal{Y}}(A)$. A est un élément focal de $m_i^{\mathcal{Y}}$.

On rappelle le codage thermométrique utilisé pour l'apprentissage des classifieurs : soient y la position du sous-système défectueux, et y_{i_c} la sortie cible du $i^{\text{ème}}$ classifieur, on a :

$$\begin{cases} y_{i_c} = 1 & \iff y \leq i \\ y_{i_c} = 0 & \iff y > i. \end{cases} \quad (5.9)$$

Etant donnée l'architecture des RN_i , y_i est interprétable comme la probabilité *a posteriori* d'avoir $y \leq i$. Chaque classifieur fournit ainsi une information sur les hypothèses $y \in \{1, \dots, i\}$ et $y \in \{i + 1, \dots, N + 1\}$. Par conséquent, les éléments focaux sont les ensembles $\{1, \dots, i\}$ et $\{i + 1, \dots, N + 1\}$. Pour définir les masses, on considère deux cas :

- sans affaiblissement, si tous les RN_i sont fiables,
- avec affaiblissement, si certains RN_i sont moins fiables que d'autres. Dans ce cas, on attribue un coefficient d'affaiblissement α_i à chaque classifieur. α_i est un nombre réel à valeur dans $[0, 1]$. Plus α_i est proche de 1, plus le classifieur est fiable. Les α_i peuvent être fixés de façon arbitraire, suivant le degré de fiabilité que l'on accorde à chaque classifieur. Ils peuvent aussi être calculés par apprentissage [Elo04].

Les jeux de masses sont définis par les équations 5.10 et 5.11.

Cas sans affaiblissement

Les masses issues du classifieur i dans le cas **sans affaiblissement** sont :

$$\begin{cases} m_i^{\mathcal{Y}}(\{1, \dots, i\}) & = y_i \\ m_i^{\mathcal{Y}}(\{i + 1, \dots, N + 1\}) & = 1 - y_i \end{cases} \quad (5.10)$$

Cas avec affaiblissement

Les masses issues du classifieur i dans le cas **avec affaiblissement** sont :

$$\begin{cases} m_i^{\mathcal{Y}}(\{1, \dots, i\}) & = \alpha_i y_i \\ m_i^{\mathcal{Y}}(\{i + 1, \dots, N + 1\}) & = \alpha_i (1 - y_i) \\ m_i^{\mathcal{Y}}(\mathcal{Y}) & = 1 - \alpha_i \end{cases} \quad (5.11)$$

5.3.3.3 Combinaison

Cas sans affaiblissement

En combinant les fonctions de masse issues des N classifieurs suivant la règle de combinaison conjonctive, on obtient les masses suivantes :

Formules de fusion dans le cas **sans affaiblissement** :

$$\begin{aligned}
 m^{\mathcal{Y}}(\{1\}) &= \prod_{k=1}^N y_k \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{i\}) &= \prod_{j=1}^{i-1} (1 - y_j) \prod_{k=i}^N y_k \quad \text{pour } i = 2, \dots, N \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{N+1\}) &= \prod_{k=1}^N (1 - y_k) \\
 m^{\mathcal{Y}}(\emptyset) &= 1 - \sum_{k=1}^{N+1} m^{\mathcal{Y}}(\{k\})
 \end{aligned} \tag{5.12}$$

Exemple : pour un système Σ contenant $N = 3$ sous-systèmes S_1 , S_2 , et S_3 , les fonctions de masses issues des classifieurs sont :

$$\begin{aligned}
 m_1^{\mathcal{Y}}(\{1\}) &= y_1 \\
 m_1^{\mathcal{Y}}(\{2, 3, 4\}) &= 1 - y_1 \\
 \\
 m_2^{\mathcal{Y}}(\{1, 2\}) &= y_2 \\
 m_2^{\mathcal{Y}}(\{3, 4\}) &= 1 - y_2 \\
 \\
 m_3^{\mathcal{Y}}(\{1, 2, 3\}) &= y_3 \\
 m_3^{\mathcal{Y}}(\{4\}) &= 1 - y_3
 \end{aligned}$$

La combinaison conjonctive de ces masses fournit les résultats suivants (voir annexe J) :

$$\begin{aligned}
 m^{\mathcal{Y}}(\{1\}) &= y_1 y_2 y_3 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{2\}) &= (1 - y_1) y_2 y_3 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{3\}) &= (1 - y_1)(1 - y_2) y_3 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{4\}) &= (1 - y_1)(1 - y_2)(1 - y_3) \\
 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\emptyset) &= 1 - \sum_{i=1}^{N+1} m^{\mathcal{Y}}(\{i\})
 \end{aligned}$$

Cas avec affaiblissement

En utilisant la règle de combinaison conjonctive, on obtient les fonctions de masses suivantes :

Formules de fusion dans le cas **avec affaiblissement** :

$$\begin{aligned}
 m^{\mathcal{Y}}(\{1\}) &= \alpha_1 y_1 \prod_{j=2}^N [\alpha_j y_j + (1 - \alpha_j)] \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{2\}) &= \alpha_2 y_2 \alpha_1 (1 - y_1) \prod_{j=3}^N [\alpha_j y_j + (1 - \alpha_j)] \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{i\}) &= \alpha_i y_i \alpha_{i-1} (1 - y_{i-1}) \prod_{j=i+1}^N [\alpha_j y_j + (1 - \alpha_j)] \\
 &\quad \prod_{k=1}^{i-2} [\alpha_k (1 - y_k) + (1 - \alpha_k)], \quad \forall i = 3, \dots, N \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{N+1\}) &= \alpha_N (1 - y_N) \prod_{j=1}^{N-1} [\alpha_j (1 - y_j) + (1 - \alpha_j)] \\
 m^{\mathcal{Y}}(A_{ij}) &= \alpha_{i-1} (1 - y_{i-1}) \alpha_j y_j \prod_{m=i}^{j-1} (1 - \alpha_m) \prod_{k=j+1}^N [(1 - \alpha_j) + \alpha_k y_k] \\
 &\quad \prod_{l=1}^{i-2} [\alpha_l (1 - y_l) + (1 - \alpha_l)] \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{\mathcal{Y}\}) &= \prod_{i=1}^N (1 - \alpha_i) \\
 m^{\mathcal{Y}}(\emptyset) &= \text{Complément à 1,}
 \end{aligned} \tag{5.13}$$

avec $A_{ij} \in \mathbb{N}_{N+1}^*$, $1 < \text{card}(A_{ij}) < (N+1)$. i et j désignent respectivement les bornes inférieure et supérieure de A_{ij} .

Exemple : on reprend l'exemple précédent. Les masses deviennent :

$$\begin{aligned}
 m_1^{\mathcal{Y}}(\{1\}) &= \alpha_1 y_1 \\
 m_1^{\mathcal{Y}}(\{2, 3, 4\}) &= \alpha_1 (1 - y_1) \\
 m_1^{\mathcal{Y}}(\{1, 2, 3, 4\}) &= 1 - \alpha_1 \\
 \\
 m_2^{\mathcal{Y}}(\{1, 2\}) &= \alpha_2 y_2 \\
 m_2^{\mathcal{Y}}(\{3, 4\}) &= \alpha_2 (1 - y_2) \\
 m_2^{\mathcal{Y}}(\{1, 2, 3, 4\}) &= 1 - \alpha_2 \\
 \\
 m_3^{\mathcal{Y}}(\{1, 2, 3\}) &= \alpha_3 y_3 \\
 m_3^{\mathcal{Y}}(\{4\}) &= \alpha_3 (1 - y_3) \\
 m_3^{\mathcal{Y}}(\{1, 2, 3, 4\}) &= 1 - \alpha_3
 \end{aligned}$$

Les éléments focaux et les masses obtenus après combinaison sont (voir annexe J) :

$$m^{\mathcal{Y}}(\{1\}) = \alpha_1 y_1 \alpha_2 y_2 \alpha_3 y_3 + \alpha_1 y_1 (1 - \alpha_2) \alpha_3 y_3$$

$$\begin{aligned}
 m^{\mathcal{Y}}(\{2\}) &= +\alpha_1 y_1 \alpha_2 y_2 (1 - \alpha_3) + \alpha_1 y_1 (1 - \alpha_2) (1 - \alpha_3) \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{3\}) &= \alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 y_2 \alpha_3 y_3 + \alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 y_2 (1 - \alpha_3) \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{4\}) &= \alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 (1 - y_2) \alpha_3 y_3 + (1 - \alpha_1) \alpha_2 (1 - y_2) \alpha_3 y_3 \\
 &= \alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 (1 - y_2) \alpha_3 (1 - y_3) + (1 - \alpha_1) \alpha_2 (1 - y_2) \alpha_3 (1 - y_3) \\
 &\quad + \alpha_1 (1 - y_1) (1 - \alpha_2) \alpha_3 (1 - y_3) + (1 - \alpha_1) (1 - \alpha_2) \alpha_3 (1 - y_3) \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{1, 2\}) &= (1 - \alpha_1) \alpha_2 y_2 \alpha_3 y_3 + (1 - \alpha_1) \alpha_2 y_2 (1 - \alpha_3) \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{2, 3\}) &= \alpha_1 (1 - y_1) (1 - \alpha_2) \alpha_3 y_3 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{3, 4\}) &= \alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 (1 - y_2) (1 - \alpha_3) + (1 - \alpha_1) \alpha_2 (1 - y_2) (1 - \alpha_3) \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{1, 2, 3\}) &= (1 - \alpha_1) (1 - \alpha_2) \alpha_3 y_3 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{2, 3, 4\}) &= \alpha_1 (1 - y_1) (1 - \alpha_2) (1 - \alpha_3) \\
 m^{\mathcal{Y}}(\mathcal{Y}) &= (1 - \alpha_1) (1 - \alpha_2) (1 - \alpha_3) \\
 m^{\mathcal{Y}}(\emptyset) &= \text{Complément à 1}
 \end{aligned}$$

5.3.3.4 Décision

A partir des fonctions de masse combinées, la décision est prise par calcul du maximum de probabilité pignistique de chaque élément focal :

$$\forall \omega \in \mathcal{Y}, \text{Bet}P(\omega) = \sum_{B \ni \omega} \frac{m(B)}{(1 - m(\emptyset)) |B|}, \quad (5.14)$$

où $|B|$ est le cardinal de B . En notant \hat{y} la position du défaut estimée après fusion,

$$\hat{y} = \arg \max_{i=1, \dots, N+1} \text{Bet}P(\{i\}) \quad (5.15)$$

On peut remarquer que dans le cas sans affaiblissement, les éléments focaux après combinaison étant des singletons, ce critère est équivalent aux critères du maximum de plausibilité et du maximum de crédibilité.

5.3.4 Application au CdV

5.3.4.1 Paramètres d'entrée

Pour choisir les paramètres à utiliser en entrée des classifieurs, on reprend les coefficients des polynômes du second degré décrivant les chaînettes (a_i, b_i, c_i avec $i = 1 \dots, N$). Comme chaque classifieur renseigne sur une cellule de compensation, la portion de signal à utiliser pour l'apprentissage du classifieur RN_i doit comporter la chaînette correspondant à la cellule i . Mais cette chaînette seule ne suffit pas à prendre une décision sur l'état du condensateur qui la compose, car son allure dépend également de l'état de tous les condensateurs qui la précèdent. Donc pour RN_i , on retiendra comme espace de représentation $O_i = \{a_1, b_1, c_1, \dots, a_i, b_i, c_i\}$ (figure 5.12).

On peut remarquer que les espaces de représentation sont emboîtés.

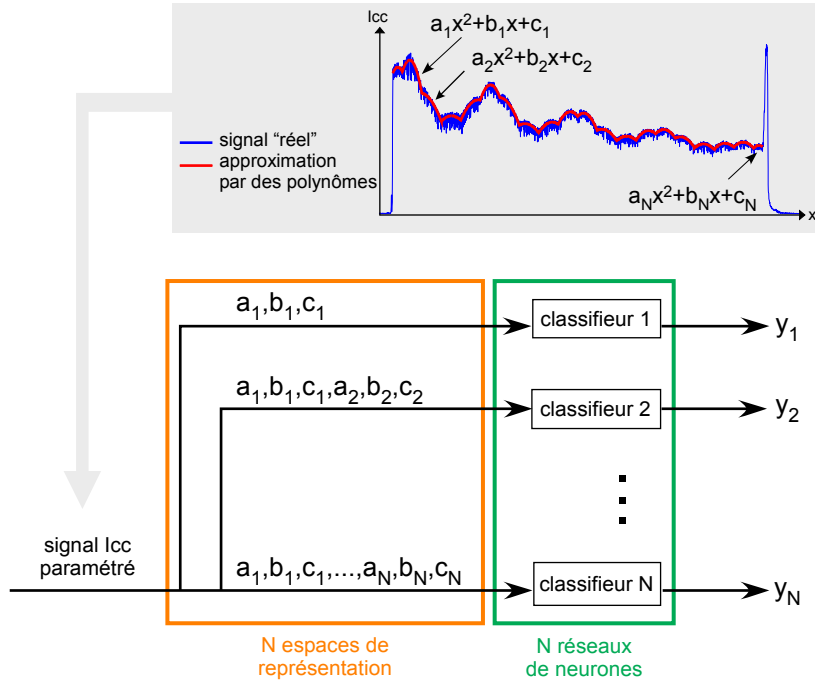


FIG. 5.12 – Espaces de représentation.

5.3.4.2 Codage des sorties

On applique le codage thermométrique au CdV, comme l'illustre la figure 5.13, et la valeur seuil de la résistance série à partir de laquelle on déclare le condensateur défectueux dans la base d'apprentissage a été fixée à 1Ω .

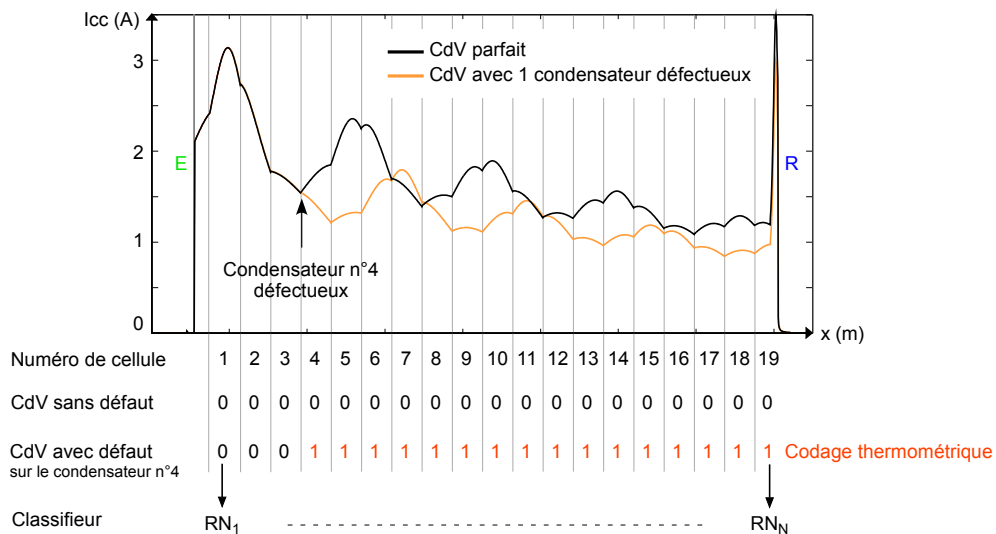


FIG. 5.13 – Codage thermométrique appliqué au CdV.

5.3.4.3 Construction des classifieurs

Comme dans le cas de la régression, les différents réseaux sont construits à l'aide d'une base d'apprentissage constituée de 75 % des signaux de la base I_{ccsimu} . 25 % sont utilisés comme ensemble de validation. Plusieurs architectures ont été testées, avec des nombres de neurones cachés différents, pour retenir une valeur optimale offrant un bon compromis entre qualité de détection et complexité des réseaux. Cette valeur dépend de la taille de l'espace de représentation, et a été fixée à :

$$\begin{aligned} n_{cache_i} &= E\left(\frac{3 \times i}{2}\right) && \text{pour } i < 5, \\ n_{cache_i} &= 7 && \text{pour } i \geq 5, \end{aligned}$$

où n_{cache_i} est le nombre de neurones cachés dans le classifieur RN_i , et $E()$ désigne la partie entière. Pour ces neurones, les fonctions d'activation sigmoïde et tangente hyperbolique peuvent être utilisées. Seuls les meilleurs résultats sont présentés ici. Ils correspondent à des perceptrons multicouches à une couche cachée ayant n_{cache_i} neurones, de fonction d'activation sigmoïde. On présente pour chaque classifieur les taux de bonne détection, bonne réjection, non détection et fausse alarme, obtenus sur la base de test, en moyennant sur 100 apprentissages (figures 5.14 et 5.15). Pour calculer ces taux (et uniquement pour ces calculs), un seuillage a été effectué :

$$\begin{aligned} \text{si } y_i < 0.5, & \quad y_{i_{seuil}} = 0, \\ \text{si } y_i \geq 0.5, & \quad y_{i_{seuil}} = 1. \end{aligned}$$

On remarque que tous ces taux sont satisfaisants, même si pour les premiers classifieurs, le taux de bonne détection est plus faible et le taux de non détection plus élevé (ces classifieurs possèdent moins de paramètres d'entrée, et donc moins d'informations pour prendre leur décision). Ces bons résultats justifient le fait que l'on utilise par la suite la règle de combinaison conjonctive dans l'étape de fusion, les sources pouvant être considérées comme assez fiables.

De plus, l'erreur quadratique moyenne (MSE) a été représentée pour tous les RN_i (figure 5.16) :

$$MSE = \frac{1}{n_{test}} \sum_{j=1}^{n_{test}} (y_{ij_{reel}} - y_{ij})^2,$$

où n_{test} est le nombre de signaux dans la base de test, y_{ij} est la sortie du classifieur i pour le signal j , et $y_{ij_{reel}}$ est la sortie réelle correspondante.

5.3.4.4 Résultats de la fusion en simulation

Les sorties des classifieurs (non seuillées) sont interprétées comme des probabilités, puis on applique les formules de fusion 5.12 et 5.13.

La méthode *DiagFus* est appliquée sur la base $I_{cc_{test}}$. On évalue les performances des deux configurations : sans affaiblissement et avec affaiblissement. Dans le cas avec affaiblissement, deux jeux de coefficients $\alpha_1, \dots, \alpha_N$ ont été utilisés. Le premier, noté $\alpha^{mse} = \{\alpha_1^{mse}, \dots, \alpha_N^{mse}\}$, est basé sur l'erreur quadratique moyenne MSE_i obtenue pour chaque classifieur sur la base de test :

$$\alpha_i^{mse} = 1 - \frac{0.5 \times MSE_i}{\max_i MSE_i}.$$

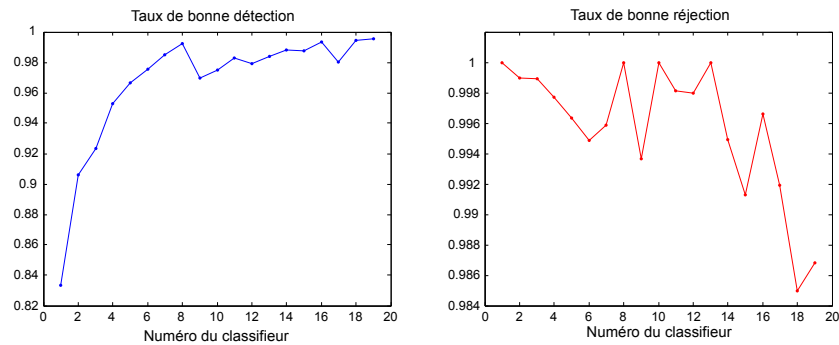


FIG. 5.14 – Taux de bonne détection et de bonne réjection pour chaque classifieur, sur la base $I_{cc_{test}}$.

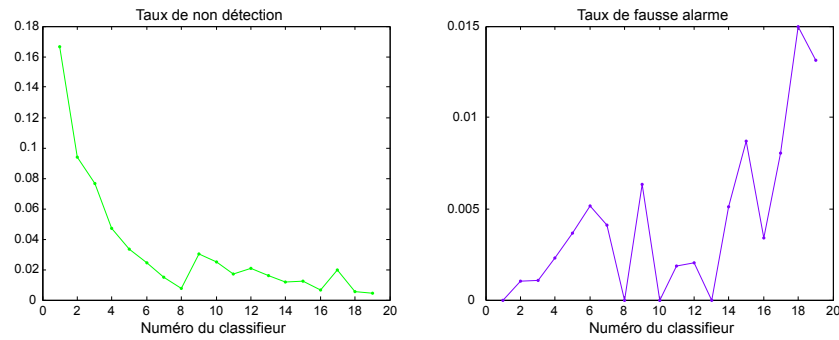


FIG. 5.15 – Taux de non détection et de fausse alarme pour chaque classifieur, sur la base $I_{cc_{test}}$.

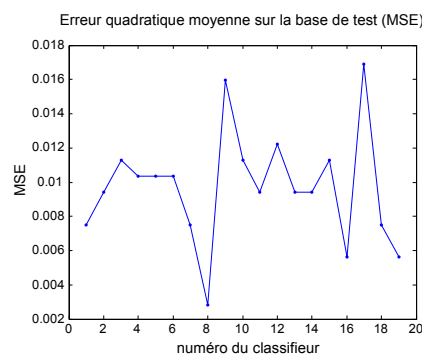


FIG. 5.16 – Erreur quadratique moyenne pour chaque classifieur.

L'autre jeu, noté $\alpha^{opt} = \{\alpha_1^{opt}, \dots, \alpha_N^{opt}\}$, est obtenu par apprentissage comme préconisé dans [Elo04]. En réalité, les deux techniques d'affaiblissement ont donné des résultats très voisins. On les regroupera donc sous le terme « fusion avec affaiblissement ».

Le tableau 5.5 présente les taux de bonne détection, bonne localisation, fausse alarme et non détection obtenus pour les deux types de fusion, comparés aux résultats issus de la méthode de régression, et aux résultats obtenus dans le cas où l'on ne combine pas

les réponses des classifieurs (est déclaré défectueux le condensateur correspondant au premier classifieur dont la sortie est supérieure à 0.5).

		t_{BD} (%)	t_{BL} (%)	t_{FA} (%)	t_{ND} (%)
REGRESSION		84.71	56.12	100	1.17
SANS FUSION		98.68	91.62	7.24	0.33
FUSION	sans α	99.53	92.26	1.32	0.33
	avec α	99.62	91.89	0.66	0.33

TAB. 5.5 – Taux de performance des méthodes de diagnostic par fusion, comparés aux taux obtenus sans fusion, et à ceux obtenus avec la méthode de régression.

Les méthodes de diagnostic par fusion fournissent de bien meilleurs résultats que la méthode de régression. En effet, non seulement le taux de bonne détection est nettement amélioré (de 14 % environ), mais en même temps, le taux de bonne localisation augmente, pour atteindre plus de 90 %, ce qui est très encourageant. Parallèlement, les taux de fausse alarme et de non détection sont très faibles. Les résultats sont également meilleurs que lorsque l'on ne combine pas les réponses des classifieurs, notamment au niveau du taux de fausse alarme (1.32 % contre 7.24 %). On remarque que le fait d'introduire un affaiblissement n'apporte pas de gain important. Ceci est la conséquence directe des bonnes performances individuelles des classifieurs, dont l'erreur quadratique moyenne est déjà très faible. Pour analyser un peu plus finement les résultats, on s'intéresse de plus près aux erreurs de localisation (pour la fusion sans affaiblissement). La figure 5.17 présente, dans les cas de mauvaise localisation,

- d'une part, l'histogramme de l'erreur relative entre la position estimée du défaut après diagnostic et sa position réelle,
- et d'autre part, l'histogramme de la valeur de la résistance série du condensateur défectueux.

Dans 91.5 % des cas, l'erreur dans la localisation du défaut n'est que d'une position, ce qui n'est pas trop gênant pour l'application. De plus, pour 79.2 % des signaux où une erreur est commise, le défaut sur le condensateur était assez faible, avec une résistance série $r \leq 1.5 \Omega$ (ce chiffre passe à 90.2 % pour $r \leq 2 \Omega$).

Ces résultats, obtenus avec une méthode de diagnostic par fusion de données sans affaiblissement sur des signaux I_{cc} simulés, sont très satisfaisants. On peut à présent évaluer ses performances sur des signaux réels.

5.3.4.5 Résultats sur des signaux réels

Comme on l'a déjà indiqué, on dispose de très peu de données étiquetées. On essaie donc la méthode *DiagFus* sur quelques signaux. Les figures 5.18 et 5.19 illustrent les résultats obtenus sur deux relevés particuliers. Sur le premier, le condensateur numéro 5 est absent. Sur le second, le condensateur numéro 18 est défectueux (on ne connaît pas la valeur du défaut).

Pour ces deux CdV, les résultats obtenus sont corrects. Ceci est très encourageant, mais, devant l'absence d'autres données exploitables, on ne peut évaluer de façon plus précise les performances de la méthode. On peut cependant noter un point particulièrement gênant : par construction, *DiagFus* détecte et localise un défaut dans le CdV (le

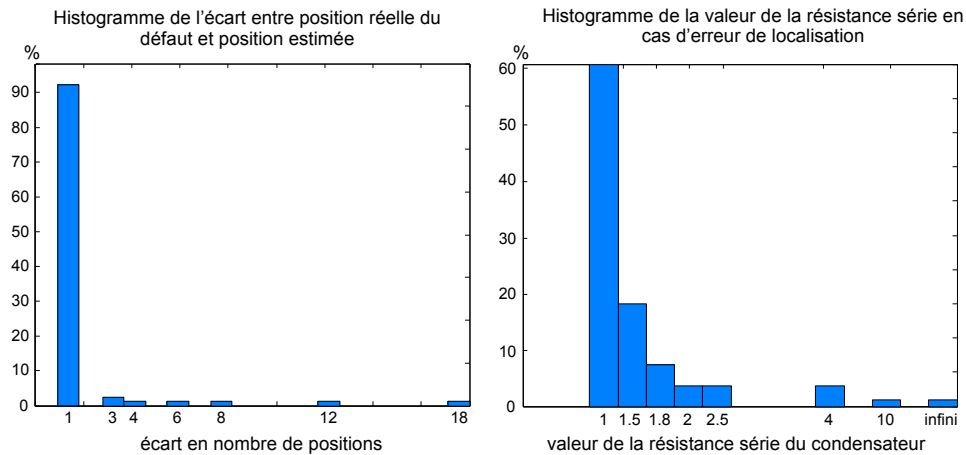


FIG. 5.17 – Erreur entre position estimée / position réelle du défaut, et valeur de la résistance série du condensateur défectueux, dans les cas d'erreur de localisation.

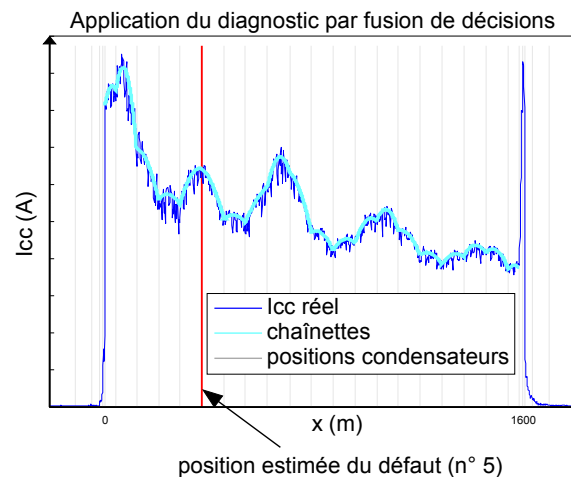


FIG. 5.18 – Résultats de la méthode *DiagFus* sur un relevé correspondant à un CdV avec un condensateur absent.

premier condensateur défectueux, en partant de l'émetteur). Mais elle ne donne aucune indication sur la gravité du défaut. Si on prend l'exemple des deux relevés des figure 5.18 et 5.19, les deux défauts sont « vus » de la même façon, alors que dans un cas, le condensateur est absent, et dans l'autre, il est simplement défectueux.

5.3.5 Conclusion sur la méthode proposée

La méthode *DiagFus* offre des perspectives intéressantes, puisqu'elle permet de détecter et de localiser un défaut de condensateur sur un CdV, avec des résultats très satisfaisants en simulation, et assez encourageants sur quelques signaux réels. Cependant, certaines limites sont apparues, liées à la conception même du système de diagnostic. Premièrement, les défauts ne sont pas quantifiés, et un condensateur légèrement résistif

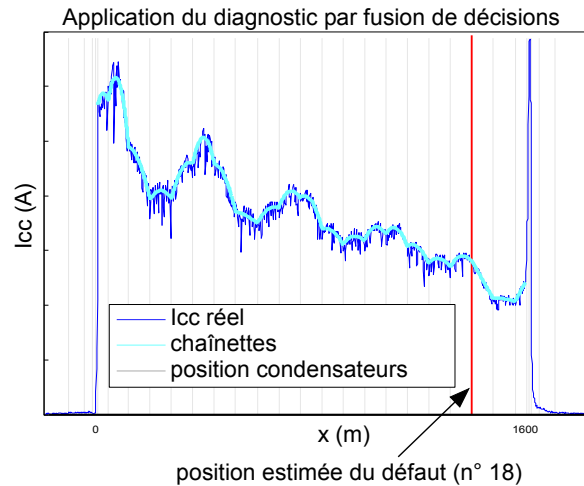


FIG. 5.19 – Résultats de la méthode *DiagFus* sur un relevé correspondant à un CdV avec un condensateur défectueux.

est signalé de la même manière qu'un condensateur absent. Il s'agit là d'un inconvénient majeur, car il est impossible de prévoir un planning de maintenance efficace, si on ne sait pas quel problème est à traiter en urgence. De plus, par construction, seul un défaut peut être détecté (le premier à partir de l'émetteur). Dans le cas où un CdV présente plusieurs défauts, et notamment si le premier est moins important que les autres, ceci peut être pénalisant. D'où la nécessité de quantifier les défauts, et de traiter le cas multi-défauts.

Or on dispose à présent de deux méthodes de diagnostic :

- *DiagIter* détecte et localise tous les défauts de condensateur présents dans le CdV en les quantifiant. En revanche elle est extrêmement sensible à l'estimation d'un paramètre physique de la voie : λ_{Z_c} , ce qui peut entraîner des erreurs de diagnostic.
- *DiagFus* détecte et localise le premier défaut de condensateur en partant de l'émetteur, de façon très robuste, et sans nécessiter de modèle physique du CdV.

Très naturellement, l'idée de fusionner les résultats issus des deux méthodes s'est imposée afin de combiner les avantages de chacune d'elles.

5.4 Diagnostic par fusion des deux approches de diagnostic

5.4.1 Principe de la solution proposée

On choisit de travailler cette fois encore dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance pour faciliter la fusion des résultats issus de *DiagFus* et de *DiagIter*. Pour cela, plusieurs étapes sont nécessaires :

- choisir les jeux de masses à utiliser, pour représenter les informations issues des deux méthodes de diagnostic ;
- définir un cadre de discernement commun aux deux jeux de masses ;
- écrire les masses dans ce cadre de discernement ;
- combiner les masses ;
- prendre une décision.

Le point le plus délicat dans cette démarche est de définir un jeu de masses à partir de *DiagIter*. En effet, ce système de diagnostic ne fournit que des valeurs de résistances pour chaque condensateur, non utilisables telles quelles dans un processus de fusion. De plus ces valeurs sont entachées d'une certaine imprécision, puisqu'elles dépendent de l'estimation du paramètre de désadaptation de la voie λ_{Z_c} . Si on considère que chaque résistance peut s'écrire :

$$\hat{r}_i = f(\lambda_{Z_c}), \quad i = 1, \dots, N,$$

il s'agit de reporter l'imprécision concernant le paramètre λ_{Z_c} sur les valeurs des résistances estimées, afin de représenter l'imprécision des résultats. Ce thème se rencontre dans la littérature sous le terme de propagation de connaissances incertaines [Bau05]. Avant d'aborder la fusion de *DiagIter* et *DiagFus*, nous allons présenter les différentes approches possibles pour traiter ce problème, ainsi que la méthode que nous avons retenue.

5.4.2 Propagation d'erreur

La propagation d'incertitude se rencontre dans de nombreuses applications, notamment en évaluation des risques [Bau05]. Elle consiste à modéliser l'incertitude d'une variable V , elle même fonction de paramètres imprécis, X_1, \dots, X_n . Plusieurs approches sont possibles, principalement basées sur une représentation de l'incertitude sous forme probabiliste ou possibiliste [Mas05].

La méthode la plus classique consiste à représenter les paramètres incertains, notés X_1, \dots, X_n , par des distributions de probabilité (une distribution par paramètre). La propagation se fait ensuite par la technique de Monte Carlo [Con79b], [Con79a]. Le problème posé par ce type de méthode concerne le choix des distributions de probabilité, qui se fait souvent de façon arbitraire. Par exemple, si l'information dont on dispose sur les paramètres concerne leur appartenance à un intervalle connu, on choisira généralement une distribution uniforme, en application du principe de raison suffisante [Sap90]. Or il existe une infinité de distributions de probabilité limitées par un intervalle donné : pourquoi choisir une distribution uniforme, qui n'est qu'un cas particulier ?

Certains auteurs privilégient d'autres approches, utilisant des distributions de possibilité [Vie96], [Fil04], [Kru87], [Ban92], [Ber02], [Geb98]. En effet, la théorie des sous-ensembles flous est un cadre bien adapté à la représentation de l'imprécision, surtout lorsque celle-ci n'est pas de nature aléatoire. La propagation se fait alors en généralisant les opérations effectuées en inférence statistique classique (sur données nettes), à des opérations sur données floues, grâce au principe d'extension (voir chapitre 3).

On trouve enfin des approches hybrides, mêlant méthode de Monte-Carlo et calcul possibiliste [Bau05], [Fer96b], [Fer96a], [Guy03]. En particulier, [Bau05] propose une solution pour propager les incertitudes des paramètres au résultat d'une fonction de ces paramètres, lorsque l'incertitude est de deux types : aléatoire et imprécise. Concrètement, on considère une fonction F de $n + m$ variables, parmi lesquelles n variables sont représentées par des distributions de probabilité, et les m autres par des distributions de possibilité :

$$F = f(X_1, \dots, X_n, Y_1, \dots, Y_m).$$

Pour une réalisation x_1, \dots, x_n des variables aléatoires, une distribution de possibilité de F est construite d'après le principe d'extension, à partir d' α -coupes des Y_1, \dots, Y_m . Ce procédé est réitéré pour K réalisations des variables aléatoires. On aboutit ainsi à la

construction d'une famille de distributions de possibilité de F , ce qui constitue un intervalle flou. Cette méthode est un peu complexe par rapport à notre problème, puisque dans notre cas, les résistances ne sont fonctions que d'un seul paramètre, λ_{Z_c} . Mais l'approche proposée pour traiter les paramètres flous est intéressante. C'est pourquoi nous proposons d'adapter cette méthode au cas où l'on a une fonction d'un seul paramètre, représenté par une distribution de possibilité. Ce choix est justifié car :

- dans notre application, λ_{Z_c} n'est pas une variable aléatoire, mais une variable imprécise. Le cadre possibiliste est donc bien adapté à sa représentation ;
- l'information dont on dispose sur ce paramètre est plus riche qu'un intervalle, puisqu'on en estime une valeur, mais moins riche qu'une distribution de probabilité ;
- il est aisé de passer d'une possibilité à une fonction de croyance, ce qui facilitera la fusion avec *DiagFus*.

Par conséquent, on cherchera à construire les distributions de possibilité de chaque résistance à partir de la distribution de possibilité de λ_{Z_c} . Grâce à cela, on fabriquera des jeux de masses à combiner avec les masses issues de *DiagFus*.

5.4.3 Représentation de l'information fournie par les deux méthodes de diagnostic

5.4.3.1 Jeux de masses issus de DiagIter

En s'inspirant de la méthode de propagation d'incertitude expliquée ci-dessus, on construit d'abord les distributions de possibilité de chacune des résistances série r_i , $i = 1, \dots, N$ à partir de la distribution de possibilité de λ_{Z_c} grâce au principe d'extension. On fait l'hypothèse que la distribution de possibilité de λ_{Z_c} a une forme triangulaire, centrée sur la valeur $\hat{\lambda}_{Z_c}$ estimée de façon heuristique (voir chapitre 3). $\hat{\lambda}_{Z_{cmin}}$ et $\hat{\lambda}_{Z_{cmax}}$ sont calculés à partir de l'estimation de l'erreur moyenne de l'estimation de λ_{Z_c} sur la base de test, évaluée à 4 % (figure 5.20).

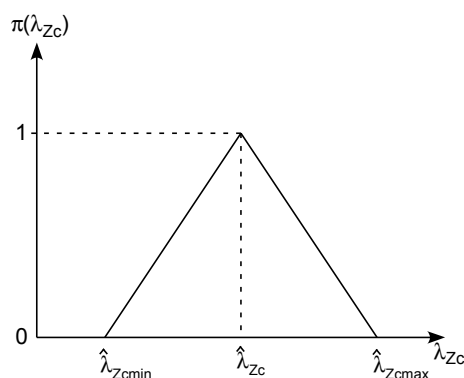
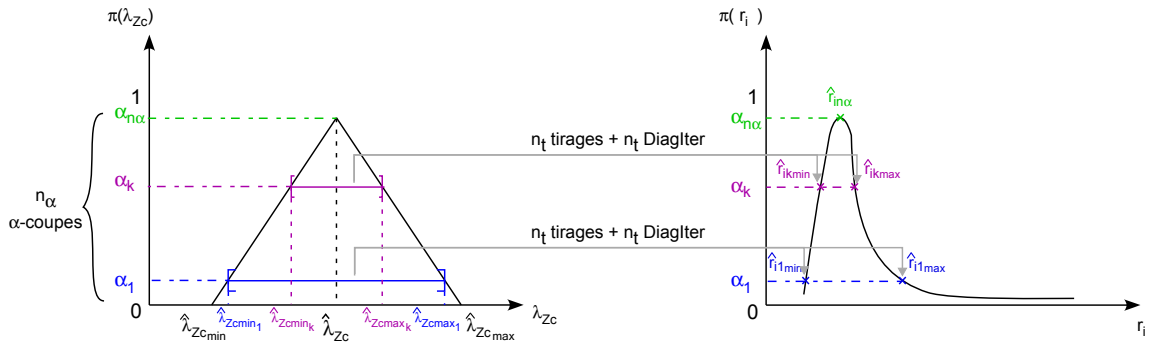


FIG. 5.20 – Distribution de possibilité de λ_{Z_c} .

On effectue ensuite n_α α -coupes (figure 5.21). Sur chacune d'elle, notée α_k ,

1. on détermine l'intervalle $[\hat{\lambda}_{Z_{cmin_k}}, \hat{\lambda}_{Z_{cmax_k}}]$;
2. sur cet intervalle, selon la méthode de Monte Carlo, on tire aléatoirement n_t valeurs de λ_{Z_c} ;

3. pour chaque valeur de λ_{Z_c} on applique la méthode *DiagIter*, on obtient donc n_t valeurs pour chaque résistance r_i , $i = 1, \dots, N$;
4. on retient les valeurs minimale et maximale de chacune des r_i , notées respectivement $r_{ik_{min}}$ et $r_{ik_{max}}$;
5. on réitère les étapes 1 à 4 pour chaque α -coupe. On construit ainsi les distributions de possibilité de toutes les résistances r_i .


 FIG. 5.21 – Construction de la distribution de possibilité de la résistance r_i .

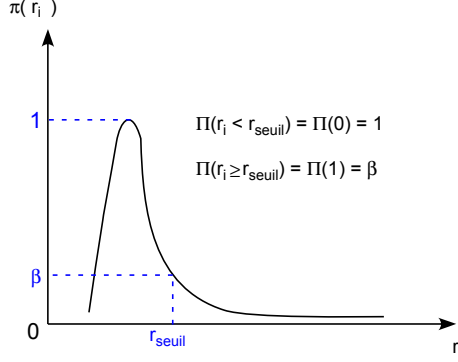
L'information que l'on souhaite connaître concerne la présence ou non d'un défaut sur chacun des condensateurs. Cela revient, comme on l'a fait dans le chapitre 4, à comparer toutes les résistances à une valeur seuil r_{seuil} :

$$\forall i = 1, \dots, N, \quad \begin{cases} \text{si } r_i < r_{seuil} \text{ le condensateur } n^{\circ}i \text{ n'est pas défectueux,} \\ \text{si } r_i \geq r_{seuil} \text{ le condensateur } n^{\circ}i \text{ est défectueux.} \end{cases}$$

Les informations dont on dispose sur les hypothèses $r_i < r_{seuil}$ et $r_i \geq r_{seuil}$ sont la possibilité et la nécessité de chacune d'elles, notées de la façon suivante (voir figure 5.22) :

$$\forall i = 1, \dots, N, \quad \begin{cases} \Pi(r_i < r_{seuil}) = \Pi(0) \\ \Pi(r_i \geq r_{seuil}) = \Pi(1) \\ N(r_i < r_{seuil}) = N(0) = 1 - \Pi(1) \\ N(r_i \geq r_{seuil}) = N(1) = 1 - \Pi(0) \end{cases} \quad (5.16)$$

Or la nécessité et la possibilité sont équivalentes respectivement à la croyance et à la plausibilité, lorsque ces dernières sont consonantes (c'est-à-dire lorsque leurs éléments focaux sont emboîtés). On peut considérer ici que chaque distribution de possibilité $\pi(\tilde{r}_i)$, $i = 1, \dots, N$, est une source d'information qui renseigne sur la présence d'un défaut sur r_i . Le cadre de discernement associé est donc $\Omega_i = \{0, 1\}$, où $\{0\}$ représente la classe « sans défaut », et $\{1\}$ la classe « avec défaut ». Une fonction de masse définie sur Ω_i peut avoir comme éléments focaux $\{0\}$, $\{1\}$ et Ω_i . Les seuls cas d'éléments focaux emboîtés sont les suivants :


 FIG. 5.22 – Evaluation de $\Pi(1)$ et $\Pi(0)$.

– soit $\{0\}$ et Ω_i ont une masse non nulle. A ce moment-là,

$$\begin{aligned} m^{\Omega_i}(\{0\}) &= Bel^{\Omega_i}(\{0\}) = 1 - \Pi_i(1), \\ m^{\Omega_i}(\Omega_i) &= 1 - m^{\Omega_i}(\{0\}); \end{aligned}$$

– soit $\{1\}$ et Ω_i ont une masse non nulle. A ce moment-là,

$$\begin{aligned} m^{\Omega_i}(\{1\}) &= Bel^{\Omega_i}(\{1\}) = 1 - \Pi_i(0), \\ m^{\Omega_i}(\Omega_i) &= 1 - m^{\Omega_i}(\{1\}). \end{aligned}$$

Le choix entre ces deux solutions dépendra des valeurs relatives de $\Pi_i(0)$ et $\Pi_i(1)$. Si $\Pi_i(0) > \Pi_i(1)$ on retiendra la première solution. Si $\Pi_i(1) > \Pi_i(0)$ on retiendra la seconde.

Au final, on obtient N jeux de masses, chacun défini dans un cadre de discernement $\Omega_i = \{0, 1\}$ qui lui est propre. On note ces masses de la façon suivante :

$$\begin{aligned} m_I^{\Omega_i}(\{X_i\}) &= \omega_i, \\ m_I^{\Omega_i}(\Omega_i) &= 1 - \omega_i, \end{aligned} \tag{5.17}$$

avec $X_i = 0$ si $\Pi_i(0) > \Pi_i(1)$, et $X_i = 1$ si $\Pi_i(1) > \Pi_i(0)$.

5.4.3.2 Jeu de masses issus de DiagFus

Le jeu de masses fourni par *DiagFus* provient de la combinaison des masses issues des classifieurs RN_i , $i = 1, \dots, N$. Comme on l'a vu, les éléments focaux après combinaison sont tous les singletons $\{i\}$, $i = 1, \dots, N + 1$. Par la suite, pour alléger les notations on écrira ces masses de la façon suivante :

$$\begin{aligned} m^{\mathcal{Y}}(\{i\}) &= f_i, \quad i = 1, \dots, N, \\ m^{\mathcal{Y}}(\{N + 1\}) &= f_0, \end{aligned} \tag{5.18}$$

où $\mathcal{Y} = \{1, \dots, N, N + 1\}$ est le cadre de discernement dans lequel sont définies les masses.

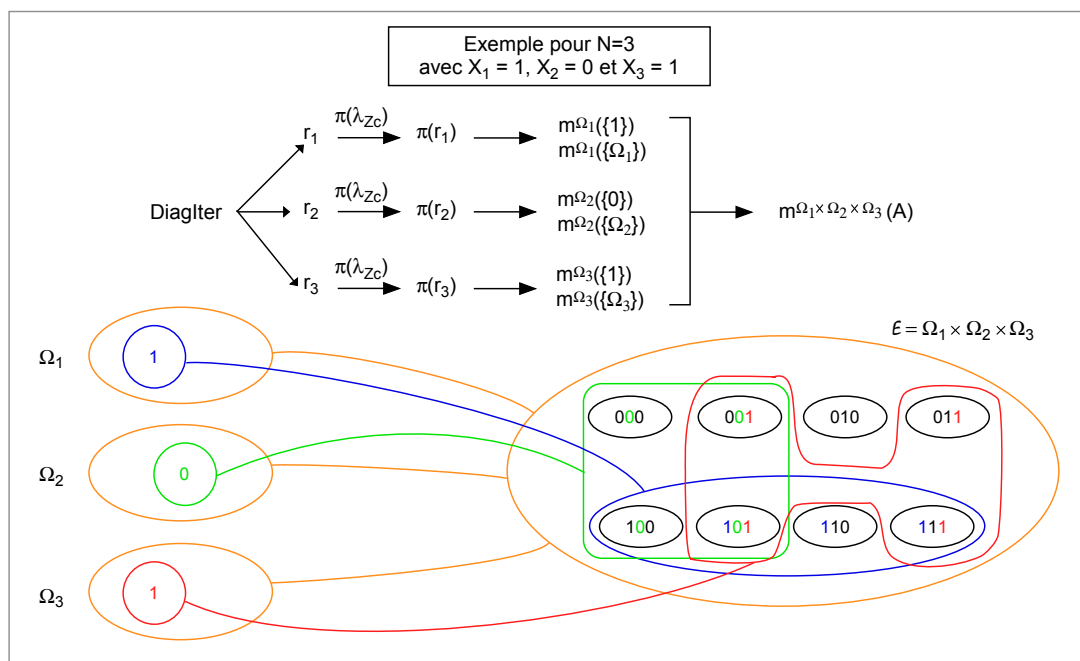
Masses issues de <i>DiagIter</i>	Masses issues de <i>DiagFus</i>
Cadres de discernement : $\Omega_i = \{0, 1\}, i = 1, \dots, N$	Cadre de discernement : $\mathcal{Y} = \{1, \dots, N, N + 1\}$
$\begin{cases} m_I^{\Omega_i}(\{X_i\}) = \omega_i \\ m_I^{\Omega_i}(\Omega_i) = 1 - \omega_i \end{cases}$	$\begin{cases} m_F^{\mathcal{Y}}(\{i\}) = f_i, i = 1, \dots, N \\ m_F^{\mathcal{Y}}(\{N + 1\}) = f_0 \end{cases}$
avec $X_i = 0$ si $\Pi_{r_i}(0) > \Pi_{r_i}(1)$ $X_i = 1$ si $\Pi_{r_i}(1) > \Pi_{r_i}(0)$	

TAB. 5.6 – Jeux de masses issus des 2 méthodes de diagnostic.

5.4.4 Nouveau cadre de discernement

Pour fusionner les différents jeux de masses sans perdre d'information sur le nombre de défauts, on choisit de travailler dans l'espace produit $\mathcal{E} = \Omega_1 \times \dots \times \Omega_N$. L'étape suivante consiste à redéfinir les masses du tableau 5.6 dans \mathcal{E} .

Pour cela, on procède à des extensions vides. Les figures 5.23 et 5.24 illustrent le principe respectivement pour les masses issues de *DiagIter*, pour celles provenant de *DiagFus*, dans le cas où $N = 3$.


 FIG. 5.23 – Extension vide pour obtenir les masses issues de *DiagIter* dans l'espace produit \mathcal{E} : exemple pour $N = 3$.

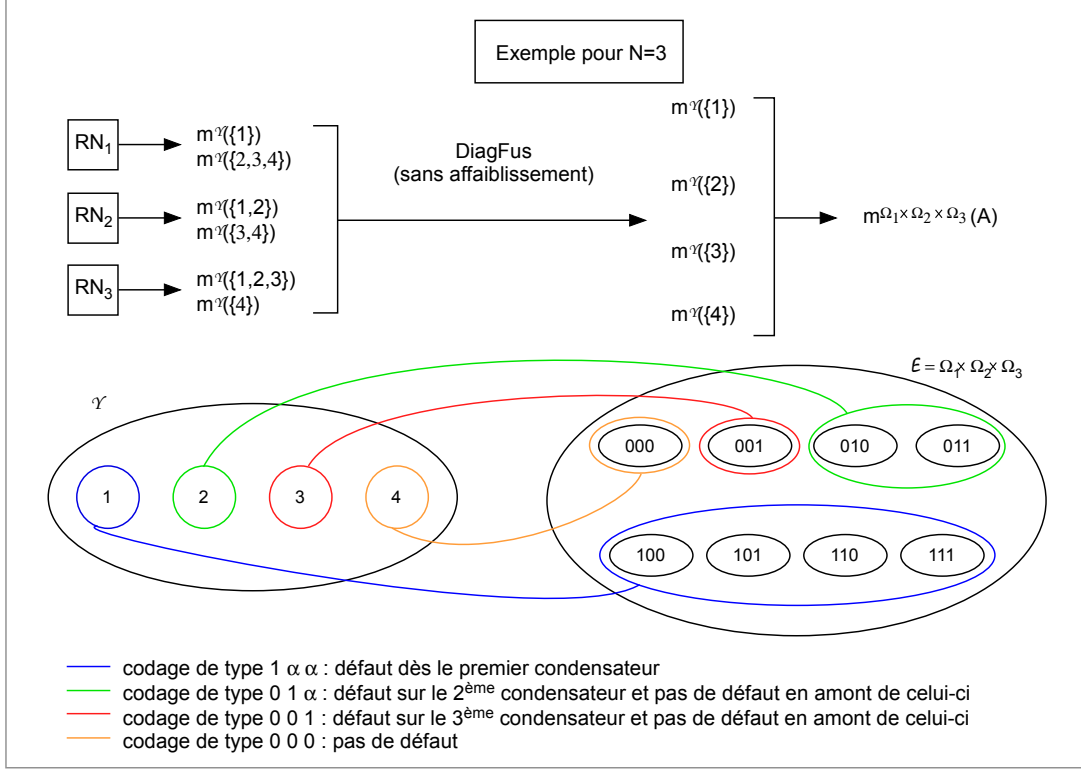


FIG. 5.24 – Extension vide pour obtenir les masses issues de *DiagFus* dans l'espace produit \mathcal{E} : exemple pour $N = 3$.

Finalement, dans ce cas précis, on obtient :

$$\begin{aligned}
 m^{\Omega_1 \uparrow \Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\{1\}) &= m^{\Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\{100\} \cup \{101\} \cup \{110\} \cup \{111\}) \\
 m^{\Omega_2 \uparrow \Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\{0\}) &= m^{\Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\{010\} \cup \{011\} \cup \{110\} \cup \{111\}) \\
 m^{\Omega_3 \uparrow \Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\{1\}) &= m^{\Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\{001\} \cup \{011\} \cup \{101\} \cup \{111\}) \\
 m^{\Omega_1 \uparrow \Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\Omega_1) &= m^{\Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\{100\} \cup \{101\} \cup \{110\} \cup \{111\}) \\
 m^{\Omega_2 \uparrow \Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\Omega_2) &= m^{\Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\{010\} \cup \{011\} \cup \{110\} \cup \{111\}) \\
 m^{\Omega_3 \uparrow \Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\Omega_3) &= m^{\Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\{001\} \cup \{011\} \cup \{101\} \cup \{111\})
 \end{aligned} \tag{5.19}$$

$$\begin{aligned}
 m^{\mathcal{Y} \uparrow \Omega_1 \times \dots \times \Omega_3}(\{1\}) &= m^{\Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\{100\} \cup \{101\} \cup \{110\} \cup \{111\}) \\
 m^{\mathcal{Y} \uparrow \Omega_1 \times \dots \times \Omega_3}(\{2\}) &= m^{\Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\{010\} \cup \{011\}) \\
 m^{\mathcal{Y} \uparrow \Omega_1 \times \dots \times \Omega_3}(\{3\}) &= m^{\Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\{001\}) \\
 m^{\mathcal{Y} \uparrow \Omega_1 \times \dots \times \Omega_3}(\{4\}) &= m^{\Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3}(\{000\})
 \end{aligned}$$

Si on généralise à N quelconque, on obtient les masses présentées dans le tableau 5.7, que l'on peut écrire de façon développée comme l'indique le tableau 5.8.

Masses issues de <i>DiagIter</i>	
$m_I^{\Omega_i \uparrow \mathcal{E}}(\{X_i\})$	$= m_I^{\mathcal{E}}(\cup\{\alpha_1 \dots \alpha_{i-1} X_i \alpha_{i+1} \dots \alpha_N\}), \quad i = 1, \dots, N$
$m_I^{\Omega_i \uparrow \mathcal{E}}(\Omega_i)$	$= m_I^{\mathcal{E}}(\mathcal{E})$
X_i est en $i^{\text{ème}}$ position et les $\alpha_j, j = 1, \dots, N, j \neq i$, prennent comme valeurs 0 ou 1.	
Masses issues de <i>DiagFus</i>	
$m_F^{\mathcal{Y} \uparrow \mathcal{E}}(\{i\})$	$= m_F^{\mathcal{E}}(\cup\{0 \dots 1 \alpha_{i+1} \dots \alpha_N\}), \quad i = 1, \dots, N$
$m_F^{\mathcal{Y} \uparrow \mathcal{E}}(\{N+1\})$	$= m_F^{\mathcal{E}}(\{0 \dots 0\})$
1 est en $i^{\text{ème}}$ position et les $\alpha_j, j = i+1, \dots, N$, prennent comme valeurs 0 ou 1.	

 TAB. 5.7 – Jeux de masses dans l'espace produit \mathcal{E} .

Masses issues de <i>DiagIter</i>	Masses issues de <i>DiagFus</i>
$m_I^{\mathcal{E}}(\cup\{\mathbf{X}_1 \alpha_2 \alpha_3 \dots \alpha_N\})$	$m_F^{\mathcal{E}}(\cup\{\mathbf{1} \alpha_2 \alpha_3 \dots \alpha_N\}) = \mathbf{f}_1$
$m_I^{\mathcal{E}}(\cup\{\alpha_1 \mathbf{X}_2 \alpha_3 \dots \alpha_N\})$	$m_F^{\mathcal{E}}(\cup\{0 \mathbf{1} \alpha_3 \dots \alpha_N\}) = \mathbf{f}_2$
$m_I^{\mathcal{E}}(\cup\{\alpha_1 \alpha_2 \mathbf{X}_3 \alpha_4 \dots \alpha_N\})$	$m_F^{\mathcal{E}}(\cup\{0 0 \mathbf{1} \alpha_4 \dots \alpha_N\}) = \mathbf{f}_3$
\vdots	\vdots
$m_I^{\mathcal{E}}(\cup\{\alpha_1 \alpha_2 \alpha_3 \dots \alpha_{N-1} \mathbf{X}_N\})$	$m_F^{\mathcal{E}}(\cup\{0 \dots 0 \mathbf{1}\}) = \mathbf{f}_N$
$m_I^{\mathcal{E}}(\{\mathcal{E}\})$	$m_F^{\mathcal{E}}(\{0 \dots 0\}) = \mathbf{f}_0$
$= \prod_{i=1}^N (1 - \omega_i)$	

 TAB. 5.8 – Masses dans \mathcal{E} .

5.4.5 Combinaison

On s'intéresse à la combinaison conjonctive des deux jeux de masses précédents, notée $m^{\mathcal{E}} = m_F^{\mathcal{E}} \odot m_I^{\mathcal{E}}$. On a les relations suivantes :

$$f_i \omega_i = \left\{ \begin{array}{ll} m^{\mathcal{E}}(\cup\{0 \dots 0 1 \alpha_{i+1} \dots \alpha_N\}) & \text{si } X_i = 1 \\ m^{\mathcal{E}}(\emptyset) & \text{si } X_i = 0 \end{array} \right\} \quad \forall i = 1, \dots, N$$

$$f_i \omega_j = m^{\mathcal{E}}(\cup\{0 \dots 0 1 \alpha_{i+1} \dots \alpha_{j-1} \mathbf{X}_j \alpha_{j+1} \dots \alpha_N\}) \quad \forall j > i, i = 1, \dots, N$$

$$f_i \omega_k = \left\{ \begin{array}{ll} m^{\mathcal{E}}(\cup\{0 \dots 0 1 \alpha_{i+1} \dots \alpha_N\}) & \text{si } X_k = 0 \\ m^{\mathcal{E}}(\emptyset) & \text{si } X_k = 1 \end{array} \right\} \quad \forall k < i, i = 1, \dots, N$$

On en déduit que les éléments focaux de $m^{\mathcal{E}}$ sont tous les sous-ensembles de \mathcal{E} de la

forme :

$$\left\{ \begin{array}{l} A_i = \cup(\{0 \dots 0 \ 1 \ \alpha_{i+1} \dots \alpha_N\}), \quad i = 1 \dots N \\ B_{ij} = \cup(\{0 \dots 0 \ 1 \ \alpha_{i+1} \dots \alpha_{j-1} \ X_j \ \alpha_{j+1} \dots \alpha_N\}), \quad i = 1 \dots N, \ j = i + 1, \dots, N \\ O = \{0 \ 0 \dots 0\} \end{array} \right.$$

Les masses associées sont :

$$\left\{ \begin{array}{l} m^{\mathcal{E}}(A_i) = \left[X_i \omega_i + \sum_{k=1}^{i-1} (1 - X_k) \omega_k + \prod_{k=1}^N (1 - \omega_k) \right] f_i \\ m^{\mathcal{E}}(B_{ij}) = f_i \omega_j \\ m^{\mathcal{E}}(O) = \left[\sum_{k=1}^N (1 - X_k) \omega_k + \prod_{k=1}^N (1 - \omega_k) \right] f_0. \end{array} \right.$$

Le tableau 5.9 illustre ces formules pour $N = 3$, avec $X_1 = 1$, $X_2 = 0$ et $X_3 = 1$.

Masses issues de <i>DiagIter</i>	
$m_I^{\mathcal{E}}(\{X_1 \ 0 \ 0\} \cup \{X_1 \ 0 \ 1\} \cup \{X_1 \ 1 \ 0\} \cup \{X_1 \ 1 \ 1\})$	$= \omega_1$
$m_I^{\mathcal{E}}(\{0 \ X_2 \ 0\} \cup \{0 \ X_2 \ 1\} \cup \{1 \ X_2 \ 0\} \cup \{1 \ X_2 \ 1\})$	$= \omega_2$
$m_I^{\mathcal{E}}(\{0 \ 0 \ X_3\} \cup \{0 \ 1 \ X_3\} \cup \{1 \ 0 \ X_3\} \cup \{1 \ 1 \ X_3\})$	$= \omega_3$
$m_I^{\mathcal{E}}(\mathcal{E})$	$= (1 - \omega_1)(1 - \omega_2)(1 - \omega_3)$
Masses issues de <i>DiagFus</i>	
$m_F^{\mathcal{E}}(\{1 \ 0 \ 0\} \cup \{1 \ 0 \ 1\} \cup \{1 \ 1 \ 0\} \cup \{1 \ 1 \ 1\})$	$= f_1$
$m_F^{\mathcal{E}}(\{0 \ 1 \ 0\} \cup \{0 \ 1 \ 1\})$	$= f_2$
$m_F^{\mathcal{E}}(\{0 \ 0 \ 1\})$	$= f_3$
$m_F^{\mathcal{E}}(\{0 \ 0 \ 0\})$	$= f_0$
Combinaison conjonctive : on suppose $X_1 = 1$, $X_2 = 0$ et $X_3 = 1$	
$m^{\mathcal{E}}(\{1 \ 0 \ 0\} \cup \{1 \ 0 \ 1\} \cup \{1 \ 1 \ 0\} \cup \{1 \ 1 \ 1\})$	$= f_1 [\omega_1 + (1 - \omega_1)(1 - \omega_2)(1 - \omega_3)]$
$m^{\mathcal{E}}(\{0 \ 1 \ 0\} \cup \{0 \ 1 \ 1\})$	$= f_2 \omega_1 \omega_2 \omega_3$
$m^{\mathcal{E}}(\{0 \ 0 \ 1\})$	$= f_3 [\omega_2 + (1 - \omega_1)(1 - \omega_2)(1 - \omega_3)]$
$m^{\mathcal{E}}(\{1 \ 0 \ 0\} \cup \{1 \ 0 \ 1\})$	$= f_1 \omega_2$
$m^{\mathcal{E}}(\{1 \ 0 \ 1\} \cup \{1 \ 1 \ 1\})$	$= f_1 \omega_3$
$m^{\mathcal{E}}(\{0 \ 1 \ 1\})$	$= f_2 \omega_3$
$m^{\mathcal{E}}(\{0 \ 0 \ 0\})$	$= f_0 [\omega_2 + (1 - \omega_1)(1 - \omega_2)(1 - \omega_3)]$

TAB. 5.9 – Exemple de fusion pour $N = 3$.

5.4.6 Décision

Comme précédemment, la décision s'effectue en utilisant le critère du maximum de probabilité pignistique. Le calcul de cette probabilité s'obtient de la façon suivante :

$$BetP(\{0 \dots 0 1 \alpha_{i+1} \dots \alpha_N\}) = \left(\sum_{k=1}^{i-1} \frac{(1 - X_k)\omega_k}{2^{N-i}} + \frac{X_i\omega_i}{2^{N-i}} + \sum_{j=i+1, \alpha_j=1}^N \frac{X_j\omega_j}{2^{N-i-1}} + \sum_{j=i+1, \alpha_j=0}^N \frac{(1 - X_j)\omega_j}{2^{N-i-1}} + \frac{\prod_{k=1}^N (1 - \omega_k)}{2^{N-i}} \right) f_i, \quad i = 1, \dots, N$$

$$BetP(\{0 \dots 0\}) = \sum_{k=1}^N (1 - X_k) f_0 + \prod_{k=1}^N (1 - \omega_k).$$

5.4.7 Résultats

Pour tester cette méthode de diagnostic, on utilise une nouvelle base de signaux simulés. Comme l'un des objectifs est de traiter le cas multidéfauts, cette nouvelle base, appelée *Base2def*, ne contient que des signaux provenant de CdV ayant deux défauts de condensateurs. Compte tenu du temps de calcul assez long que nécessite la combinaison $m_F^{\mathcal{E}} \odot m_I^{\mathcal{E}}$, *Base2def* n'est composée que de $n_{2def} = 264$ signaux bruités tels que :

- le nombre de condensateurs dans les CdV est $N = 19$,
- les positions de défauts sont tirées aléatoirement parmi $\{1, \dots, N\}$,
- les valeurs des résistances séries des condensateurs défectueux sont tirées aléatoirement parmi $[1, 1.5, 1.8, 2, 2.5, 3, 3.5, 4, 5, 10, 20, \infty] \Omega$.

Le jeu de masses issu de *DiagIter* est obtenu à partir de 10 α -coupes de la distribution de possibilité de λ_{Z_c} , en prenant 50 valeurs de λ_{Z_c} sur chacune d'elles.

5.4.7.1 Détection et localisation du second défaut

On ne s'intéresse dans un premier temps qu'à la détection et à la localisation du second défaut. Pour évaluer les performances, on comptabilise les résultats suivant le tableau 5.10. La différence avec le mode d'évaluation utilisé pour *DiagFus* est qu'on ne travaille qu'avec des signaux provenant de CdV défectueux. Par conséquent, les fausses alarmes seront traitées à part.

Les nombres de signaux appartenant à chaque catégorie sont notés nb_{BD} , nb_{FL} et nb_{ND} . Les taux de bonne détection, fausse localisation et non détection correspondant

Diagnostic \ Réalité	Défaut sur Y
Défaut sur $\hat{Y} = Y$	Bonne Détection (BD)
Défaut sur $\hat{Y} = Y + 1$	Fausse Localisation (FL)
Pas de défaut	Non Détection (ND)

 TAB. 5.10 – Comptabilisation des résultats de la combinaison sur \mathcal{E} .

sont obtenus par :

$$\begin{aligned}
 t_{BD} &= \frac{nb_{BD} + nb_{FL}}{n_{2def}}, \\
 t_{BL} &= 1 - \frac{nb_{FL}}{nb_{BD}}, \\
 t_{ND} &= \frac{nb_{ND}}{n_{2def}}.
 \end{aligned} \tag{5.20}$$

On compte comme fausse alarme :

- tout défaut détecté en plus des deux défauts réellement présents ;
- tout défaut situé à plus d'une position d'écart par rapport à la position réelle du second défaut.

Leur nombre est noté nb_{FA} . Le taux de fausse alarme est déterminé par rapport au nombre total de condensateurs dans la base, et non par rapport au nombre de signaux. Dans *Base2def*, on a 264 signaux correspondant à des CdV ayant 19 condensateurs, soit au total $264 \times 19 = 5016$ condensateurs. Parmi eux, $n_0 = 4488$ sont parfaits, et $n_1 = 528$ sont défectueux. Le taux de fausse alarme est alors défini par :

$$t_{FA} = \frac{nb_{FA}}{n_0}. \tag{5.21}$$

De plus, un paramètre important à régler est la valeur du seuil r_{seuil} utilisé lors du calcul des masses issues de la méthode *DiagIter* à partir des $\pi(\tilde{r}_i)$. Pour choisir la valeur permettant le meilleur compromis entre taux de bonne détection et taux de fausse alarme, on calculera ces derniers pour $r_{seuil} = 0.5$, $r_{seuil} = 0.7$, $r_{seuil} = 0.8$, et $r_{seuil} = 1$. Les résultats obtenus sont consignés dans le tableau 5.11.

taux \ r_{seuil} (Ω)	0.5	0.7	0.8	1
t_{BD} (%)	76.14	71.21	67.8	54.55
t_{BL} (%)	85.57	84.04	83.8	82.6
t_{ND} (%)	23.86	28.79	32.2	45.45
t_{FA} (%)	2.56	1.94	1.78	1.38

 TAB. 5.11 – Résultats sur la base *Base2def* pour la détection du second défaut.

La valeur $r_{seuil} = 0.7$ offre un bon compromis entre taux de bonne détection et taux de fausse alarme.

5.4.7.2 Détection du premier défaut

Les performances sur le second défaut ne doivent pas être obtenues au détriment des résultats sur le premier défaut. Pour la même base, on étudie donc la détection du premier défaut par les trois méthodes : *DiagIter*, *DiagFus* et la fusion des deux. Comme les signaux comportent tous plusieurs défauts, on ne considérera que deux cas possibles : soit le premier est détecté, soit il ne l'est pas. En effet, une erreur de localisation pourrait coïncider avec le second défaut. Pour *DiagIter*, on estimera de façon heuristique la valeur de λ_{Z_c} à utiliser dans le modèle, et on prendra $r_{th} = 0.9$ (valeur définie au chapitre 4). Pour la fusion des deux méthodes, on garde la valeur $r_{seuil} = 0.7$ déterminée ci-dessus. Les taux de bonne détection et non détection sont reportés dans le tableau 5.12.

Méthode	t_{BD}	t_{ND}
<i>DiagIter</i>	75.25 %	24.25 %
<i>DiagFus</i>	94.32 %	5.68 %
<i>Fusion</i>	90.91 %	9.09 %

TAB. 5.12 – Performances des trois méthodes pour la détection du premier défaut.

On constate que près de 91 % des premiers défauts sont détectés. Ce taux est légèrement moins élevé que pour *DiagFus* (94.32 %), ceci étant dû aux moins bonnes performances de *DiagIter*. Mais il reste tout à fait satisfaisant.

5.4.7.3 Gravité des défauts

Pour évaluer la gravité des défauts, on traite séparément le premier défaut et le second défaut. On reprend les trois catégories que nous avons définies au chapitre 4 :

- catégorie 1 : défauts mineurs, avec $r_i < 2 \Omega$ (52 pour le premier défaut, 42 pour le second),
- catégorie 2 : défauts à surveiller, avec $2 \leq r_i \leq 4 \Omega$ (105 pour le premier défaut, 85 pour le second),
- catégorie 3 : défauts graves, nécessitant une intervention immédiate, avec $r_i > 4 \Omega$ (83 pour le premier défaut, 61 pour le second).

Pour chaque défaut détecté, on compare la gravité estimée à la gravité réelle à partir des distributions de possibilité des résistances, de la façon suivante :

- catégorie 1 : $\Pi(r_i < 2) > 0.5$
- catégorie 2 : $\Pi(r_i \geq 2) > 0.5$ et $\Pi(r_i \leq 4) > 0.5$
- catégorie 3 : $\Pi(r_i > 4) > 0.5$

On obtient les résultats reportés dans les tableaux 5.13 et 5.14, où l'on a également indiqué le taux de bonne détection des défauts de chaque catégorie (pour $r_{seuil} = 0.7$).

On constate que pour le premier défaut, même si le taux de détection des défauts faibles est moins important (76.47 % seulement), l'estimation de leur gravité est en général correcte. Les défauts graves sont eux à la fois très bien détectés (97.65 %) et bien quantifiés. En revanche, comme on l'avait vu pour la méthode *DiagIter* initiale, les défauts intermédiaires, même s'ils sont bien détectés (94.59 %), sont généralement estimés de façon très imprécise.

Réalité \ Estimation	catégorie 1	catégorie 2	catégorie 3	t_{BD}
catégorie 1	88.00 %	10.00 %	2.00 %	76.47 %
catégorie 2	42.86 %	22.86 %	34.28 %	94.59 %
catégorie 3	16.47 %	12.94 %	70.59 %	97.65 %

TAB. 5.13 – Evaluation de la gravité du premier défaut.

Réalité \ Estimation	catégorie 1	catégorie 2	catégorie 3	t_{BD}
catégorie 1	2.38 %	28.57 %	69.05 %	51.85 %
catégorie 2	38.82 %	20.00 %	41.17 %	77.98 %
catégorie 3	45.90 %	13.11 %	40.98 %	82.43 %

TAB. 5.14 – Evaluation de la gravité du second défaut.

Pour le second défaut, le taux de bonne détection est inférieur. En particulier, seul un défaut faible sur deux est détecté et l'estimation de la gravité de ces défauts est très imprécise. Les défauts intermédiaires et graves, par contre, sont globalement bien détectés (77.98 % et 82.43 %), mais là encore l'estimation de leur gravité est imprécise. Ces moins bonnes performances sur le second défaut peuvent être dues au fait que plus on avance dans le CdV, plus la méthode de diagnostic, itérative, propage d'erreur. De ce fait, plus les défauts sont loins de l'émetteur, plus ils sont difficiles à estimer, a fortiori quand il y a plusieurs défauts et que l'estimation du premier défaut n'est pas parfaite.

5.4.8 Conclusion sur la méthode proposée

La fusion des méthodes *DiagFus* et *DiagIter*, testée sur des signaux simulés avec deux défauts, montre des résultats encourageants. En effet, elle permet d'une part de rendre plus complète la détection du premier défaut : là où *DiagFus* ne donnait qu'une position de défaut, et *DiagIter* une détection et une estimation imprécises, la fusion des deux permet de maintenir un bon taux de bonne détection, tout en apportant une meilleure information sur la gravité du défaut. Celle-ci est assez satisfaisante sur les défauts faibles et sur les défauts graves, mais elle reste à améliorer pour les défauts intermédiaires. Elle rend possible d'autre part la détection de plusieurs défauts. En revanche, la quantification des défauts de second rang reste imprécise.

5.5 Conclusion

On a présenté dans ce chapitre des méthodes de diagnostic basées sur une approche par reconnaissance des formes, ne nécessitant pas de modèle physique du système. Une simple régression grâce à un perceptron multicouche, pour estimer la position du défaut à partir de paramètres décrivant les signatures du système étant mal adaptée à notre application, une technique s'appuyant sur la fusion dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance a été développée. *DiagFus*, qui est applicable à tout système composé de N sous-systèmes dont les signatures sont spatialement liées (dans le sens amont-

aval), combine les sorties provenant de N classifieurs. Chaque classifieur est attaché à un sous-système, et renseigne sur la présence d'un défaut entre le premier sous-système et le sous-système considéré. La fusion se fait dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance. Appliquée au diagnostic du CdV, *DiagFus* a présenté d'excellents résultats en simulation, ainsi que sur les quelques signaux réels testés. Mais les deux inconvénients majeurs de cette méthode sont que par construction, elle ne donne aucune indication sur la gravité des défauts détectés, et qu'elle ne traite pas le cas multi-défauts. C'est pourquoi, dans une troisième partie, nous avons présenté une technique permettant de fusionner les résultats de *DiagFus* et *DiagIter*. Celle-ci a permis d'améliorer les résultats sur le premier défaut : non seulement le taux de bonne détection est resté proche de celui de *DiagFus* (nettement meilleur que celui obtenu avec *DiagIter*), mais en plus on a pu estimer la gravité du défaut, même si cette estimation n'est pas toujours correcte. De plus, cette fusion a permis de détecter un second défaut sur le CdV, ce qui n'était pas possible avec *DiagFus* seule. Par contre la fiabilité des résultats concernant la gravité de ces autres défauts est encore à améliorer.

Chapitre 6

Conclusion et perspectives

Notre travail a consisté à développer et mettre en œuvre des méthodes de diagnostic pour une famille particulière de systèmes, composés de N sous-systèmes S_1, \dots, S_N en cascade, c'est-à-dire dont les signatures sont liées spatialement de façon unidirectionnelle (dépendance amont-aval). Les objectifs étaient de détecter, localiser, et estimer la gravité des défauts éventuels, et d'appliquer ces méthodes au diagnostic d'un composant de l'infrastructure ferroviaire, les circuits de voie.

Dans un premier temps, nous avons proposé une approche à base de modèle analytique en appliquant la méthode du modèle de référence. Mais au lieu de travailler sur le système global qui nécessite la minimisation d'une fonction de dimension élevée, nous avons opté pour une approche locale itérative (*DiagIter*) traitant les sous-systèmes les uns après les autres. Chaque $S_{i,i=1,\dots,N}$ est modélisé par un modèle très simple, ne comportant que quelques paramètres à ajuster. Elle est assez simple à mettre en œuvre, et permet de traiter l'ensemble du système. Ainsi, en analysant les résidus (par exemple par seuillage), il est possible à la fois de détecter et de localiser tous les défauts du système. Les résidus ainsi générés ayant un sens physique, on peut les exploiter pour quantifier les défauts. Cependant, la phase de modélisation des sous-systèmes doit être réalisée avec le plus grand soin. En effet, la méthode étant itérative, une erreur sur les résidus \hat{r}_i relatifs au sous-système S_i se propagera à la modélisation de S_{i+1} , ce qui risque d'engendrer des erreurs sur les résidus \hat{r}_{i+1} , et ainsi de suite jusqu'à S_N et \hat{r}_N . La qualité du modèle influe également sur la quantification des défauts, et il importe de bien identifier au préalable certains paramètres physiques influents, de manière à ne pas biaiser l'estimation des défauts.

Dans un second temps, nous avons proposé une approche basée sur la reconnaissance des formes et les réseaux de neurones. L'avantage, par rapport à l'approche précédente, est qu'elle ne nécessite aucun modèle physique du système. Cette fois encore, nous avons exploité la structure du système : au lieu d'utiliser sa signature globale, nous avons travaillé à partir des signatures des sous-systèmes. Pour chaque $S_{i,i=1,\dots,N}$, nous avons construit un classifieur RN_i (à l'aide de réseaux de neurones), renseignant sur la présence d'un défaut situé entre S_1 et S_i grâce à un codage thermométrique, qui permet de prendre en compte la dépendance spatiale entre les sous-systèmes. Pour résoudre les situations de conflit éventuelles entre les classifieurs, nous avons combiné leurs réponses dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance, avant de prendre une décision sur la position et l'existence d'un défaut dans le système. Cette méthode, *DiagFus*, est extrêmement robuste, mais elle ne permet pas de quantifier les défauts. De plus, par

construction, elle rend impossible la gestion des cas multi-défauts.

C'est pourquoi, dans une dernière partie, nous avons proposé de fusionner les résultats issus de *DiagFus* et *DiagIter*, toujours dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance. Pour cela, il a fallu construire des jeux de masses à partir des résultats de chaque méthode, sur un cadre de discernement commun permettant de diagnostiquer tous les sous-systèmes. En particulier, les masses issues de *DiagIter* ont été construites en représentant les résidus générés par des distributions de possibilités, elles-mêmes construites à partir des distributions de possibilités des différents paramètres du modèle influant sur la génération des résidus, à l'aide du principe d'extension. Cette représentation a permis de construire un jeu de masses par sous-système en exploitant les relations entre représentations possibilistes et fonctions de croyance. Elle a également permis d'évaluer la gravité des défauts détectés.

Appliquées au diagnostic des CdV, et plus particulièrement à leurs condensateurs de compensation, ces méthodes ont fourni des résultats encourageants. Le CdV a été divisé en cellules de compensation, contenant chacune un condensateur de compensation et une portion de voie.

- sur des CdV comportant un seul défaut, *DiagIter* a permis de détecter et de localiser le défaut de façon efficace, en simulation comme sur signaux réels. Cependant, elle s'est révélée très dépendante de la bonne estimation des paramètres physiques globaux de la voie, nécessaires pour la modélisation des cellules de compensation. En particulier, le coefficient de désadaptation de la voie, λ_{Z_c} a une influence prépondérante, et sa mauvaise estimation détériore les résultats de façon importante.
- sur des CdV comportant un seul défaut, *DiagFus* a obtenu d'excellents résultats, tant en simulation qu'avec des signaux réels. Cette méthode a de plus l'avantage d'être très robuste et de ne pas nécessiter l'estimation des paramètres physiques du système.
- dans le cas multi-défauts, la fusion de *DiagFus* et *DiagIter* n'a été testée qu'en simulation, car on ne disposait pas de signaux réels correspondant à ce cas-là. La fusion a permis de maintenir un bon taux de détection du premier défaut tout en évaluant sa gravité, avec une précision plus ou moins bonne selon la gravité réelle des défauts. Nous avons également pu détecter et localiser un second défaut dans le CdV, en revanche, sa quantification s'est avérée peu précise. De plus, lorsque le second défaut est faible, il est assez difficile de le détecter.

Si ces premiers résultats sont encourageants, les méthodes mises en œuvre sont largement perfectibles. Pour la méthode *DiagIter*, un important travail d'amélioration du modèle doit être réalisé, notamment pour l'estimation du paramètre λ_{Z_c} . Pour l'instant, son évaluation se fait de façon heuristique, mais on pourrait développer une technique de régression, pour affiner son identification. Ceci rendrait certainement la quantification des défauts plus précise. De plus, nous n'avons pas travaillé durant cette étude sur la procédure d'optimisation de la fonction de coût dans la méthode du modèle de référence. Des études pourraient être menées dans cette direction pour améliorer la phase de génération des résidus. En particulier, on pourrait implémenter une méthode d'optimisation multivariées, afin de ne plus reporter la totalité du défaut sur la résistance série du condensateur, ce qui ne reflète pas la réalité (la capacité du condensateur varie également).

La méthode *DiagFus*, elle, semble assez performante en l'état. En revanche, pour ce qui concerne la fusion des deux, là encore, un certain nombre d'améliorations peuvent être apportées :

- utiliser des coefficients d'affaiblissement pour exprimer le fait que *DiagFus* est plus fiable sur la détection du premier défaut, et que *DiagIter* l'est plus pour les suivants ;
- lorsque l'on construit les jeux de masses à partir des résultats de *DiagIter*, on considère les résistances comme influencées par un unique paramètre (λ_{Z_c}). Il serait intéressant d'introduire l'incertitude sur d'autres paramètres physiques (comme la résistance ballast). De plus, pour tenir compte d'une éventuelle propagation d'erreur lors de la procédure itérative, on pourrait imaginer intégrer également l'incertitude sur la génération des résidus liés à tous les sous-systèmes précédents.

En revanche, le problème de cette méthode est le volume de calculs qu'elle nécessite lorsque le nombre de sous-systèmes est important, ce qui est le cas pour les CdV.

Enfin, concernant l'application en elle-même, il pourrait être judicieux d'exploiter d'autres signaux de mesures, comme l'historique des tournées d'inspection. Ceci inclurait, en plus de la dépendance spatiale, une dépendance temporelle (un défaut faible à un instant t sera présent, éventuellement aggravé, à un instant $t + 1$). D'autres signaux pourraient également être utilisés pour le diagnostic, comme le top condo.

Et bien sûr, ces méthodes nécessiteront une phase de validation à grande échelle sur le terrain, pour quantifier les gains réels dans les politiques de maintenance.

Annexe A

Impédances des éléments composant les JES

- Blocs Universels (BU)

Pour illustrer le comportement des BU, la figure A.1 montre les impédances d'un BUf1 et d'un BUf2 en fonction de la fréquence.

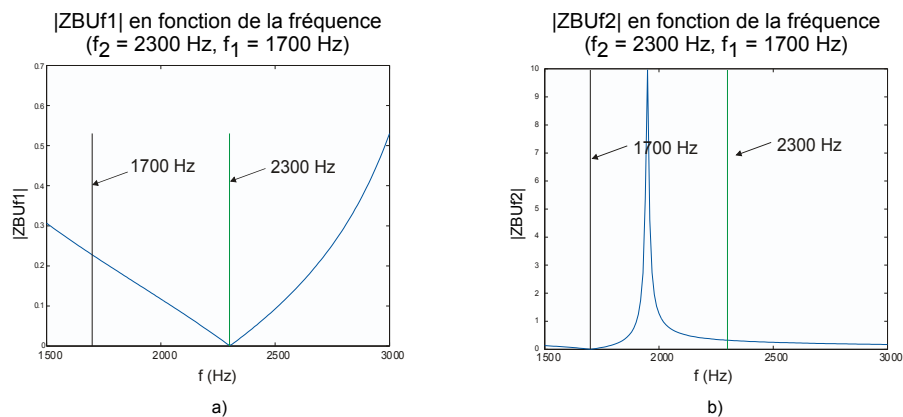


FIG. A.1 – Impédances d'un BUf1 (a) et d'un BUf2 (b) en fonction de la fréquence pour $f_1 = 1700 \text{ Hz}$ et $f_2 = 2300 \text{ Hz}$.

- Self de voie à air (SVA)

Pour illustrer le comportement de la SVA, la figure A.2 montre les impédances d'une SVA et d'un ensemble BUf2 + SVA en fonction de la fréquence.

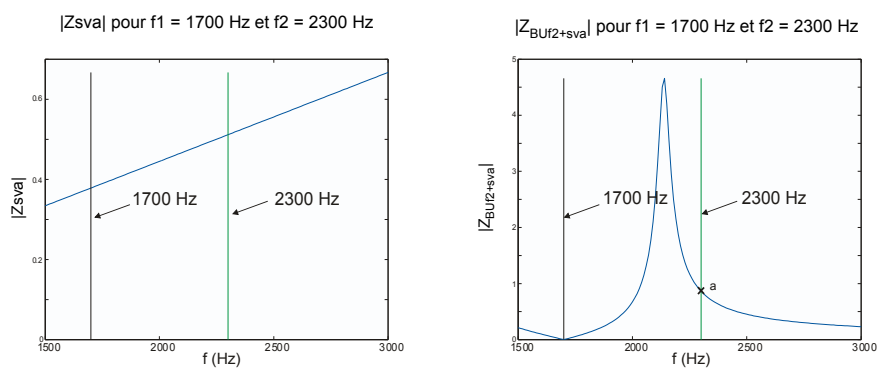


FIG. A.2 – Impédance d'une SVA et de BUf2 + SVA, pour $f_1 = 1700$ Hz et $f_2 = 2300$ Hz.

Annexe B

Règles de diagnostic des JES à partir des relevés de la voiture HELENE

L'analyse combinée du top condo et des relevés I_{cc} permet de détecter des défauts au niveau des JES :

- lorsque le mobile franchit un JES, cela se traduit sur le top condo par 3 élongations rapprochées. La première et la troisième doivent être identiques. Si l'écart relatif est supérieur à 30 %, le JES est considéré comme défectueux (figure B.1).

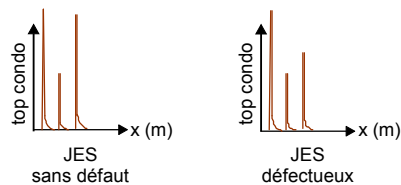


FIG. B.1 – Diagnostic de JES défectueux.

- sur le signal I_{cc} , un pic de surintensité se produit lors du franchissement du JES réception par le mobile (figure B.2). Il caractérise l'état du JES. Les valeurs minimales du rapport $\frac{I_2}{I_1}$ sont reportées dans le tableau B.1.

Fréquence	Rapport $\frac{I_2}{I_1}$
1700 Hz	2.2
2000 Hz	1.9
2300 Hz	1.9
2600 Hz	1.8

TAB. B.1 – Rapport $\frac{I_2}{I_1}$ minimal suivant la fréquence du CdV.

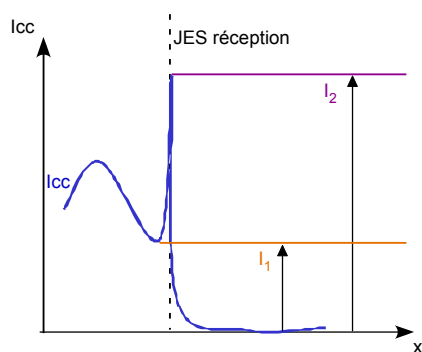


FIG. B.2 – Caractérisation de l'état du JES réception.

Annexe C

Outils pour la modélisation du CdV

C.1 Théorie des lignes de transmission

La voie est considérée comme une ligne de transmission à constantes réparties. Elle peut être représentée par le schéma équivalent présenté figure C.1.

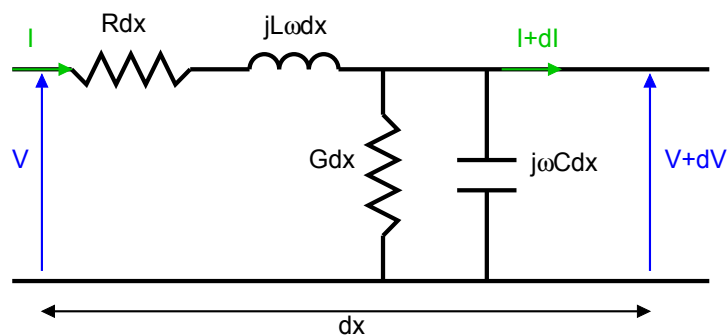


FIG. C.1 – Circuit équivalent à la ligne de transmission de longueur dx .

- L'inductance L par unité de longueur caractérise la densité d'énergie magnétique
- La capacité équivalente C par unité de longueur caractérise la densité d'énergie électrique stockée dans le milieu
- La résistance série R caractérise les pertes par effet Joule à la surface des parois du guide d'ondes
- La conductance parallèle G caractérise les fuites entre les deux conducteurs

D'après la figure C.1 :

$$\begin{aligned}V + dV &= V - RdxI - jL\omega dxI \\I + dI &= I - GdxV - jC\omega dxV\end{aligned}$$

D'où :

$$\begin{aligned}\frac{dV}{dx} &= -(R + jL\omega)I \\ \frac{dI}{dx} &= -(G + jC\omega)V\end{aligned}$$

En posant $Z = R + jL\omega$ et $Y = G + jC\omega$ on obtient :

$$\frac{d^2V}{dx^2} - ZYV = 0 \quad (\text{C.1})$$

$$\frac{d^2I}{dx^2} - ZYI = 0 \quad (\text{C.2})$$

Pour l'équation C.1, les solutions sont de la forme :

$$V(x) = V_i e^{-\theta x} + V_r e^{\theta x}. \quad (\text{C.3})$$

V_i est l'amplitude de l'onde incidente et V_r est l'amplitude de l'onde rétrograde. θ est appelé constante de propagation.

On a $\frac{d^2V}{dx^2} = \theta^2 V = ZYV$, d'où :

$$\theta = \sqrt{ZY} = \sqrt{(R + jL\omega)(G + jC\omega)}. \quad (\text{C.4})$$

On pose $\theta = \alpha + j\beta$ où α est l'atténuation et β la phase :

$$\theta^2 = (RG - LC\omega^2) + j(LG\omega + RC\omega) = \alpha^2 - \beta^2 + 2j\alpha\beta.$$

Par identification,

$$\begin{cases} \alpha^2 - \beta^2 &= RG - LC\omega^2 \\ 2\alpha\beta &= \omega(LG + RC) \end{cases}$$

$$\begin{cases} \alpha &= \sqrt{\frac{RG - LC\omega^2 + \sqrt{(RG - LC\omega^2)^2 + \omega^2(RC + LG)^2}}{2}} \\ \beta &= \sqrt{\frac{-RG + LC\omega^2 + \sqrt{(RG - LC\omega^2)^2 + \omega^2(RC + LG)^2}}{2}} \end{cases} \quad (\text{C.5})$$

De plus, $I = -\frac{dV}{dx}$:

$$I = \frac{\theta}{Z}(V_i e^{-\theta x} - V_r e^{\theta x}). \quad (\text{C.6})$$

On suppose la ligne infinie ($V_r = 0$) :

$$i = \frac{\theta}{Z} V_i e^{-\theta x} = \theta \frac{V}{Z},$$

d'où $\frac{V}{I} = \frac{Z}{\theta} = \frac{Z}{\sqrt{ZY}} = Z_c$, impédance caractéristique de la ligne :

$$Z_c = \sqrt{\frac{Z}{Y}} = \sqrt{\frac{R + jL\omega}{G + jC\omega}}. \quad (\text{C.7})$$

On pose $Z_c = R_c + jY_c$. De même que précédemment, par identification,

$$\begin{cases} R_c = \sqrt{\frac{RG + LC\omega^2 + \sqrt{(RG + LC\omega^2)^2 + \omega^2(RC - LG)^2}}{2}} \\ Y_c = \sqrt{\frac{-RG - LC\omega^2 + \sqrt{(RG + LC\omega^2)^2 + \omega^2(RC - LG)^2}}{2}} \end{cases} \quad (\text{C.8})$$

L'impédance ramenée est l'impédance calculée au point x :

$$\begin{aligned} Z(x) &= \frac{V(x)}{I(x)} = \frac{Z V_i e^{-\theta x} + V_r e^{\theta x}}{\theta V_i e^{-\theta x} - V_r e^{\theta x}} \\ Z(x) &= Z_c \frac{e^{-\theta x} + \frac{V_r}{V_i} e^{\theta x}}{e^{-\theta x} - \frac{V_r}{V_i} e^{\theta x}}. \end{aligned} \quad (\text{C.9})$$

En $x = 0$, $Z(0) = Z_t = Z_c \frac{1 + \rho_t}{1 - \rho_t}$ avec $\rho_t = \frac{V_r}{V_i}$. On en déduit ρ_t en fonction de Z_t et Z_c :

$$\rho_t = \frac{Z_t - Z_c}{Z_c + Z_t}. \quad (\text{C.10})$$

En remplaçant dans l'équation C.9 on obtient :

$$Z(x) = Z_c \frac{Z_t - Z_c th(\theta x)}{Z_c - Z_t th(\theta x)}. \quad (\text{C.11})$$

C.2 Théorie des quadripôles

Les équations du quadripôle élémentaire schématisé figure C.2 sont données par :

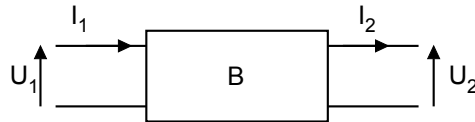


FIG. C.2 – Schéma d'un quadripôle.

$$\begin{bmatrix} U_2 \\ I_2 \end{bmatrix} = [B] \begin{bmatrix} U_1 \\ I_1 \end{bmatrix} \text{ avec } [B] = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{bmatrix}.$$

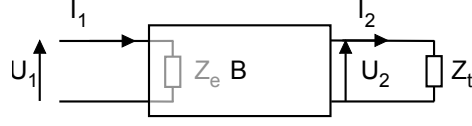


FIG. C.3 – Schéma d'un quadripôle bouclé sur une impédance terminale.

$[B]$ est la matrice de transfert du quadripôle. Un quadripôle passif vérifie la relation $B_{11}B_{22} - B_{12}B_{21} = 1$.

La tension en sortie du quadripôle, bouclé sur une impédance terminale Z_t , s'obtient à l'aide des relations suivantes :

$$\begin{bmatrix} U_2 \\ I_2 \end{bmatrix} = [B] \begin{bmatrix} U_1 \\ I_1 \end{bmatrix} \text{ et } U_2 = Z_t I_2, \text{ avec } I_2 = B_{21}U_1 + B_{22}I_1.$$

Le système d'équations donne :

$$\begin{cases} U_2 = B_{11}U_1 + B_{21}I_1 \\ U_2 = Z_t B_{21}U_1 + Z_t B_{22}I_1 \end{cases}$$

On en déduit :

$$I_1 = U_1 \left[\frac{Z_t B_{21} - B_{11}}{B_{12} - Z_t B_{22}} \right] \text{ et } U_2 = B_{11} + B_{12}U_1 \left[\frac{Z_t B_{21} - B_{11}}{B_{12} - Z_t B_{22}} \right].$$

Finalement,

$$U_2 = U_1 \frac{Z_t}{Z_t B_{22} - B_{12}}. \quad (\text{C.12})$$

L'impédance d'entrée Z_e du quadripôle fermé sur l'impédance terminale Z_t s'écrit :

$$Z_e = \frac{U_1}{I_1} = \frac{Z_t B_{22} - B_{12}}{B_{11} - Z_t B_{21}}. \quad (\text{C.13})$$

Annexe D

Matrices de transfert des quadripôles pour un CdV de fréquence f_1

- Pour un condensateur :

$$B_{condo} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{Z_{condo}} & 1 \end{bmatrix}$$

où $Z_{condo} = r + \frac{1}{jC\omega}$

- Pour une portion de voie de longueur x , d'impédance caractéristique Z_c et de constante de propagation θ :

$$B_{ligne} = \begin{bmatrix} \cosh(\theta x) & -Z_c \sinh(\theta x) \\ -\frac{\sinh(\theta x)}{Z_c} & \cosh(\theta x) \end{bmatrix}.$$

- Pour une SVA :

$$B_{sva} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{Z_{sva}} & 1 \end{bmatrix}$$

où $Z_{sva} = r_{sva} + jL_{sva}\omega + R_{cable} + jL_{cable}\omega$.

- Pour un court-circuit :

$$B_{cc} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{Z_{cc}} & 1 \end{bmatrix}$$

où Z_{cc} est la résistance du court-circuit (très faible, par exemple $Z_{cc} = 0.001 \Omega$).

- Pour les DB :

les DBf_1 sont équivalent à des condensateurs de compensation, et les DBf_2 à des courts-circuits.

- Pour un BUf_2 (dans les JES côté émission et réception) :

$$B_{BUf_2} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{Z_{eqBUf_2}} & 1 \end{bmatrix}$$

où Z_{eqBUf_2} équivalente au BUf_2 . On l'obtient de la façon suivante :

$$Z_{eqBUf_2} = Z_{BUf_2} + R_{cable} + jL_{cable}\omega.$$

Z_{BUf_2} est l'impédance du BUf_2 , R_{cable} et L_{cable} sont la résistance et l'inductance du câble qui relie le BUf_2 à la voie :

$$Z_{BUf_2} = r_{BUf_2} + \frac{z_{c_2}(z_{c_1} + jL\omega)}{z_{c_2} + z_{c_1} + jL\omega}$$

avec $z_{c_1} = \frac{1}{j\omega c_1}$ et $z_{c_2} = \frac{1}{j\omega c_2}$.

- Pour un BUf_1 (dans les JES côté émission et réception) :

$$B_{BUf_1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{Z_{eqBUf_1}} & 1 \end{bmatrix}$$

où Z_{eqBUf_1} équivalente au BUf_1 . On l'obtient de la façon suivante :

$$Z_{eqBUf_1} = \frac{Z_{BUf_1} Z_R}{Z_{BUf_1} + Z_R} + R_{cable} + jL_{cable}\omega.$$

Z_{BUf_1} est l'impédance du BUf_1 , R_{cable} et L_{cable} sont la résistance et l'inductance du câble qui relie le BUf_1 à la voie, Z_R est l'impédance ramenée sur le BUf_1 :

$$Z_{BUf_1} = r_{BUf_1} + \frac{z_{c_2}(z_{c_1} + jL\omega)}{z_{c_2} + z_{c_1} + jL\omega}$$

avec $z_{c_1} = \frac{1}{j\omega c_1}$ et $z_{c_2} = \frac{1}{j\omega c_2}$.

- Pour un l'ensemble BUf_1 + émetteur :

$$B_{em} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{Z_1} & 1 \end{bmatrix}$$

Annexe D. Matrices de transfert des quadripôles pour un CdV de fréquence f_1

où Z_1 est l'impédance du générateur de Thévenin (E_1 , Z_1) équivalent au circuit d'émission. On l'obtient de la façon suivante :

$$\begin{aligned} E_1 &= \frac{Z_{BUf_1} E_g}{Z_{BUf_1} + Z_R}, \\ Z_1 &= \frac{Z_{BUf_1} Z_R}{Z_{BUf_1} + Z_R} + R_{cable} + jL_{cable}\omega. \end{aligned}$$

Z_{BUf_1} est l'impédance du BU_{f_1} , R_{cable} et L_{cable} sont la résistance et l'inductance du câble qui relie le BU_{f_1} à la voie, Z_R est l'impédance ramenée sur le BU_{f_1} :

$$Z_{BUf_1} = r_{BUf_1} + \frac{z_{c_2}(z_{c_1} + jL\omega)}{z_{c_2} + z_{c_1} + jL\omega}$$

avec $z_{c_1} = \frac{1}{j\omega c_1}$ et $z_{c_2} = \frac{1}{j\omega c_2}$.

Annexe D. Matrices de transfert des quadripôles pour un CdV de fréquence f_1

Annexe E

Courant I_{cc} dans les bobines

Le courant I_b mesuré par les bobines n'est pas exactement le courant dans le premier essieu. 80 cm environ les séparent et il est nécessaire de tenir compte de ces localisations relatives pour établir le modèle exacte du courant I_{cc} [Akn02]. Cette précaution prend tout son sens lorsqu'un point de compensation se situe entre bobines et essieu. Le courant I_b est alors la somme du courant I_{cc} et du courant dérivé par l'élément de compensation.

Lorsque l'essieu et les bobines sont en aval de l'émetteur, on a le schéma illustré figure E.1. En reprenant les notations du 4.1.2, le courant et la tension aux bornes des bobines sont donnés par la relation :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} U_b \\ I_b \end{bmatrix} &= B_B^{-1} \begin{bmatrix} U_s \\ I_{s1} \end{bmatrix} \\ \Rightarrow \begin{bmatrix} U_b \\ I_b \end{bmatrix} &= B_B^{-1} \begin{bmatrix} R_s \\ \frac{m_2}{m_1} R_s - 1 \end{bmatrix} I_{cc} \end{aligned}$$

où B_B est la matrice de transfert du quadripôle équivalent aux éléments situés entre l'essieu et les bobines.

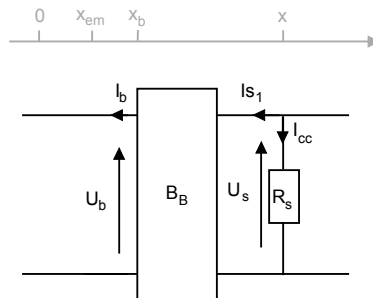


FIG. E.1 – Calcul du courant dans les bobines lorsque l'essieu et les bobines sont en aval de l'émetteur.

Annexe F

Mesures réalisées sur le terrain (zones 2436 et 4256)

Elément	Module	Phase (°)	Résistance (Ω)	Capacité (μF)
DB 1	3,588	-89,7	0.019	22.179
C 01	3,486	-89,7	0.018	22.828
C 02	3,606	-89,7	0.018	22.068
C 03	3,529	-89,7	0.018	22.550
C 04	3,541	-89,7	0.018	22.473
C 05	3,525	-89,7	0.018	22.575
C 06	3,605	-89,6	0.025	22.075
C 07	3,500	-89,7	0.018	22.737
C 08	3,547	-89,7	0.019	22.435
C 09	3,532	-89,7	0.018	22.531
C 10	3,585	-89,6	0.025	22.198
C 11	3,523	-89,6	0.025	22.588
C 12	3,561	-89,5	0.031	22.348
C 13	3,479	-89,6	0.024	22.874
C 14	3,543	-89,6	0.025	22.461
C 15	3,548	-89,7	0.019	22.429
C 16	3,513	-89,7	0.018	22.653
C 17	3,591	-89,6	0.025	22.130
C 18	3,618	-89,6	0.025	21.995
C 19	3,530	-89,7	0.018	22.543
C 20	3,598	-89,7	0.019	22.117
C 21	3,622	-89,7	0.025	21.971
C 22	8,818	-78,6	1.743	9.206
C 23	3,596	-89,7	0.019	22.356
DB 2	3,617	-89,7	0.019	22.001

TAB. F.1 – Résultats des mesures pour la zone 4256.

Elément	Module	Phase (°)	Résistance (Ω)	Capacité (μF)
DB 1	3,557	-89,7	0.019	22.372
C 01	3,574	-89,9	0.006	22.266
C 02	3,478	-89,8	0.012	22.880
C 03	3,745	-88,3	0.111	22.258
C 04	3,582	-89,9	0.006	22.216
C 05	3,629	-89,9	0.006	21.928
C 06	3,585	-89,9	0.006	22.197
C 07	3,743	-89,7	0.012	21.261
C 08	6,842	-63,3	3.074	13.019
C 09	3,603	-90,0	0	22.086
C 10	3,532	-90,0	0	22.530
C 11	3,926	-89,8	0.013	20.269
C 12	3,555	-90,0	0	22.385
C 13	3,612	-90,0	0	22.031
C 14	3,514	-90,0	0	22.646
C 15	3,556	-89,0	0.062	22.382
C 16	3,562	-89,9	0.006	22.341
C 17	3,653	-87,8	0.140	21.800
C 18	3,556	-90,0	0	22.378
C 19	3,556	-90,1	0.006	22.378
C 20	3,555	-89,9	0.006	22.385
C 21	4,063	-89,3	0.050	19.587
C 22	3,632	-90,0	0	21.910
C 23	3,562	-89,8	0.012	22.341
C 24	3,717	-90,0	0	21.409
C 25	3,583	-89,8	0.012	22.210
C 26	3,594	-90,2	0.012	22.142
DB 2	3,598	-89,7	0.019	22.117

TAB. F.2 – Module et phase des impédances relevées pour la zone 2436.

Annexe G

Estimation de λ_{Z_c} et R_b par une méthode heuristique

Pour estimer λ_{Z_c} et R_b , deux paramètres caractéristiques de la voie supposés constants le long d'un CdV on utilise un modèle externe du signal de mesure à 6 paramètres [Akn03] : le courant I_{cc} est modélisé par la fonction f suivante :

$$f(x) = a_1 \exp \left[\frac{\frac{x}{a_2}}{1 + a_3 \cos(a_4 x + a_5) \exp \frac{x}{a_6}} \right] \quad (\text{G.1})$$

où x représente un point de mesure (abscisse de l'essieu par rapport au CdV).

L'estimation des $\{a_i\}_{i=1, \dots, 6}$ se fait par minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre le signal I_{cc} et la fonction f définie par :

$$J(a_1, \dots, a_6) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{I_{cc}(i) - f(i)}{I_{cc}(i)} \right)^2. \quad (\text{G.2})$$

Pour cela, on utilise la méthode du simplexe [Nel65].

Des relations polynômiales empiriques ont ensuite été établies entre R_b et a_2 d'une part, et entre λ_{Z_c} et a_3 d'autre part, à partir du modèle du CdV complet. Elles dépendent de la fréquence du CdV, et sont regroupées dans les tableaux G.1 et G.2.

fréquence (Hz)	\hat{R}_b
1700	$5.04 \log^2(-a_2) - 73.29 \log(-a_2) + 264.44$
2000	$12.82 \log^2(-a_2) - 190.59 \log(-a_2) + 710.18$
2300	$11.99 \log^2(-a_2) - 177.77 \log(-a_2) + 660.34$
2600	$15.17 \log^2(-a_2) - 222.74 \log(-a_2) + 818.94$

TAB. G.1 – Estimation de R_b .

fréquence (Hz)	$\hat{\lambda}_{Z_c}$
1700	$1.14 a_3^2 - 0.285 a_3 + 1.01$
2000	$0.838 a_3^2 - 0.063 a_3 + 0.988$
2300	$0.792 a_3^2 + 0.086 a_3 + 1.033$
2600	$0.666 a_3^2 + 0.222 a_3 + 1.019$

TAB. G.2 – Estimation de λ_{Z_c} .

Annexe H

Annulation de biais dans la régression quadratique de mesures bruitées de façon non symétrique

H.1 Contexte

L'idée initiale est de débruiter chaque "chaînette" d'un signal Icc mesuré, en utilisant une méthode de régression par moindres carrés avec l'hypothèse d'un modèle de signal de type polynomial et d'un bruit non centré de type Gumbel. La particularité de notre application est que, en dehors du bruit classique de mesure (généralement Gaussien centré), une autre source tend à décaler le signal plutôt vers les valeurs négatives (bruit de shuntage).

Pour résoudre ce problème, il faudrait mettre en place une méthode de régression qui ne biaise pas l'estimation du monôme constant du modèle du signal par l'espérance du bruit non centré.

La méthode proposée consiste alors à résoudre la contrainte :

$$\arg \min_{\mathbf{a}} \left\{ \sum_{\varepsilon_i \geq 0} \varepsilon_i^2 + \lambda \sum_{\varepsilon_i < 0} \varepsilon_i^2 \right\}, \quad (\text{H.1})$$

où $\varepsilon_i = y_i - \mathbf{a}^T \mathbf{z}_i$ est une réalisation du bruit, y_i est une réalisation du signal bruité, \mathbf{a} est le vecteur des coefficients du polynôme (ici de degré 2) et $\mathbf{z} = (z^2, z, 1)$ est le vecteur des monômes associé à \mathbf{a} . Le paramètre λ sert à pénaliser les écarts quadratiques pour les points situés en dessous du signal. Expérimentalement, cette procédure a donné de bons résultats pour un paramètre λ voisin de 0.3.

Puisque la contrainte H.1 peut être remplacée par le problème dual :

$$\arg \min_{\mathbf{a}} \left\{ \sum_{i=1}^n \tilde{\varepsilon}_i^2 \right\}, \quad (\text{H.2})$$

où $\tilde{\varepsilon}_i$ est un nouveau bruit dont la densité est construite à partir de celle du bruit initial ε distribué suivant une loi de Gumbel de paramètres 0 et $\sigma = 0.03$ (cf. chap. 4), nous allons déterminer la valeur de λ , optimale pour le problème (2), pour laquelle $E[\tilde{\varepsilon}] = 0$.

H.2 Calcul du paramètre λ

H.2.1 Définition des densités utilisées

La densité du bruit initial ε , de type Gumbel de paramètres 0 et σ , est définie par :

$$f_\varepsilon(x) = \frac{1}{\sigma} \exp\left(\frac{x}{\sigma}\right) \exp\left(-\exp\left(\frac{x}{\sigma}\right)\right). \quad (\text{H.3})$$

La densité du bruit $\tilde{\varepsilon}$ associé au problème dual (2) peut s'écrire :

$$f_{\tilde{\varepsilon}}(x) = \begin{cases} \frac{f_\varepsilon(x)}{\lambda \int_{-\infty}^0 f_\varepsilon(x) dx + \int_0^{+\infty} f_\varepsilon(x) dx} & \text{si } x \geq 0 \\ \frac{\lambda f_\varepsilon(x)}{\lambda \int_{-\infty}^0 f_\varepsilon(x) dx + \int_0^{+\infty} f_\varepsilon(x) dx} & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (\text{H.4})$$

On pourra vérifier aisément que l'intégrale de $f_{\tilde{\varepsilon}}(x)$ vaut 1.

H.2.2 Calcul de l'espérance $E[\tilde{\varepsilon}]$

On peut écrire :

$$E[\tilde{\varepsilon}] = \int_{-\infty}^{+\infty} x f_{\tilde{\varepsilon}}(x) dx \quad (\text{H.5})$$

$$= \int_{-\infty}^0 x f_{\tilde{\varepsilon}}(x) dx + \int_0^{+\infty} x f_{\tilde{\varepsilon}}(x) dx \quad (\text{H.6})$$

$$= \frac{1}{c} \left[\lambda \int_{-\infty}^0 x f_\varepsilon(x) dx + \int_0^{+\infty} x f_{\tilde{\varepsilon}}(x) dx \right], \quad (\text{H.7})$$

avec

$$c = \lambda \int_{-\infty}^0 f_\varepsilon(x) dx + \int_0^{+\infty} f_{\tilde{\varepsilon}}(x) dx. \quad (\text{H.8})$$

Grâce au changement de variable $u = \exp\left(\frac{x}{\sigma}\right)$, on obtient :

$$E[\tilde{\varepsilon}] = \frac{1}{c} [\lambda \cdot \sigma \cdot a + \sigma \cdot b] \quad (\text{H.9})$$

$$= \frac{\sigma}{c} [\lambda \cdot a + b], \quad (\text{H.10})$$

où

$$a = \int_{-\infty}^0 x f_\varepsilon(x) dx = \int_0^1 \log(u) \exp(-u) du, \quad (\text{H.11})$$

$$b = \int_0^{+\infty} x f_{\tilde{\varepsilon}}(x) dx = \int_1^{+\infty} \log(u) \exp(-u) du, \quad (\text{H.12})$$

$$c = \lambda \int_0^1 \exp(-u) du + \int_1^{+\infty} \exp(-u) du = \lambda(1 - e^{-1}) + e^{-1}. \quad (\text{H.13})$$

Notons que les intégrales a et b sont des intégrales généralisées convergentes qui sont liées par la relation $a + b = -\gamma$, où γ est la constante d'Euler. Ces intégrales ne possèdent pas de formulation analytique. On pourrait tout au plus mettre en évidence le développement

en série (il suffit pour cela de développer $\exp(-u)$ en série et de permuter les symboles \int et \sum) :

$$a = \sum_{n=1}^{\infty} \frac{(-1)^n}{nn!}, \quad (\text{H.14})$$

qui n'a, lui aussi, pas de valeur remarquable usuelle.

H.2.3 Valeur optimale de λ

On peut finalement déduire que la valeur de λ qui annule l'espérance est donnée par :

$$\hat{\lambda} = -\frac{b}{a} \quad (\text{H.15})$$

$$= \frac{b}{\gamma + b}. \quad (\text{H.16})$$

Grâce à une intégration par parties, on peut ramener l'intégrale b à

$$b = \int_1^{+\infty} \frac{\exp(-u)}{u} du. \quad (\text{H.17})$$

Cette dernière expression fait intervenir l'intégrale remarquable EI (Exponential integral) dont une valeur approchée est

$$b = 0,2194 ; \quad (\text{H.18})$$

soit finalement

$$\hat{\lambda} = 0,2754. \quad (\text{H.19})$$

Annexe H. Annulation de biais dans la régression quadratique de mesures bruitées
de façon non symétrique

Annexe I

Résultats obtenus avec la méthode de régression

Fonction d'activation	Neurones cachés	t_{BD} (%)	t_{BL} (%)	t_{ND} (%)	t_{FA} (%)
Sigmoide	3	85.09	21.15	0.73	100
	4	84.91	30.64	0.94	100
	5	84.74	36.62	1.13	100
	6	84.36	45.89	1.58	100
	7	84.63	48.49	1.27	100
	8	84.71	56.12	1.17	100
	9	84.45	52.31	1.47	100
	15	84.66	52.97	1.23	100
Tangente hyperbolique	3	84.83	25.75	1.04	100
	4	84.79	33.57	1.08	100
	5	84.56	34.88	1.35	100
	6	84.78	41.19	1.09	100
	7	84.61	42.38	1.29	100
	8	84.66	47.02	1.23	100
	9	84.59	48.18	1.31	100
	15	84.15	55.62	1.82	100

TAB. I.1 – Résultats de la méthode de régression.

Annexe J

Exemple de fusion de classifieurs

J.1 Cas sans affaiblissement

Exemple : pour un CdV contenant $N = 3$ éléments de compensation, les fonctions de masses issues des classifieurs sont :

$$\begin{aligned} m_1^y(\{1\}) &= y_1 \\ m_1^y(\{2, 3, 4\}) &= 1 - y_1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} m_2^y(\{1, 2\}) &= y_2 \\ m_2^y(\{3, 4\}) &= 1 - y_2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} m_3^y(\{1, 2, 3\}) &= y_3 \\ m_3^y(\{4\}) &= 1 - y_3 \end{aligned}$$

On combine m_1^y et m_2^y :

$m_2^y \backslash m_1^y$	$\{1\}$ y_1	$\{2, 3, 4\}$ $1 - y_1$
$\{1, 2\}$ y_2	$\{1\}$ $y_1 y_2$	$\{2\}$ $y_2(1 - y_1)$
$\{3, 4\}$ $1 - y_2$	\emptyset $y_1(1 - y_2)$	$\{3, 4\}$ $(1 - y_1)y_2$

On combine ensuite $m_1^y \oplus m_2^y$ et m_3^y :

$m_3^y \backslash m_1^y \oplus m_2^y$	$\{1\}$ $y_1 y_2$	$\{2\}$ $(1 - y_1)y_2$	$\{3, 4\}$ $(1 - y_1)(1 - y_2)$	\emptyset $y_1(1 - y_2)$
$\{1, 2, 3\}$ y_3	$\{1\}$ $y_1 y_2 y_3$	$\{2\}$ $(1 - y_1)y_2 y_3$	$\{3\}$ $(1 - y_1)(1 - y_2)y_3$	\emptyset $y_1(1 - y_2)y_3$
$\{4\}$ $1 - y_3$	\emptyset $y_1 y_2(1 - y_3)$	\emptyset $(1 - y_1)y_2(1 - y_3)$	$\{4\}$ $(1 - y_1)(1 - y_2)(1 - y_3)$	\emptyset $y_1(1 - y_2)(1 - y_3)$

Finalement, on obtient

$$\begin{aligned}
 m^{\mathcal{Y}}(\{1\}) &= y_1 y_2 y_3 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{2\}) &= (1 - y_1) y_2 y_3 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{3\}) &= (1 - y_1)(1 - y_2) y_3 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{4\}) &= (1 - y_1)(1 - y_2)(1 - y_3)
 \end{aligned}$$

$$m^{\mathcal{Y}}(\emptyset) = 1 - \sum_{i=1}^{N+1} m^{\mathcal{Y}}(\{i\})$$

J.2 Cas avec affaiblissement

Exemple : on reprend l'exemple précédent. Les masses deviennent :

$$\begin{aligned}
 m_1^{\mathcal{Y}}(\{1\}) &= \alpha_1 y_1 \\
 m_1^{\mathcal{Y}}(\{2, 3, 4\}) &= \alpha_1(1 - y_1) \\
 m_1^{\mathcal{Y}}(\{1, 2, 3, 4\}) &= 1 - \alpha_1
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 m_2^{\mathcal{Y}}(\{1, 2\}) &= \alpha_2 y_2 \\
 m_2^{\mathcal{Y}}(\{3, 4\}) &= \alpha_2(1 - y_2) \\
 m_2^{\mathcal{Y}}(\{1, 2, 3, 4\}) &= 1 - \alpha_2
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 m_3^{\mathcal{Y}}(\{1, 2, 3\}) &= \alpha_3 y_3 \\
 m_3^{\mathcal{Y}}(\{4\}) &= \alpha_3(1 - y_3) \\
 m_3^{\mathcal{Y}}(\{1, 2, 3, 4\}) &= 1 - \alpha_3
 \end{aligned}$$

On combine d'abord $m_1^{\mathcal{Y}}$ avec $m_2^{\mathcal{Y}}$:

$m_2^{\mathcal{Y}} \backslash m_1^{\mathcal{Y}}$	$\{1\}$ $\alpha_1 y_1$	$\{2, 3, 4\}$ $\alpha_1(1 - y_1)$	\mathcal{Y} $1 - \alpha_1$
$\{1, 2\}$ $\alpha_2 y_2$	$\{1\}$ $\alpha_1 y_1 \alpha_2 y_2$	$\{2\}$ $\alpha_2 y_2 \alpha_1(1 - y_1)$	$\{1, 2\}$ $\alpha_2 y_2(1 - \alpha_1)$
$\{3, 4\}$ $\alpha_2(1 - y_2)$	\emptyset $\alpha_1 y_1 \alpha_2(1 - y_2)$	$\{3, 4\}$ $\alpha_1(1 - y_1) \alpha_2(1 - y_2)$	$\{3, 4\}$ $(1 - \alpha_1) \alpha_2(1 - y_2)$
\mathcal{Y} $1 - \alpha_2$	$\{1\}$ $\alpha_1 y_1(1 - \alpha_2)$	$\{2, 3, 4\}$ $\alpha_1(1 - y_1)(1 - \alpha_2)$	\mathcal{Y} $(1 - \alpha_1)(1 - \alpha_2)$

Annexe J. Exemple de fusion de classifieurs

Puis on effectue la combinaison de $m_1^{\mathcal{Y}} \odot m_2^{\mathcal{Y}}$ avec $m_3^{\mathcal{Y}}$:

$m_3^{\mathcal{Y}} \backslash m_1^{\mathcal{Y}} \odot m_2^{\mathcal{Y}}$	\emptyset	$\{1\}$ $\alpha_1 y_1 \alpha_2 y_2$ $+\alpha_1 y_1 (1 - \alpha_2)$	$\{2\}$ $\alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 y_2$	$\{1, 2\}$ $(1 - \alpha_1) \alpha_2 y_2$
$\{1, 2, 3\}$ $\alpha_3 y_3$	\emptyset	$\{1\}$ $\alpha_1 y_1 \alpha_2 y_2 \alpha_3 y_3$ $+\alpha_1 y_1 (1 - \alpha_2) \alpha_3 y_3$	$\{2\}$ $\alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 y_2 \alpha_3 y_3$	$\{1, 2\}$ $(1 - \alpha_1) \alpha_2 y_2 \alpha_3 y_3$
$\{4\}$ $\alpha_3 (1 - y_3)$	\emptyset	\emptyset	\emptyset	\emptyset
\mathcal{Y} $1 - \alpha_3$	\emptyset	$\{1\}$ $\alpha_1 y_1 \alpha_2 y_2 (1 - \alpha_3)$ $+\alpha_1 y_1 (1 - \alpha_2) (1 - \alpha_3)$	$\{2\}$ $\alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 y_2 (1 - \alpha_3)$	$\{1, 2\}$ $(1 - \alpha_1) \alpha_2 y_2 (1 - \alpha_3)$

$m_3^{\mathcal{Y}} \backslash m_1^{\mathcal{Y}} \odot m_2^{\mathcal{Y}}$	$\{3, 4\}$ $\alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 (1 - y_2)$ $+(1 - \alpha_1) \alpha_2 (1 - y_2)$	$\{2, 3, 4\}$ $\alpha_1 (1 - y_1) (1 - \alpha_2)$	\mathcal{Y} $(1 - \alpha_1) (1 - \alpha_2)$
$\{1, 2, 3\}$ $\alpha_3 y_3$	$\{3\}$ $\alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 (1 - y_2) \alpha_3 y_3$ $+(1 - \alpha_1) \alpha_2 (1 - y_2) \alpha_3 y_3$	$\{2, 3\}$ $\alpha_1 (1 - y_1) (1 - \alpha_2) \alpha_3 y_3$	$\{1, 2, 3\}$ $(1 - \alpha_1) (1 - \alpha_2) \alpha_3 y_3$
$\{4\}$ $\alpha_3 (1 - y_3)$	$\{4\}$ $\alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 (1 - y_2) \alpha_3 (1 - y_3)$ $(1 - \alpha_1) \alpha_2 (1 - y_2) \alpha_3 (1 - y_3)$	$\{4\}$ $\alpha_1 (1 - y_1) (1 - \alpha_2) \alpha_3 (1 - y_3)$	$\{4\}$ $(1 - \alpha_1) (1 - \alpha_2) \alpha_3 (1 - y_3)$
\mathcal{Y} $1 - \alpha_3$	$\{3, 4\}$ $\alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 (1 - y_2) (1 - \alpha_3)$ $+(1 - \alpha_1) \alpha_2 (1 - y_2) (1 - \alpha_3)$	$\{2, 3, 4\}$ $\alpha_1 (1 - y_1) (1 - \alpha_2) (1 - \alpha_3)$	\mathcal{Y} $(1 - \alpha_1) (1 - \alpha_2) (1 - \alpha_3)$

Finalement, les éléments focaux et les masses obtenus après combinaison sont :

$$\begin{aligned}
 m^{\mathcal{Y}}(\{1\}) &= \alpha_1 y_1 \alpha_2 y_2 \alpha_3 y_3 + \alpha_1 y_1 (1 - \alpha_2) \alpha_3 y_3 \\
 &\quad + \alpha_1 y_1 \alpha_2 y_2 (1 - \alpha_3) + \alpha_1 y_1 (1 - \alpha_2) (1 - \alpha_3) \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{2\}) &= \alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 y_2 \alpha_3 y_3 + \alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 y_2 (1 - \alpha_3) \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{3\}) &= \alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 (1 - y_2) \alpha_3 y_3 + (1 - \alpha_1) \alpha_2 (1 - y_2) \alpha_3 y_3 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{4\}) &= \alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 (1 - y_2) \alpha_3 (1 - y_3) + (1 - \alpha_1) \alpha_2 (1 - y_2) \alpha_3 (1 - y_3) \\
 &\quad + \alpha_1 (1 - y_1) (1 - \alpha_2) \alpha_3 (1 - y_3) + (1 - \alpha_1) (1 - \alpha_2) \alpha_3 (1 - y_3) \\
 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{1, 2\}) &= (1 - \alpha_1) \alpha_2 y_2 \alpha_3 y_3 + (1 - \alpha_1) \alpha_2 y_2 (1 - \alpha_3) \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{2, 3\}) &= \alpha_1 (1 - y_1) (1 - \alpha_2) \alpha_3 y_3 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{3, 4\}) &= \alpha_1 (1 - y_1) \alpha_2 (1 - y_2) (1 - \alpha_3) + (1 - \alpha_1) \alpha_2 (1 - y_2) (1 - \alpha_3) \\
 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{1, 2, 3\}) &= (1 - \alpha_1) (1 - \alpha_2) \alpha_3 y_3 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\{2, 3, 4\}) &= \alpha_1 (1 - y_1) (1 - \alpha_2) (1 - \alpha_3) \\
 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\mathcal{Y}) &= (1 - \alpha_1) (1 - \alpha_2) (1 - \alpha_3) \\
 \\
 m^{\mathcal{Y}}(\emptyset) &= \text{Complément à 1}
 \end{aligned}$$

Bibliographie

- [Adr00] O. Adrot. *Diagnostic à base de modèles incertains utilisant l'analyse par intervalles : l'approche bornante*. Thèse, Institut National Polytechnique de Lorraine, 2000.
- [AFN02] AFNOR. Maintenance industrielle - Fonction maintenance. Rapport technique EN X60-00, AFNOR, Mai 2002.
- [Akn02] P. Aknin et L. Oukhellou. Simulation du comportement électrique des cdv tvm 430. Rapport technique, INRETS, Arcueil, France, 2002.
- [Akn03] P. Aknin, L. Oukhellou, et F. Vilette. Track circuit diagnosis based on automatic analysis of measurement records. Dans *Proceedings of WCRR 2003*, Edinburgh, Scotland, 2003.
- [Ant91] M. Antoni. Optimisation et modélisation des circuits de voie pour le tgv nord. Mémoire, Conservatoire des Arts et Métiers de Paris, 1991.
- [Ant02] M. Antoni et J.J. Havet. CdV UM71C TVM guide d'exploitation des relevés Icc. Rapport technique, SNCF, 2002. IN 2619.
- [App91] A. Appriou. Probabilités et incertitude en fusion de données multi-senseurs. *Revue Scientifique et Technique de l'Armée*, 11 :27–40, 1991.
- [Ban78] G. Banon. Distinction entre plusieurs sous-ensembles de mesures floues. Dans *Proceedings of Colloque international sur le théorie des ensembles flous*, Marseille, France, 1978.
- [Ban92] H. Bandemer et W. Näther. *Fuzzy data analysis*. Kluwer Academic Publishers, 1992.
- [Bas97] M. Basseville et I.V. Nikiforov. *Detection of abrupt changes theory and application*. Prentice Hall, 1997.
- [Bau05] C. Baudrit. *Représentation et propagation de connaissances imprécises et incertaines. Application à l'évaluation des risques liés aux sites et aux sols pollués*. Thèse, Université de Toulouse III, 2005.
- [Ber02] C. Bertoluzza, M.A. Gil, et D.A. Ralescu. *Statistical modeling, analysis and management of fuzzy data*. Physica-Verlag, 2002.
- [Bis97] C.M. Bishop. *Neural networks for pattern recognition*. Oxford Univ. Press, United States, 1997.
- [Blo03] I. Bloch, H. Maître, C. Garbay, R. Reynaud, et M. Rombaut. *Fusion d'information en traitement du signal et des images*. Hermès Science Publications, 2003.
- [Can03] Canarail. Evaluation préliminaire des tracés, des technologies et des coûts d'implantation inhérents à un train haute vitesse entre Montréal et la frontière

- américaine - Revue des technologies en utilisation commerciale. Rapport technique 03-108, Ministère des transports du Québec, Juillet 2003.
- [Cha83] C. Chabanon et B. Dubuisson. Discrimination quadratique en reconnaissance des formes. Obtention de frontières du type hyper quadratiques de révolution. *RAIRO Automatique Systems Analysis and Control*, 17, 1983.
- [Cha95] S. Chauvin. *Evaluation des théories de la décision appliquées à la fusion de capteurs en imagerie satellitaire*. Thèse, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications et Université de Nantes, 1995.
- [Civ86] M.R. Civanlar et H.J. Trussel. Constructing membership functions using statistical data. *Fuzzy Sets and Systems*, 18 :1–13, 1986.
- [Com06] E. Come et A. Same. Régression et modèle de mélanges pour le débruitage. Dans *Proceedings of RIAS'2006 (Rencontres Inter-Associations)*, Lyon, 2006.
- [Con79a] W.J. Conover et R.L. Iman. A distribution-free approach to inducing rank correlation among input variables. *Technometric*, 3 :311–334, 1979.
- [Con79b] W.J. Conover, M.D. McKay, et R.J. Becknam. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code. *Technometric*, 1979.
- [Cov67] T.M. Cover et P.E. Hart. Nearest neighbour pattern classification. *IEEE Trans. on Information Theory*, 13 :21–27, 1967.
- [Cro04] J.P. Crochet. Circuits de voie à joints électriques de séparation type UM71C TVM430. Maintenance. Rapport technique, SNCF, 2004. IN 0686.
- [Cun85] Y. Le Cun. Une procédure d'apprentissage pour réseau à seuil asymétrique. *Cognitiva*, 85 :599–604, 1985.
- [Deb06] A. Debiolles, L. Oukhellou, T. Denœux, et P. Aknin. Output coding of spatially dependent subclassifiers in evidential framework. application to the diagnosis of railway track / vehicle transmission system. Dans *Proceedings of Fusion 2006*, 2006.
- [Del87] M. Delgado et S. Moral. On the concept of possibility - probability consistency. *Fuzzy Sets and Systems*, 21 :311–318, 1987.
- [Dem68] A. P. Dempster. A generalization of bayesian inference. *Journal of the Royal Statistical Society*, 30 :205–247, 1968.
- [Den95] T. Denœux. Application du Modèle des Croyances Transférables en Reconnaissance de Formes. *Traitement du Signal*, 14(5) :443–451, 1995.
- [Den01] T. Denœux. Diagnostic par reconnaissance de formes : approches non probabilistes. Dans B. Dubuisson, Ed, *Diagnostic, Intelligence Artificielle et Reconnaissance de formes*, pages 143–178. Traité IC2, Hermès, 2001.
- [Dev93] S. Deveughele et B. Dubuisson. Using possibility theory in perception : an application in artificial vision. Dans *Proceedings of the Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 821–826, San Francisco, USA, 1993.
- [Doc81] P.G. Doctor, T.P. Harrington, T.J. Davis, C.J. Morris, et D.W. Fraley. Pattern recognition methods for classifying methods and sizing flaws using eddy-current data, eddy-current characterization of materials and structures. *ASTM STP 722*, pages 464–483, 1981.

- [Dre04] G. Dreyfus, M. Samuelides, J.M. Martinez, M.B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, et L. Hérault. *Réseaux de neurones. Méthodologies et applications*. Eyrolles edition, 2004.
- [Dub85] D. Dubois et H. Prade. A review of fuzzy set aggregation connectives. *Information Sciences*, 36 :85–121, 1985.
- [Dub86] D. Dubois et H. Prade. A set-theoretic view of belief functions : logical operations and approximations by fuzzy sets. *International Journal of General Systems*, 12 :193–226, 1986.
- [Dub88] D. Dubois et H. Prade. *Possibility theory*. Plenum Press, New York edition, 1988.
- [Dub90] B. Dubuisson. *Diagnostic et reconnaissance des formes*. Hermès Science Publications, 1990.
- [Dub92] D. Dubois et H. Prade. Combination of information in the framework of possibility. Dans M. Al Abidi, Ed, *Data fusion in robotics and machine intelligence*. Academic Press edition, 1992.
- [Dub00] D. Dubois, H.T. Nguyen, et H. Prade. Possibility theory, probability and fuzzy sets : misunderstandings, bridges and gaps. Dans D. Dubois et H. Prade, Ed, *Fundamentals of fuzzy sets*, pages 343–438. Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [Dub01a] B. Dubuisson. *Automatique et statistiques pour le diagnostic*. Hermès Science Publications, 2001.
- [Dub01b] B. Dubuisson. *Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes*. Hermès Science Publications, 2001.
- [Dud01] R.O. Duda et O.E. Hart. *Pattern classification and scene analysis*. John Wiley and Sons edition, 2001.
- [Elo04] Z. Elouedi, K. Mellouli, et P. Smets. Assessing sensor reliability for multisensor data fusion within the transferable belief model. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B : Cybernetics*, 34(1) :782–787, 2004.
- [Fal05] M.C. Falvo, E. Fedeli, et R. Lamedica. A simulation model of audio-frequency track circuits. Dans *Proceedings of SPRTS'05*, 2005.
- [Fer67] T.S. Ferguson. *Mathematical statistics. A decision theory approach*. Academic Press Inc., 1967.
- [Fer96a] S. Ferson, J. Arlin, et L. Ginzburg. Hybrid processing of stochastic and subjective uncertainty data. *Risk Analysis*, 16(6) :785–791, 1996.
- [Fer96b] S. Ferson et L.R. Ginzburg. Different methods are needed to propagate ignorance and variability. *Reliability Engineering and Systems Safety*, 54 :133–144, 1996.
- [Fes01] F. Fessant, P. Aknin, F. Vilette, et M. Antoni. Modélisation électrique du circuit de voie, élément du système de transmission voie-machine des TGV. *3EI*, 27 :46–52, 2001.
- [Fes02] F. Fessant et S. Midenet. Self-organizing map for data imputation and correction in surveys. *Neural Computing and Applications*, 10(4) :300–310, 2002.
- [Fil04] P. Filzmoser et R. Viertl. Testing hypothesis with fuzzy data : the fuzzy p-value. *Metrika*, 59 :21–29, 2004.

- [Fle87] R. Fletcher. *Practical Methods of Optimization*. John Wiley and Sons, 1987.
- [Fuk89] K. Fukushima. On the approximate realization of continuous mapping by neural networks. *Neural Networks*, 2 :183–192, 1989.
- [Geb98] J. Gebhardt, M.A. Gil, et R. Kruse. Fuzzy set-theoretic methods in statistics. Dans R. Slowinski, Ed, *Fuzzy sets in decision analysis, operations research and statistics*, pages 311–347. Kluwer Academic Publishers, 1998.
- [Gei00] R. Geimer et J.P. Crochet. Conditions générales de fonctionnement des circuits de voie. Rapport technique, SNCF, 2000. IN 0655.
- [Gei05] R. Geimer. Installations électriques et de signalisation (I.E.S.) - Planning Annuel de Maintenance préventive (P.A.M) des installations de signalisation électrique - Particularités - Périodicités. Rapport technique, SNCF, 2005. IN 0366.
- [Ger98] J. Gertler. *Fault detection and diagnosis in engineering systems*. Marcel Dekker, Inc., 1998.
- [Gon02] R. Gonzalez. Sistemas de señalización en la alta velocidad europea. *Lineas del tren*, (281) :8–13, Décembre 2002.
- [Gou05] J.P. Gounon. Signaux - Signalisation de cabine de type TVM. Rapport technique, SNCF, 2005. IN 2379.
- [Gra95] M. Grabisch. Fuzzy integral in multicriteria decision making. *Fuzzy Sets and Systems*, 69 :279–298, 1995.
- [Gum35] E.J. Gumbel. Les valeurs extrêmes des distributions statistiques. *Annales de l'Institut Henri Poincaré*, 5(2) :115–158, 1935.
- [Guy03] D. Guyonnet, D. Bourguin, D. Dubois, H. Fargier, B. Côme, et J.P. Chilès. Hybrid approach for addressing uncertainty in risk assessments. *Journal of Environmental Engineering*, 126 :68–78, 2003.
- [Has93] B. Hassibi et D.G. Stork. Second derivatives for network pruning : Optimal brain surgeon. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 5 :164–171, 1993.
- [Hav03] J.J. Havet. Surveillance embarquée des installations de signalisation et de radio sol-trains sur LGV. Exécution des tournées de la voiture HELENE. Rapport technique, SNCF, 2003. IN 0387.
- [Hin89] G.E. Hinton. Connectionist learning procedures. *Artificial intelligence*, 40 :185–234, 89.
- [Ho65] Y.C. Ho et R.L. Kashyap. An algorithm for linear inequalities and its applications. *IEEE Trans. on Electronics Computers*, 14 :683–688, 1965.
- [Hoo61] R.O. Hooke et J.A. Jeeves. Direct search solution of numerical and statistical problems. *J.A.C.M.*, 8 :212–220, 1961.
- [Hor89] K. Hornik, M. Stinchcombe, et H. White. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2 :359–366, 1989.
- [Hua98] N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu, E.H. Shih, Q. Zheng, C.C. Tung, et H.H. Liu. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society of London*, A(454) :903–995, 1998.

- [Ich02] K. Ichikawa, K. Igarashi, et S. Kato. Le nouveau train d'inspection multiple type 923 pour Shinkansen. *Rail International*, pages 24–29, Juin 2002.
- [Ise93] R. Isermann. Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing. Tutorial paper. *Automatica*, 29(4) :815–835, 1993.
- [Kau75] A. Kaufmann. *Introduction to the theory of fuzzy subsets*. Academic Press, New York edition, 1975.
- [Kli90] G.J. Klir. A principle of uncertainty and information invariance. *International Journal of General Systems*, 17(2-3) :249–275, 1990.
- [Koe78] R. Koenher et G. Basset. Régression quantile. *Econometrica*, 46(1), 1978.
- [Kru87] R. Kruse et K.D. Meyer. *Statistics with vague data*. Reidel, 1987.
- [Lac00] M. Lacour. Notice système TVM300 - TVM430. Rapport technique, SNCF, 2000. TT 451.
- [Las00] V. Lasserre, G. Mauris, et L. Foulloy. A simple possibilistic modelisation of measurement uncertainty. Dans L.A. Zadeh, B. Bouchon-Meunier, et R.R. Yager, Ed, *Uncertainty in intelligent and information systems*, pages 58–69. World scientific, 2000.
- [Lee87] T. Lee, J.A. Richards, et P.H. Swain. Probabilistic and evidential approaches for multisource data analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 25(3) :283–293, 1987.
- [Lef02] E. Lefevre, O. Colot, et P. Vannoorenberghe. Belief function combination and conflict management. *Information Fusion*, 3(2) :149–162, 2002.
- [Len96] R. Lengellé et T. Dencœux. Training MLPs layer by layer using an objective function for internal representations. *Neural Networks*, 9 :83–97, 1996.
- [Lor92] V. Lorquet. *Etude d'un codage semi-distribué adaptatif pour les réseaux multi-couches. Application au diagnostic, à la modélisation et à la commande*. Thèse, Ecole National Supérieure des Télécommunications, 1992.
- [Luo89] R.C. Luo et M.G. Kay. Multisensor integration and fusion in intelligent systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 19(5) :901–931, 1989.
- [Lur03] C. Lurette. *Développement d'une technique neuronale auto-adaptative pour la classification dynamique de données évolutives : application à la supervision d'une presse hydraulique*. Thèse, Université de Lille I, 2003.
- [LZB] Site internet : web.utanet.at.
- [Mas05] M. Masson. Apports de la théorie des possibilités et des fonctions de croyance à l'analyse de données imprécises. Mémoire d'Habilitation à Diriger des Recherches, 2005.
- [McC43] W.S. McCulloch et W. Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 9 :127–147, 1943.
- [Men42] K. Menger. Statistical metrics. Dans *Proc. National Academy of Sciences USA*, volume 28, pages 535–537, 1942.
- [Min69] M. Minsky et S. Papert. *Perceptrons*. MIT Press, 1969.
- [Mou93] G. Mourot. *Contribution au diagnostic de systèmes industriels par reconnaissance des formes*. Thèse, Université de Technologie de Compiègne, 1993.

- [Mul99] S. Muller, P. Garda, et J.D. Muller. Un codage neuro flou pour le traitement de données incomplètes par réseaux connexionnistes. Dans *Proceedings of IMPU'98 - Seventh conference on Information Processing and Management of Uncertainty in knowledge-based systems*, pages 973–980, 1999.
- [Nad03] M. Nadji. Diagnostic de la transmission voie / machine : approche réursive de la modélisation des défauts du circuit de voie. Rapport technique, INRETS, Arcueil, France, juillet 2003.
- [Nel65] J.A. Nelder et R. Mead. A simplex method for function minimization. *Computer journal*, 7 :308–313, 1965.
- [Ouk97] L. Oukhellou. *Paramétrisation et classification de signaux en contrôle non destructif. Application à la reconnaissance des défauts de rails par courants de Foucault*. Thèse, Université Paris XI Orsay, 1997.
- [Ouk04] L. Oukhellou, P. Aknin, et F. Vilette. Automatic diagnosis of track circuit in predictive maintenance context. Dans *Proceedings of Railway engineering 04*, London, United Kingdom, 2004.
- [Ouk06] L. Oukhellou, P. Aknin, et E. Deléchelle. Railway infrastructure system diagnosis using empirical mode decomposition and hilbert transform. Dans *Proceedings of ICASSP 2006*, Toulouse, Mai 2006.
- [Par62] E. Parzen. On estimation of probability density function and mode. *Ann. Math. Statis.*, 33 :1065–1076, 1962.
- [Pez99] A. Pezzati, A. Malaspina, M. Idili, R. Guasconi, A. Fossati, et V. Altamura. Sistema di diagnostica codici per B.A.C.C. e circuiti di binario. *Ingegneria ferroviaria*, 54(7) :500–506, Juillet 1999.
- [Ren99] S. Petit Renaud. *Application de la théorie des croyances et des systèmes flous à l'estimation fonctionnelle en présence d'informations incertaines ou imprécises*. Thèse, Université de Technologie de Compiègne, 1999.
- [Ret87] R. Retiveau. *La signalisation ferroviaire*. Presses de l'Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, 1987.
- [Ros60] H.H. Rosenbrock. An automatic method for finding the greatest of least value of a function. *The Computer Journal*, 3 :175–181, 1960.
- [Ros62] F. Rosenblatt. *Principle of neurodynamics : perceptrons and the theory of brain mechanisms*. Spartan books, 1962.
- [Ros65] F. Rosenblatt. The perceptron : a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, pages 386–408, 1965.
- [Rum86] D.E. Rummelhart, G.E. Hinton, et F.J. Williams. Learning internal representations by error propagation. *Parallel Distributed Processing*, 1, 1986.
- [Sap90] G. Saporta. *Probabilités, analyse de données et statistique*. Technip, 1990.
- [Sch83] B. Schweizer et A. Sklar. *Probabilistic metric spaces*. Dover Publications, North Holland, Amsterdam edition, 1983.
- [Sha76] G. Shafer. *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press edition, 1976.
- [Sme90a] P. Smets. Belief functions : the disjunctive rule of combination and the generalized bayesian theorem. *International Journal of Approximate Reasoning*, 9 :1–35, 1990.

- [Sme90b] P. Smets. The combination of evidence in the transferable belief model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(5) :p.447–458, 1990.
- [Sme94] P. Smets et R. Kennes. The transferable belief model. *Artificial Intelligence*, 66 :191–234, 1994.
- [Sme97] P. Smets et R. Kruse. The transferable belief model for quantified belief representation. Dans A. Motro and P. Smets, Ed, *Uncertainty in Information Systems : From Needs to Solutions*, pages 343–368. Kluwer, Boston, MA., 1997.
- [Tay04] J. Shaw Taylor et N. Cristianini. *Kernel Methods for Pattern Analysis*. Cambridge University Press, 2004.
- [Ten98] M. Tenenhaus. *La régression PLS théorie et pratique*. Technip, France, 1998.
- [Tho88] L. Thourel. *Calcul et conception des dispositifs en ondes centimétriques et millimétriques - Tome 1 - Circuits passifs*. Cépaudès Editions, 1988.
- [Tho96] J.H. Thomas. *Etude de méthodes de diagnostic par reconnaissance de formes floues. Application à deux situations issues du domaine automobile*. Thèse, Université de Technologie de Compiègne, 1996.
- [Val98] L.G. Vela Valdes. *Etude et élaboration d'une approche fonctionnelle pour la localisation de défauts en diagnostic. Application à la simulation d'un moteur à courant continu*. Thèse, Université Henri Poincaré, Nancy 1, France, 1998.
- [Vie96] R. Viertl. *Statistical methods for non-precise data*. CRC Press, 1996.
- [Web99] P. Weber. *Diagnostic de procédé par analyse des estimations paramétriques de modèles de représentation à temps discret*. Thèse, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 1999.
- [Wer74] P.J. Werbos. *Beyond regression : new tools for prediction and analysis in the behavioral sciences*. Thèse, Harvard University, 1974.
- [Wil76] A.S. Willsky. A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica*, 12 :601–611, 1976.
- [Yag87] R.R. Yager. On the dempster-shafer framework and new combination rules. *Information Sciences*, 41 :93–138, 1987.
- [Yag88] R.R. Yager. On ordered weighted averaging aggregation operators in multi-criteria decision making. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 18(1) :183–190, 1988.
- [Yag91] R.R. Yager. Connectives and quantifiers in fuzzy sets. *Fuzzy sets and systems*, 40 :39–75, 1991.
- [Zad65] L.A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 3 :338–353, 1965.
- [Zad78] L.A. Zadeh. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems*, 1 :3–28, 1978.
- [Zwi91] G. Zwingelstein, M. Masson, B. Dubuisson, M. Pavard, et J. Mazaleyrat. The applications of neural networks for the predictive maintenance of nuclear power plants. Dans *Proceedings of the 3rd symposium on expert system applications to power systems*, Tokyo, Avril 1991.
- [Zwi02] G. Zwingelstein. *Diagnostic des défaillances*. Hermès Science Publications, 2002.

Bibliographie

Liste des publications

A. Debiolles, L. Oukhellou, T. Dencœux, et P. Akinin. Evidential fusion of classifiers relating to spatially dependent subsystems. Application to a railway device diagnosis. Dans *Proceedings of Information Processing and Management of Uncertainty in knowledge-based systems IPMU 2006*, Paris, France, juillet 2006.

A. Debiolles, L. Oukhellou, T. Dencœux, et P. Akinin. Output coding of spatially dependent subclassifiers in evidential framework. Application to the diagnosis of railway track-vehicle system. Dans *Proceedings of FUSION 2006*, Florence, Italie, juillet 2006.

A. Debiolles, L. Oukhellou, P. Akinin et T. Dencœux. Track circuit automatic diagnosis based on a local electrical modelling. Dans *Proceedings of the World Congress on Railway Research WCRR 2006*, Montreal, Canada, juin 2006.

A. Debiolles, L. Oukhellou, et P. Akinin. Linear and nonlinear regressions using PLS feature selection and NN on a defect diagnosis application. Dans *Proceedings of the International Conference on Machine intelligence ICM 2005*, Tozeur, Tunisie, 2005.

A. Debiolles, L. Oukhellou, et P. Akinin. Combined use of partial least squares regression and neural network for diagnosis tasks. Dans *Proceedings of ICPR 2004*, Cambridge, UK, août 2004.

Résumé

Titre : Diagnostic de systèmes complexes à base de modèle interne, reconnaissance des formes et fusion d'informations. Application au diagnostic des Circuits de Voie ferroviaires.

Ce travail présente différents outils de diagnostic mis au point dans le but de détecter et d'estimer la gravité des défauts dans un système complexe comportant plusieurs sous-systèmes interdépendants et répartis spatialement. L'application concerne le diagnostic d'un élément de l'infrastructure ferroviaire : le circuit de voie. Une première approche à base de modèle a été mise au point ; elle permet de détecter et d'estimer tous les défauts du système à l'aide d'une procédure d'optimisation quadratique non symétrique, opérant sur un modèle physique local glissant du dispositif. Cette procédure s'avère cependant dépendante de la bonne estimation au préalable d'un certain nombre de paramètres physiques du modèle. La seconde méthode mise au point utilise une approche externe, à base de Rdf classique, pour diagnostiquer l'ensemble des sous-systèmes auxquels sont associés des classifieurs élémentaires. Les sorties des classifieurs sont alors fusionnées dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance pour limiter l'impact d'éventuels conflits entre sous-classifieurs. Cette méthode offre des résultats très satisfaisants, mais elle ne permet de détecter qu'un seul défaut à la fois, sans évaluation précise de sa gravité. La fin du mémoire présente la combinaison des deux approches, autorisant à la fois la détection multi-défauts et un niveau de robustesse approprié.

Mots clés : classification, fusion de données, fonctions de croyance, théorie de Dempster-Shafer, modèle interne, diagnostic, infrastructure ferroviaire

Abstract

Title : Complex system diagnosis by internal modelling, pattern recognition and information fusion. Application to the railway track circuit diagnosis.

This work presents different diagnosis methods that aim at detecting and estimating defects appearing on a complex system made up of several spatially related subsystems. The application deals with the diagnosis of railway devices : track circuits. A first approach based on a physical model is laid out ; it allows to detect and assess the graveness of all the system defects, using a local physical model that is shifted along the system. But this method is very dependant from the good estimation of several parameters of the model. The second method that is set out is an external approach based on classical pattern recognition. A classifier is associated to each subsystem. Their outputs are combined within the framework of belief functions in order to manage possible conflicts among the classifiers. This method is very efficient, but it can only detect one defect, without assessing its graveness. At the end of the report, a last approach is presented, that combines the two previous ones in order to both detect several defects, and assess them.

Key words : classification, data fusion, belief functions, Dempster-Shafer theory, internal model, diagnosis, railway infrastructure