



Étude et conception de systèmes de validation de tâches d'assemblage : participation à la conception d'un robot collaboratif destiné à une chaîne de montage automobile

Mémoire

Jean Thuriot

Maîtrise en génie mécanique - avec mémoire
Maître ès sciences (M. Sc.)

Québec, Canada

© Jean Thuriot, 2019

Étude et conception de systèmes de validation de tâches d'assemblage

Participation à la conception d'un robot collaboratif destiné à une chaîne de montage automobile

Mémoire

Jean Thuriot

Sous la direction de:

Alexandre Campeau-Lecours, directeur de recherche
Clément Gosselin, codirecteur de recherche

Résumé

La robotique collaborative connaît ces dernières années une forte croissance, grâce à la pertinence de la collaboration entre les humains et les robots dans un même espace de travail. Des applications industrielles se développent, aussi bien dans les grandes multinationales que dans les PME. Dans le contexte d'une chaîne d'assemblage automobile, de nombreuses problématiques se posent pour permettre la collaboration efficace entre robot et opérateur. Un robot collaboratif conçu dans ce cadre est destiné à effectuer des tâches d'assemblages dans des zones à l'accessibilité complexe. Étant à distance, l'opérateur n'aura pas nécessairement de visuel direct sur l'accomplissement de la tâche, et pour éviter des pertes de temps, il est souhaitable que le robot soit capable de vérifier et de valider automatiquement son bon accomplissement. En découle la problématique à l'étude dans ce mémoire, qui est la vérification automatique du bon accomplissement des tâches d'assemblage effectuées par le robot. Afin d'y répondre, une pré-étude est effectuée, visant à déterminer les possibilités en termes de capteurs et d'algorithmes de détection, et permettant de répondre aux besoins et contraintes de General Motors, commanditaire de cette étude. Chaque chapitre du mémoire présente donc un système de détection, composé d'un capteur et d'un ou plusieurs algorithmes de décision. Les différences en termes de traitement du signal et d'algorithme sont présentées et comparées, en s'appuyant sur des expérimentations.

Parmi les types d'assemblages sélectionnés par General Motors, ceux utilisés pour la conception et l'expérimentation des solutions sont les assemblages clipsés (« snap fit ») et les assemblages de connecteurs électriques. Le premier chapitre présente une solution fondée sur l'utilisation de photodétecteurs, secondée par un algorithme vérifiant en temps réel les valeurs renvoyées par le photodétecteur. Lorsque cette valeur descend sous une valeur seuil préétablie, l'algorithme déduit que l'assemblage a été correctement effectué. Cette méthode est simple et robuste, ayant obtenu un taux de détection correcte de la situation d'assemblage de 100% lors des phases de tests. Cependant cette robustesse est contrebalancée par le caractère relativement spécifique de la solution et son peu de flexibilité pour l'adaptation à d'autres assemblages.

Le second chapitre porte sur un système employant un accéléromètre destiné à enregistrer les différents mouvements survenant lors de l'assemblage. Suit une méthode de traitement du

signal obtenu, permettant de caractériser et de différencier les signaux émanant d'assemblages réussis de ceux provenant d'assemblages ratés grâce à des paramètres statistiques. Ces derniers sont finalement récupérés par deux algorithmes de reconnaissance différents, qui sont ensuite comparés. Le premier algorithme consiste à vérifier la correspondance des paramètres statistiques d'un signal avec des valeurs seuil fixées à l'avance. L'autre méthode, issue de l'apprentissage automatique, utilise les Séparateurs à Vaste Marge pour distinguer deux classes : les assemblages réussis et les assemblages ratés. Après expérimentation, il ressort que ces deux méthodes ont des performances assez similaires, de l'ordre de 90%. Ainsi ce sera le contexte et la complexité du signal à étudier qui présideront au choix d'une méthode.

Enfin, le dernier chapitre se penche sur l'emploi d'un microphone et de techniques de reconnaissance sonore pour permettre la bonne identification d'un assemblage de connecteurs électriques. Deux méthodes de traitement, la transformée en ondelettes et les Mel Frequency Cepstrum Coefficients (MFCC), sont comparées. La reconnaissance est assurée par un algorithme basé sur les modèles de mélange gaussiens. A l'issue d'essais où les deux prétraitements ont été mis à l'épreuve, en tenant compte de la résistance face au bruit ambiant, il est possible de constater que la transformée en ondelettes présente des performances supérieures aux MFCC, dans le cadre précis de l'étude. La reconnaissance sonore ne nécessitant qu'un son distinct à identifier pour pouvoir fonctionner, cette solution présente un fort potentiel d'adaptation à d'autres types d'assemblages, mais aussi d'autres problématiques.

Ces trois systèmes permettent de balayer un certain éventail de possibilités, et les solutions présentées sont amenées à être croisées et bonifiées afin d'aboutir à des systèmes robustes et fiables, aux standards de l'industrie.

Table des matières

Résumé	ii
Table des matières	iv
Liste des figures	vi
Remerciements	ix
Introduction	1
1 Détection par le biais d'un photodétecteur	4
1.1 Présentation du contexte et de la tâche à effectuer	5
1.2 Instrumentation de l'outillage	6
1.3 Algorithme de détection	13
1.4 Performances et commentaires	14
1.5 Conclusion	19
2 Détection utilisant un accéléromètre	20
2.1 Contexte	21
2.2 Prétraitement des signaux	25
2.3 Algorithmes de décision	31
2.4 Expérimentation et comparaison des algorithmes de décision	41
2.5 Conclusion	46
3 Détection avec un Microphone	47
3.1 Contexte de l'étude et éléments sur la détection	48
3.2 Prétraitement des signaux	51
3.3 Algorithme de décision	61
3.4 Expérimentations et résultats	68
3.5 Conclusion	75
Conclusion	76
Lien avec les travaux du laboratoire	80
Bibliographie	81
A Étude du besoin et cahier des charges fonctionnel	89

B	Fiches techniques de l'émetteur infrarouge et du phototransistor	92
C	Fiche technique de l'accéléromètre	100
D	Fiche technique du microphone	113

Liste des figures

1.1	Exemple de tête clipsable dans une porte de voiture, avec la plaque support associée	5
1.2	Modèle 3D et schéma de fonctionnement de l'impacteur	6
1.3	Schémas de photodétecteurs à réflexion ou à interruption de faisceau. L'émetteur est représenté en bleu (E) et le récepteur en rouge (R)	7
1.4	Schéma représentant la zone de détection dans la tête d'impacteur	8
1.5	Schéma explicitant le positionnement de la zone de détection	9
1.6	Schéma de la tête ajustable	10
1.7	Schéma de la tête ajustable aux positions N et N-1	10
1.8	Schéma et graphique de la relation entre les positions de la tête clipsable dans la tête ajustable (gauche) et les variations de tension détectées (droite). Les positions sont identifiées par des cercles de couleur et les tensions correspondantes sont entourées de la même couleur.	11
1.9	Schémas électriques de l'émetteur (à gauche) et du récepteur infrarouge (à droite)	12
1.10	Exemple du signal enregistré d'un assemblage réussi accompagné du mouvement circulaire de vérification	13
1.11	Logigramme de l'algorithme de détection	14
1.12	Schémas et graphiques représentant les différentes possibilités d'assemblages et les signaux de détection associés	17
2.1	Schémas des différentes étapes de l'insertion et profil des forces associés.	21
2.2	Modélisation 3D de l'impacteur et du support pour accueillir l'accéléromètre sur le chariot coulissant (en vert)	22
2.3	Représentation du fonctionnement du « template matching » sur une image.	26
2.4	Représentation des deux méthodes de calcul pour les paramètres statistiques.	29
2.5	Exemples de valeurs des paramètres statistiques globaux, pour 10 impacts réussis et 10 impacts ratés. Les valeurs ont été normées afin permettre le traitement par les algorithmes de reconnaissance.	29
2.6	Exemple de valeurs seuil fixées pour deux paramètres statistiques utilisés lors de l'analyse d'un impact.	32
2.7	Représentation de l'organisation des vecteurs extraits de signaux réussis et ratés.	33
2.8	Représentation graphique d'un ensemble de données comportant deux classes dans un espace à deux dimensions, ainsi que les éléments des SVM.	34
2.9	Représentation d'un séparateur type "soft margin" dans l'espace des paramètres statistiques.	35

2.10	Représentation de la projection de vecteurs dans un espace de plus grande dimension puis de leur séparation par un hyperplan. Image tirée du site internet http://beta.cambridgespark.com/courses/jpm/05-module.html	36
2.11	Représentation de l'isolement d'une classe par rapport à toutes les autres à l'aide d'un OCSVM.	37
2.12	Représentation de l'influence de gamma pour les OCSVM, avec $\gamma = \frac{1}{2s^2}$. Les points représentés de coordonnées aléatoirement choisies dans $[0;2]$	38
2.13	Représentation d'une frontière de décision et des vecteurs limitrophes, dans l'espace de paramètres statistiques.	40
2.14	Représentation de la recherche des couple (x_i, b_j) et (y_k, b_l) ainsi que leurs distances associées.	40
2.15	Obstacles à l'insertion	41
2.16	Évolution de la décélération en G en fonction du temps pour un exemple d'assemblage réussi et d'assemblage raté. Les signaux ont été recoupés de façon à pouvoir correctement distinguer les différences de forme et d'amplitude.	42
2.17	Matrices de confusion pour la méthode des valeurs seuils	43
2.18	Matrices de confusion pour la méthode des valeurs seuils	44
3.1	Logigramme général du système de détection	47
3.2	Exemple de connecteurs électriques utilisés dans les automobiles	49
3.3	Câble ethernet et prise associée utilisés pour l'étude	50
3.4	Graphiques représentant un signal récupéré avec un accéléromètre (à gauche) et un signal récupéré avec un micro pour l'assemblage d'un câble ethernet (à droite)	51
3.5	Représentation de l'étape de fenêtrage d'un signal sonore (à gauche) et graphique d'une fenêtre de Hamming (à droite)	53
3.6	: Exemple du spectre d'un tronçon, consécutivement à une FFT	54
3.7	Exemple de filtres triangulaires suivant l'échelle de Mel	54
3.8	Exemple de MFCC pour un son d'assemblage ethernet	55
3.9	Comparatif des MFCC pour le son du mot « one » (à gauche) et le son de l'assemblage d'un câble ethernet (à droite)	56
3.10	Graphiques de différentes ondelettes (tiré de [58])	57
3.11	Représentation du changement de fréquence en fonction du paramètre de dilatation s	58
3.12	Exemple de transformée en ondelettes pour un son d'assemblage de câble ethernet	60
3.13	Exemples de modèles de mélanges gaussiens pour des données en dimension 1 (à gauche) et en dimension 2 (à droite)	62
3.14	Représentation des étapes de convergence de l'algorithme EM, cas à une dimension	64
3.15	Représentation de la matrice de données fournie à l'algorithme	66
3.16	Représentation graphique de l'algorithme de reconnaissance basé sur la log-vraisemblance	67
3.17	Schéma de l'obtention des sons ratés de type 1 et 2	69
3.18	Schéma du banc d'essais utilisé	70
3.19	Matrices de confusion récapitulatives pour les algorithmes utilisant les MFCC et les CWT, en présence ou absence de bruit blanc	71

Sigui te mogo son
On ne gagne rien en restant assis

Proverbe Bambara

Remerciements

Pour commencer, je tiens à remercier Alexandre Campeau-Lecours, mon directeur de recherche, qui m'a pris sous son aile et guidé depuis mon arrivée à l'université Laval et tout au long de ma maîtrise. Toujours disponible, compréhensif et plein de conseils pertinents, ce fut un réel plaisir de travailler sous sa direction.

Un grand merci à mon codirecteur de recherche, Clément Gosselin, pour sa confiance et sa grande bienveillance à mon égard et dans le cadre du projet. Son enseignement m'a fait découvrir la robotique et ses suggestions, toujours perspicaces, m'ont permis de développer et d'affiner les différents volets de ma contribution au projet.

Merci à Jérôme Landuré, pour ces heures de travail en collaboration sur le projet, ses remarques judicieuses et son amitié. Sans lui cette maîtrise aurait été moins riche et agréable.

Je remercie également MM. Muhammad E. Abdallah, James W. Wells et Jinglin Li, ingénieurs chez General Motors, pour leur oreille attentive, leurs questions pertinentes et leur sympathie. Leur présence a donné à cette maîtrise un ancrage concret et industriel très formateur.

Merci à Simon Foucault et Thierry Laliberté, professionnels de recherche, ainsi que tous les autres membres du laboratoire de robotique, pour leur disponibilité, leur aide et ces agréables discussions du midi. Ils m'ont permis, par leur sympathie et leur amitié de découvrir les cultures du Québec et d'ailleurs.

Un grand merci à ma famille, mes parents et mes sœurs, pour leurs encouragements et leur soutien indéfectible tout au long de mes études. Merci à Pierre et Brigitte Belzile-Guérin pour leur accueil au Québec et leur amitié. Et enfin, merci à Gabrielle de m'accompagner et de me soutenir depuis maintenant quatre ans.

Introduction

Le mot robot provient du tchèque « robota », qui signifie « ouvrage, travail ou corvée ». Utilisé pour la première fois dans la pièce Rossum's Universal Robots (Rossumovi univerzální roboti) du dramaturge Karel Čapek, il désignait alors des machines biologiques, à l'apparence humaine et employées comme main d'oeuvre. La robotique actuelle a en grande partie conservé cette notion, car l'objectif des robots conçus actuellement est majoritairement de remplacer, ou parfois d'assister, l'être humain dans certaines tâches. On retrouve tout d'abord des robots plus ou moins humanoïdes, utilisés comme démonstrateurs technologiques, pédagogiques, voire ayant pour objectif des tâches d'aide à la personne. Dans l'optique du robot remplaçant l'homme, on trouve de nombreux robots mobiles, destinés à aller dans des endroits hostiles et/ou dangereux pour l'homme, tels que des centrales nucléaires pour effectuer de la maintenance, ou encore dans l'espace, pour explorer et récupérer des données scientifiques. Néanmoins, l'écrasante majorité des robots existants sont destinés à l'industrie, programmés pour effectuer des tâches répétitives ou dangereuses plus rapidement et efficacement que les êtres humains.

Cependant, un nouveau domaine de la robotique connaît un essor certain ces dernières années, il s'agit de la robotique collaborative. Contrairement à la robotique industrielle conventionnelle, où les robots sont dans des îlots spécifiques cloisonnés pour assurer la protection des opérateurs passant à proximité, la robotique collaborative ou cobotique permet au robot et à l'humain de travailler ensemble, en collaboration dans le même espace. En effet, le robot reste pour certaines tâches moins performant et moins fiable que l'homme. Ainsi, loin de le remplacer, le cobot permet à l'homme de se concentrer sur des tâches spécifiques, à forte valeur ajoutée, en le déchargeant d'opérations intermédiaires indispensables mais avec peu de valeur ajoutée. Par exemple les opérations de manutention, de positionnement des pièces ou de pré-assemblage.

Un autre champ d'application important des robots collaboratifs est de permettre de soutenir des poids, de reprendre des efforts qui seraient trop importants pour l'homme, ou de lui éviter des positions non ergonomiques, en bref faciliter la tâche de l'opérateur. Cela permettrait de rendre le travail moins dangereux et moins fatiguant pour les opérateurs, et notamment

d'éviter les troubles musculosquelettiques

Or dans l'industrie automobile, nombre d'opérations d'assemblage sont encore effectuées par des humains, à cause des limitations des robots actuels. Cependant de nombreux obstacles sont présents sur les chaînes de montage, et les éléments de certains assemblages sont situés dans des zones difficiles d'accès pour l'opérateur (intérieur de l'habitacle, du moteur, ...). De ces contraintes résultent des risques de troubles musculosquelettiques pour les opérateurs, mais aussi des pertes de temps et d'efficacité dus à des déplacements non optimisés, ainsi que l'obligation pour les opérateurs d'effectuer des tâches à faible valeur ajoutée. C'est pourquoi General Motors a soumis au laboratoire de robotique de l'université Laval un projet de robot collaboratif destiné à effectuer ces tâches d'assemblage, complexes en termes d'accessibilité et d'environnement.

Si le nombre de cobots et leurs applications industrielles ont énormément augmenté au cours de la dernière décennie, l'idée de robots et d'humains partageant un même espace de travail a émergé dans les années 90, avec le brevet déposé par J.E. Colgate et A. Peshkin en 1996, suivi d'articles traitant de ces thématiques [20] [67] [2] [84] . Par la suite, une grande partie des recherches sur les robots collaboratifs ont été faites pour des robots destinés à soulager l'opérateur du poids des pièces à déplacer, tout en permettant de le faire de la façon la plus intuitive possible [37] [13] [45]. Mais la thématique de l'accessibilité d'une tâche pour un robot collaboratif est originale et peu explorée.

Dans la définition du projet, quatre types d'assemblages ont été ciblés et sélectionnés pour leur fréquence d'apparition dans les véhicules et leur difficulté d'accès : les assemblages clipsés (« snap-fit »), les assemblages boulonnés, les connexions de tuyaux et les connecteurs électriques. En supposant le robot capable d'atteindre la zone d'assemblage et de l'effectuer, il est nécessaire que le robot soit capable de vérifier que l'assemblage a bien été fait et d'en informer l'opérateur. On aboutit donc à l'objet de ce mémoire, qui est l'étude et la conception de systèmes de détection, à même de vérifier le bon accomplissement par le robot des assemblages précédemment cités.

Il est à noter qu'il s'agit d'une pré-étude, destinée à explorer différentes possibilités en termes de capteurs et d'algorithmes de détection et non de proposer un système « clé en main ». Une étude du besoin et un cahier des charges fonctionnel préliminaires ont été effectués (Annexe A), afin de circonscrire le projet.

Considérant le contexte de pré-étude, les besoins et le cahier des charges, trois systèmes à partir de trois capteurs différents ont été conçus et expérimentés.

Tout d'abord, un système de détection simple, utilisant des photodétecteurs et un algorithme de traitement fondé sur le respect d'une valeur seuil a été étudié, et constitue le sujet du premier chapitre. Le choix du photodétecteur est motivé par les spécificités du premier assemblage étudié, à savoir les assemblages clipsés par le biais d'une tête clipsable (« christmas tree ») en plastique. Ces spécificités sont détaillées dans ce chapitre, ainsi que la méthode d'assemblage utilisée. Le système de détection ainsi que l'expérimentation mise en œuvre y sont décrites, accompagnés d'une discussion sur les performances du système et ses potentielles applications.

L'assemblage de deux pièces étant synonyme de mouvements et d'interactions physiques entre les pièces, une solution employant un accéléromètre est développée dans le second chapitre. Ce capteur est secondé d'un traitement spécifique du signal acquis, suivi d'un comparatif de deux méthodes de reconnaissance, l'une utilisant les valeurs seuil, l'autre étant une méthode de classification tirée de l'apprentissage automatique, les Séparateurs à Vaste Marge (SVM). Une section du chapitre est consacrée à la mise en place d'une expérimentation, terminée par une discussion sur les performances relatives des deux algorithmes.

Finalement, le dernier chapitre concerne le troisième système exploré, constitué d'un microphone et d'un algorithme utilisant les modèles de mélange gaussiens. Les méthodes mises en place proviennent de la reconnaissance vocale, et ont été choisies dans le but de proposer une solution la plus généralisable possible, non spécifique à un seul type d'assemblage. Deux types de traitements sonores sont présentés et comparés, pour terminer par des commentaires sur les capacités et possibilités des deux méthodes.

Chapitre 1

Détection par le biais d'un photodétecteur

Dans l'industrie et en particulier sur les chaînes de production automatisées, il est souvent nécessaire de détecter des objets, des distances ou des contacts entre différents éléments. De nombreuses technologies existent, et sont employées en fonction du contexte, mais il est courant d'utiliser des photodétecteurs pour ce type de tâches. Ceci est dû aux nombreux avantages et capacités de ces capteurs, le premier d'entre eux étant la détection de présence ou la mesure de distance sans contact mécanique avec l'élément à repérer. Couplés à une grande versatilité, ils ont pour caractéristiques leur simplicité d'utilisation et un coût relativement faible. Ce type de capteur a donc été utilisé pour une première approche, afin de fournir une solution relativement simple à un problème de détection. Ce chapitre présente donc la mise en œuvre d'un système de vérification utilisant un photodétecteur, accompagné d'un algorithme permettant d'automatiser cette détection. Une expérience proche des conditions réelles est proposée, suivi d'une discussion sur les performances obtenues.

1.1 Présentation du contexte et de la tâche à effectuer

Le premier type d'assemblage étudié dans le cadre d'assemblage automobile est la catégorie des assemblages clipsés (« snap-fit assembly » en anglais). Dans le cas présent, il s'agit de l'assemblage d'une plaque support en plastique dans une porte de voiture, par le biais de têtes clipsables (figure 1.1). Ce type d'assemblage est très commun dans l'industrie automobile, en particulier pour fixer les garnitures d'intérieur et les câblages électriques dans la structure de la voiture.

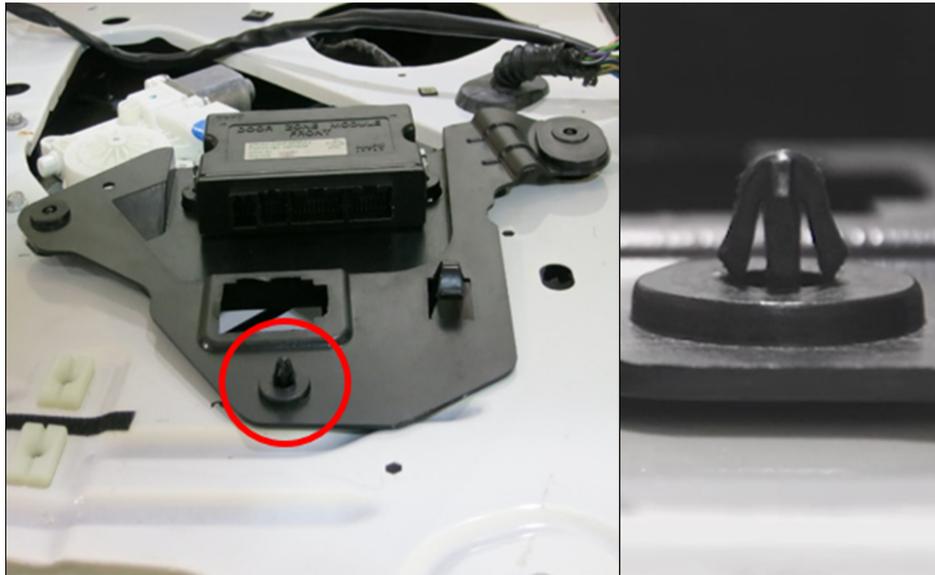


FIGURE 1.1 – Exemple de tête clipsable dans une porte de voiture, avec la plaque support associée

La méthode choisie pour l'outillage du robot destiné à effectuer l'assemblage est l'utilisation d'un impacteur. Différentes solutions ont été étudiées et conçues par un autre participant au projet, et c'est cette dernière qui a été retenue et employée pour effectuer la détection. Cette méthode est inspirée de la technique d'assemblage employée par les opérateurs, qui utilisent un maillet pour venir frapper sur ou à proximité des zones à assembler afin de les fixer. L'impacteur reproduit donc ce phénomène, mais est conçu pour être adapté comme outil sur le robot collaboratif et rendre répétable et automatisable cette tâche (figure 1.2).

Son principe de fonctionnement est le suivant : une manivelle permet de reculer un chariot coulissant relié à un ressort. Lorsque le chariot est suffisamment reculé, il est relâché et l'énergie potentielle accumulée dans le ressort met en mouvement le chariot. La tête du chariot vient frapper la plaque à assembler, et la tête clipsable s'insère dans cette dernière, permettant l'assemblage de la plaque.

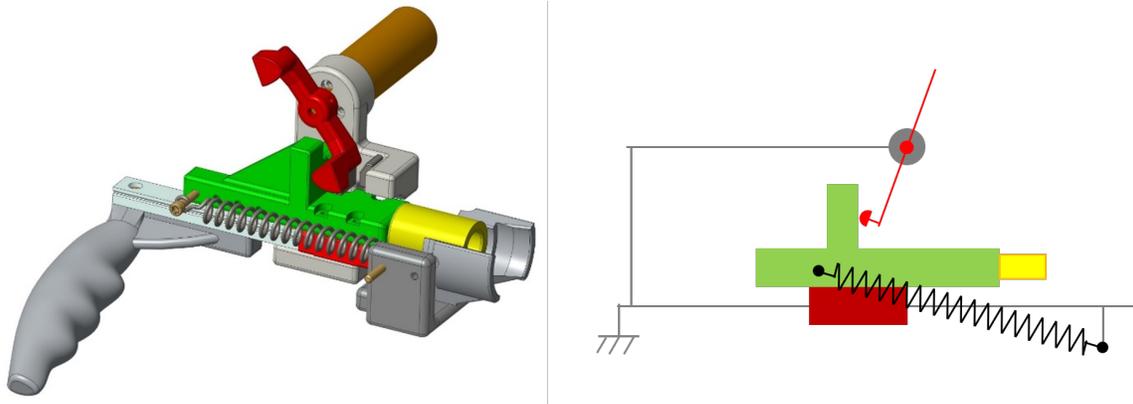


FIGURE 1.2 – Modèle 3D et schéma de fonctionnement de l'impacteur

1.2 Instrumentation de l'outillage

1.2.1 Choix du capteur

Dans la mesure où la méthode d'assemblage a été choisie et l'outillage a été conçu sans spécifier et prévoir de méthode de détection, l'instrumentation et la création du système de détection a dû être fait a posteriori et s'adapter à l'outillage.

En ce qui concerne le choix du capteur, il est nécessaire que le système de détection soit portable, et qu'il puisse être intégré dans l'outillage du robot collaboratif et non sur la pièce à insérer. En effet, une instrumentation de la porte de voiture ou de la plaque à assembler ne sont pas envisageables dans le contexte d'une chaîne d'assemblage, car un tel dispositif entraînerait un surcoût inutile et/ou une perte de temps conséquente, considérant le nombre important d'éléments assemblés de cette façon dans un véhicule.

D'autre part, compte tenu des caractéristiques de l'assemblage clipsé, il est intéressant de profiter du fait que la tête clipsable dépasse d'une certaine longueur, une fois la plaque correctement assemblée (figure 1.1). La tête de l'impacteur est d'ailleurs conçue pour prendre en compte ce paramètre, et est donc creuse. La stratégie choisie est donc de détecter la présence de la tête clipsable lors de l'assemblage, à l'intérieur de la tête d'impacteur, et de s'assurer que la tête clipsable dépasse de la plaque d'une longueur garantissant le bon assemblage des morceaux.

L'utilisation de capteurs de proximité mécanique est rendue complexe à cause de la petite taille de la tête d'impacteur et de la faible surface de la tête clipsable. L'ajout de pièces intermédiaires pour pallier ce manque de surface aurait complexifié, fragilisé et/ou alourdi le système d'impact, tout en présentant des risques de mauvais fonctionnement à cause de frotte-

ments entre les pièces et d'un potentiel phénomène d'arc-boutement. En outre, la tête clipsable étant faite de matière plastique, l'utilisation de capteur inductifs n'était pas envisageable. Les capteurs optiques sont donc une alternative intéressante.

Il existe de nombreuses technologies de capteurs optiques, mais dans un souci de coûts et de simplicité, les capteurs qui ont été privilégiés sont les phototransistors. On peut distinguer deux architectures pour l'agencement de l'émetteur et du récepteur, une architecture à réflexion ou une architecture à interruption de faisceau (figure 1.3). Un duo émetteur-capteur fonctionnant sur la réflexion a pour caractéristique d'avoir l'émetteur et le récepteur sur le même composant et orientés dans le même sens. Ainsi, lorsque la lumière (souvent infrarouge) est émise et rencontre une surface, l'onde lumineuse réfléchié vient frapper le récepteur, qui émet alors un courant. Pour les systèmes à interruption de faisceau, l'émetteur et le récepteur sont séparés, et en général situés l'un en face de l'autre. Quand un objet passe à travers le faisceau, une partie des rayons lumineux est occultée, induisant une baisse de courant. Dans les deux cas, en réglant la sensibilité du récepteur à l'aide d'un potentiomètre, il est possible d'avoir soit une détection binaire (présent/absent), soit une détection plus fine permettant une mesure de distance sur une certaine plage. Cependant, la couleur (noir) de la tête clipsable, le fait qu'elle soit de taille réduite et les incertitudes sur le centrage lors de l'assemblage font que la méthode de réflexion est potentiellement moins performante que la méthode d'interruption de faisceau. C'est donc cette dernière qui est retenue.

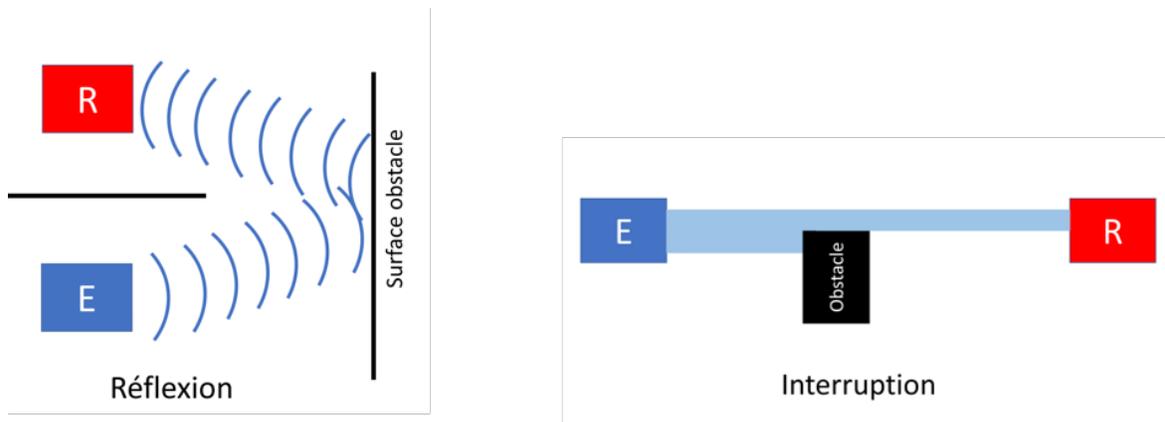


FIGURE 1.3 – Schémas de photodétecteurs à réflexion ou à interruption de faisceau.
L'émetteur est représenté en bleu (E) et le récepteur en rouge (R)

1.2.2 Caractéristiques et comportement du capteur

Les composants choisis sont une diode électroluminescente Marktech MTE8800M3A-1125-1020-ND pour l'émetteur et un phototransistor Marktech MTD8000M3B-T1125-1147-ND pour le récepteur (cf Annexe B). Ils fonctionnent en infrarouge, avec une longueur d'onde de 880nm et possèdent un angle d'émission et de réception de 160°. Cet angle est choisi pour maximiser la captation des rayons infrarouges, et ainsi garantir une zone de détection maximale. En effet, malgré le grand angle permis par les composants, seule une partie des rayons émis sont captés. Ceci est notamment dû au manque de puissance des rayons et au matériau utilisé pour faire la tête d'impacteur. Cette tête est faite en plastique ABS bleu, plastique peu réfléchissant, et dont la couleur bleue fait que les rayonnements infrarouges sont en grande partie absorbés par le matériau. (cf Figure 1.4)

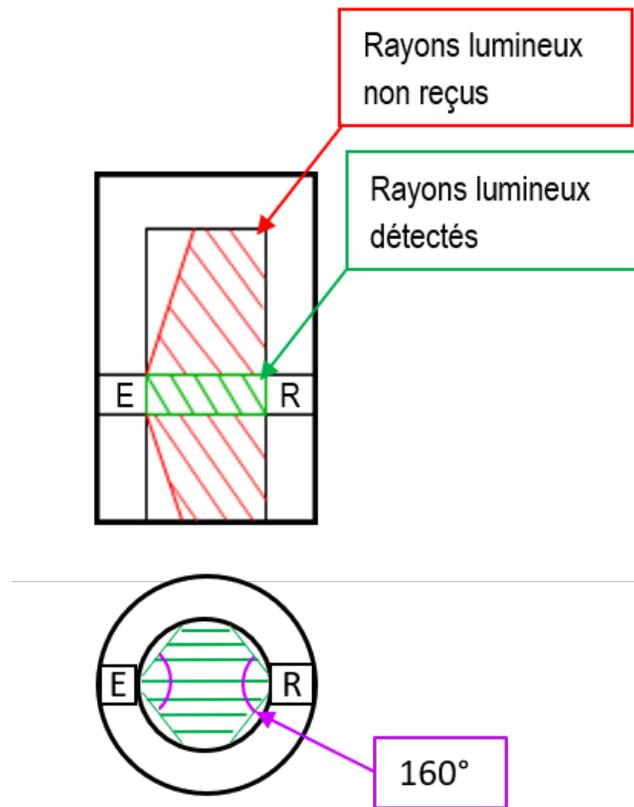


FIGURE 1.4 – Schéma représentant la zone de détection dans la tête d'impacteur

1.2.3 Étalonnage du capteur

Le positionnement de l'émetteur et du récepteur, et donc par extension de la zone de détection n'est critique que dans la direction verticale, celle de l'insertion. En effet, l'émetteur et le récepteur sont placés directement l'un en face de l'autre afin de maximiser la réception des rayons, et la distance entre les deux capteurs est dictée par la dimension de l'alésage intérieur de la tête d'impacteur (figure 1.4). En revanche, la distance entre la surface de la tête d'impacteur en contact avec la plaque de plastique et la zone de détection (cf figure 1.5) est importante, dans la mesure où un mauvais placement peut mener à des erreurs de détection. Trop élevée, il ne peut y avoir de détection, trop basse, on peut courir le risque d'avoir une détection positive même si la tête clipsable n'est pas correctement insérée, et donc un faux positif.

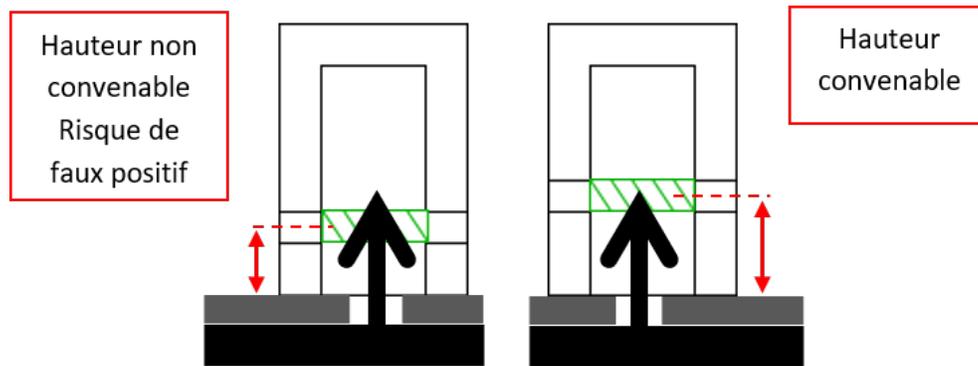


FIGURE 1.5 – Schéma explicitant le positionnement de la zone de détection

L'objectif est donc de déterminer la distance permettant de détecter uniquement le haut de la tête clipsable, et ce dans toute la zone de détection. Pour trouver la bonne distance aisément, en l'absence des fichiers de CAO pour les éléments de l'assemblage, on utilise une méthode expérimentale fondée sur une tête d'impacteur ajustable (figure 1.6). Cette tête est composée de deux cylindres imbriqués l'un dans l'autre avec une vis de pression pour fixer la position de l'un par rapport à l'autre.

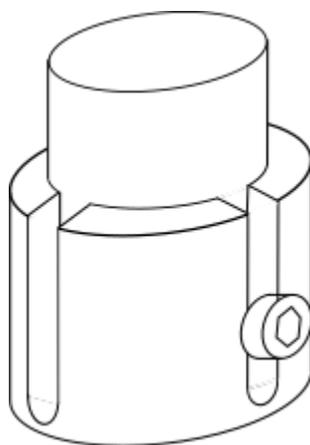


FIGURE 1.6 – Schéma de la tête ajustable

Le mode opératoire (figure 1.7) est le suivant : les deux cylindres de la tête ajustable sont assemblés et positionnés l'un par rapport à l'autre, de telle sorte que la zone de détection permette de détecter la tête clipsable dépassant de la plaque lorsque assemblée. Ensuite la procédure suivante est exécutée :

- Tant que la détection de la tête clipsable est vérifiée, la distance entre les deux cylindres est augmentée d'un millimètre
- Lorsqu'on arrive à la position N où la tête n'est plus détectée, on redescend le cylindre pour revenir à la position N-1 où la détection est encore possible.

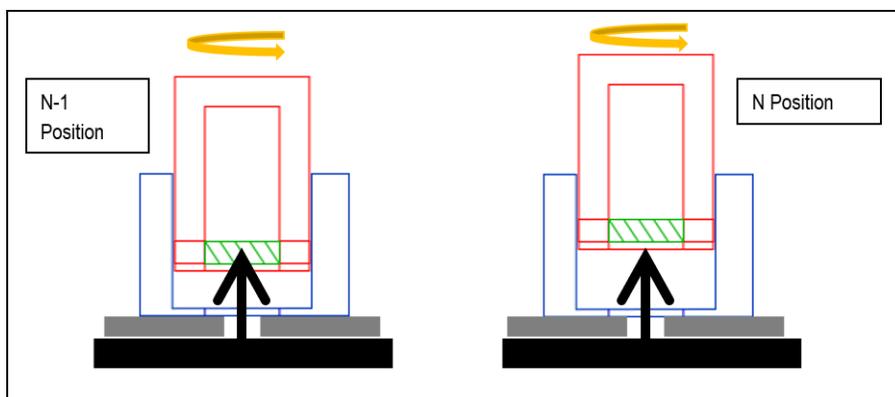


FIGURE 1.7 – Schéma de la tête ajustable aux positions N et N-1

- Un mouvement circulaire de la tête ajustable est effectué à la position N-1, pour vérifier que la détection s'effectue correctement dans toute la zone de détection. Si tel est le cas, on conserve cette position comme position de référence, sinon on redescend encore d'un cran, jusqu'à obtenir une détection garantie dans toute la zone. La figure 1.8 présente un

exemple de cette détection suivant un mouvement de rotation. Les différentes positions de la tête clipsable à l'intérieur de la tête ajustable sont matérialisées par les cercles de couleur dans le schéma de gauche. Les tensions détectées pour ces positions précises sont identifiées par des cercles de la même couleur sur le graphique en tension. On peut constater que quelle que soit la position de la tête clipsable dans le plan, elle est bien détectée, car la tension mesurée est inférieure à la tension initiale (2.5V à $t=0$). Ainsi, grâce au profil de tension, on est capable de déterminer si la tête clipsable est bien détectée dans toute la zone de détection, et donc d'établir la position de référence

- La position de référence ainsi obtenue est donc mesurée à l'aide d'une jauge de profondeur et en connaissant les dimensions des deux cylindres. Il est donc possible de concevoir une tête d'impacteur en positionnant l'émetteur et le récepteur à une hauteur permettant une bonne détection de la tête clipsable.

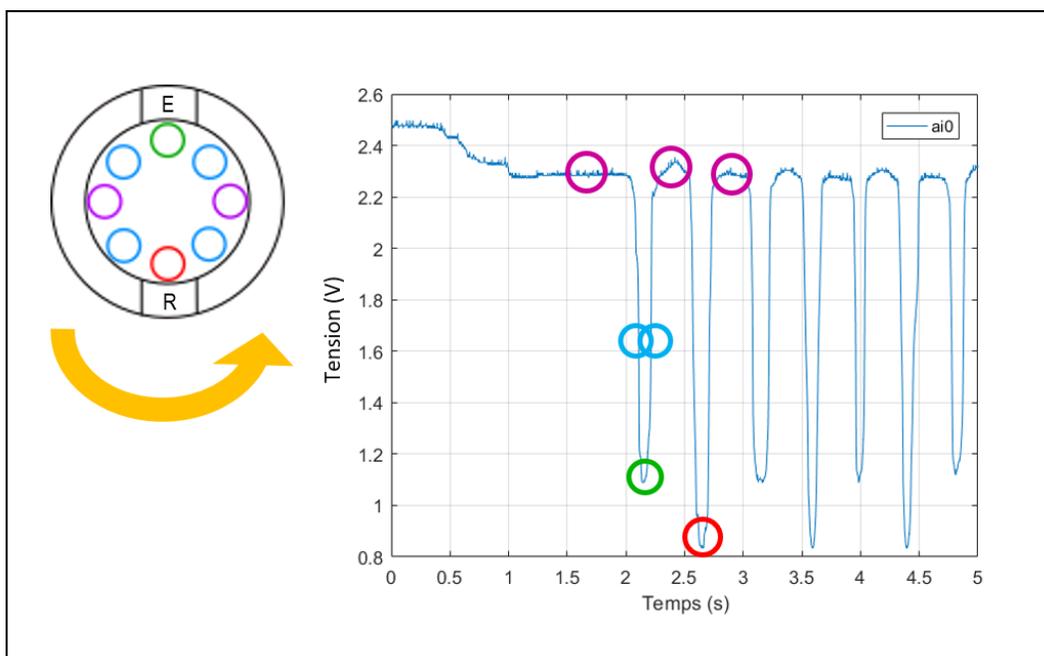


FIGURE 1.8 – Schéma et graphique de la relation entre les positions de la tête clipsable dans la tête ajustable (gauche) et les variations de tension détectées (droite). Les positions sont identifiées par des cercles de couleur et les tensions correspondantes sont entourées de la même couleur.

En ce qui concerne l'étalonnage de l'émetteur et du récepteur en eux-mêmes, deux circuits électriques (figure 1.9) permettent de les alimenter, dont l'un est muni d'un potentiomètre permettant de régler la sensibilité du récepteur. Cet étalonnage est choisi de telle sorte que la baisse de tension enregistrée est la plus importante possible lorsque la tête clipsable passe

juste entre l'émetteur et le récepteur, mais tout en permettant d'avoir des valeurs de tension différentes selon la position de la tête clipsable dans la tête d'impacteur. Ce réglage, fixé ici à 109.7Ω , permet d'obtenir quelques informations supplémentaires utiles pour la détection, tout en évitant d'être trop sensible aux variations de luminosité dues à l'environnement.

Par ailleurs, les positions de la tête clipsable sont assez précisément repérables sur le graphique en tension (cf figure 1.8), les cercles de couleur donnant les positions correspondantes. Certaines positions donnent des tensions plus basses que d'autres, en rouge et en vert sur le schéma. Ce sont donc les positions occultant le plus de lumière, ce qui est assez logique dans la mesure où il s'agit des positions situées pile devant l'émetteur et le récepteur. Cependant, la tension correspondant à la position de la tête clipsable devant le récepteur est plus basse que celle devant l'émetteur. Cela s'explique par le fait que dans le second cas, quelques rayons parviennent quand même au récepteur grâce à la relativement faible réflexion qui s'opère dans la tête d'impacteur, tandis que positionné devant le récepteur, un maximum de rayons sont bloqués.

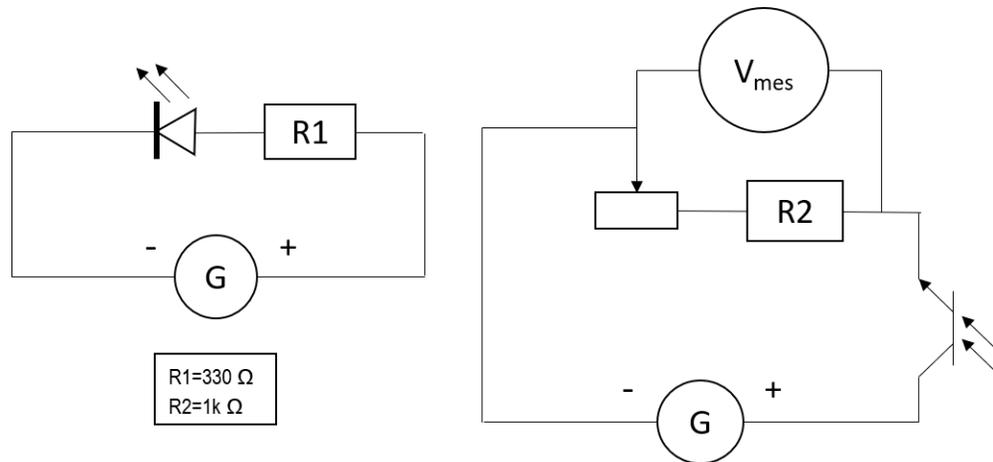


FIGURE 1.9 – Schémas électriques de l'émetteur (à gauche) et du récepteur infrarouge (à droite)

Grâce à ce réglage, combiné au mouvement rotatif, il est ainsi possible de fixer la valeur de tension limite en dessous de laquelle il est certain que la tête clipsable a bien été assemblée. En effet, on peut observer dans la figure 1.10 que quelle que soit la position de la tête clipsable dans la tête d'impacteur, la tension acquise est inférieure à $2.5V$. On se servira donc de cette valeur de tension dans l'algorithme de détection, afin d'avoir une valeur permettant de valider le bon assemblage.

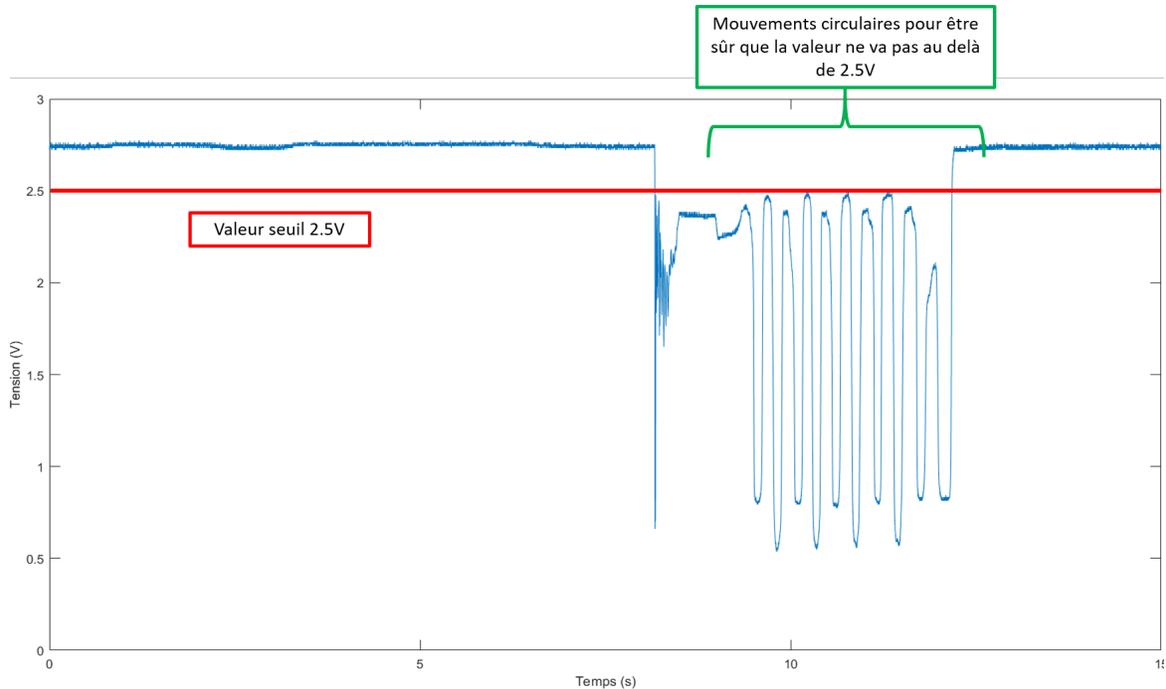


FIGURE 1.10 – Exemple du signal enregistré d'un assemblage réussi accompagné du mouvement circulaire de vérification

1.3 Algorithme de détection

Une fois les caractéristiques et le comportement du capteur connus, un algorithme de détection est nécessaire pour une utilisation et des tests en conditions réelles. Cet algorithme est codé sous MATLAB et décrit dans la figure 1.11.

L'algorithme est divisé en trois parties principales :

- L'acquisition en temps réel des valeurs de tension émises par le phototransistor via la carte d'acquisition, à une fréquence de 8000 Hz.
- Ensuite la vérification de la valeur de la tension récupérée
- Enfin, si la tension passe sous une valeur seuil établie, l'assemblage est considéré comme réussi, et un signal (ici sous forme d'une DEL colorée qui s'allume) est envoyé à l'opérateur pour lui signifier le bon assemblage des pièces

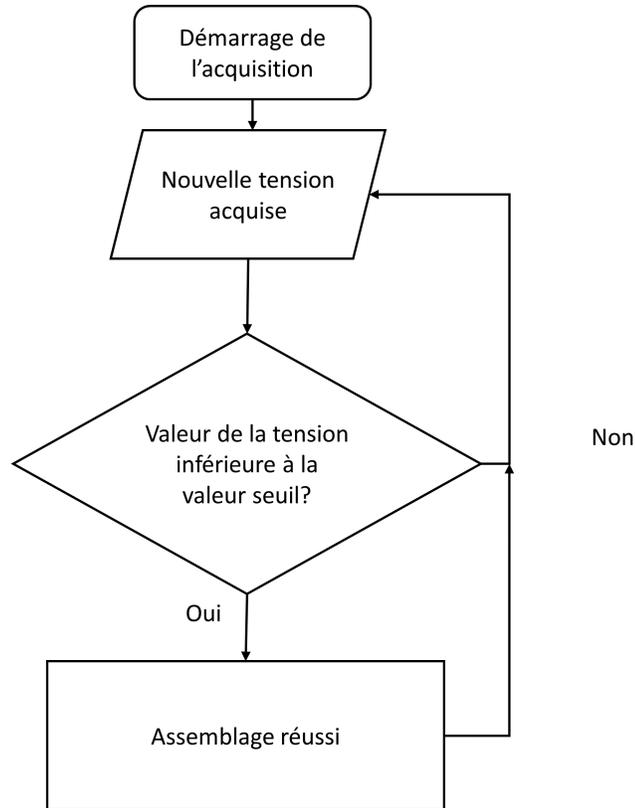


FIGURE 1.11 – Logigramme de l’algorithme de détection

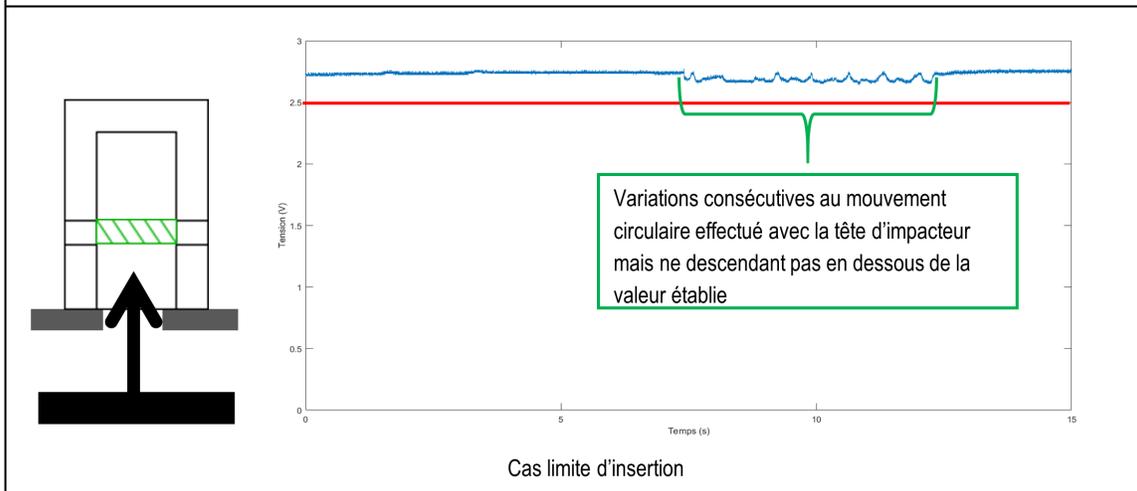
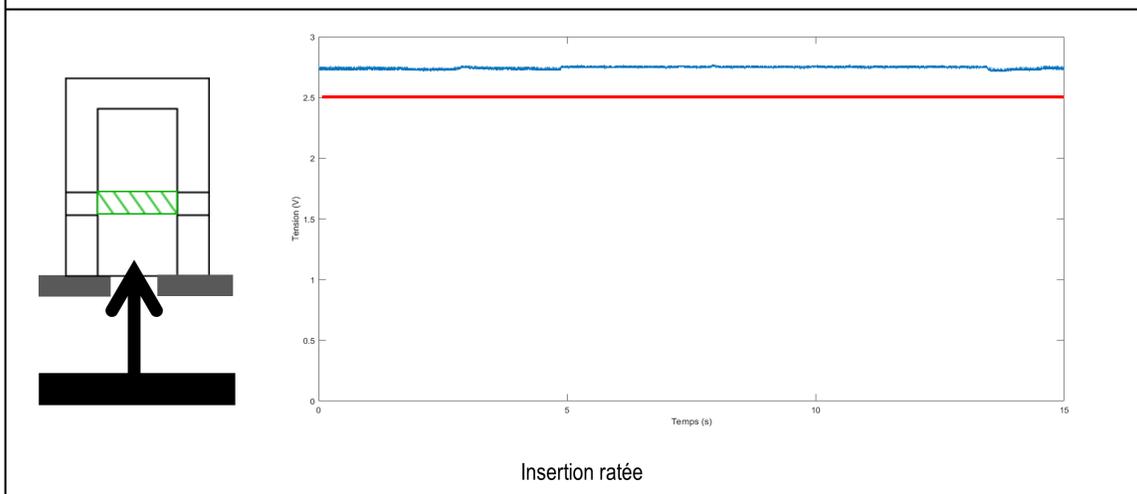
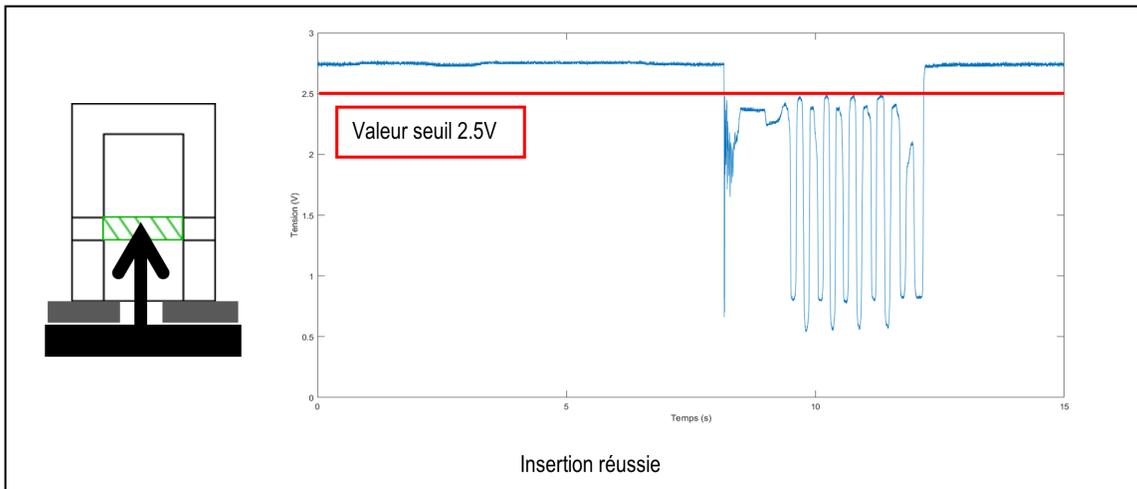
Cet algorithme simple tire donc parti des éléments mis en place précédemment, à savoir que lorsque la tête clipsable est correctement assemblée, elle pénètre dans la zone de détection, créant donc une baisse de la quantité de rayons lumineux captés par le phototransistor. Le réglage du potentiomètre faisant que cette baisse de tension est toujours en dessous de 2.5V, cette valeur est utilisée comme valeur seuil et vérifiée en permanence.

1.4 Performances et commentaires

La vérification expérimentale des performances s’est faite sur un banc de test, constitué d’une portière de voiture comportant trois têtes clipsables, de la plaque support qui doit être maintenue dans la portière, de l’impacteur équipé de la diode infrarouge et du phototransistor, d’une DEL rouge et une verte pour le retour d’information sur l’accomplissement de la tâche et enfin d’une carte d’acquisition National Instruments NI USB 6008 connecté à un ordinateur portable possédant MATLAB.

Il existe quatre situations d’assemblage et autant de signaux de détection (cf figure 1.12) :

- Insertion réussie : la tête clipsable dépasse suffisamment de la plaque et le système le détecte, confirmant le bon assemblage
- Insertion ratée : la plaque de plastique étant bloquée, le système ne détecte pas le haut de la tête et la tension détectée ne descend pas en dessous de la valeur seuil de 2.5V. Le système confirme donc que l'assemblage n'a pas été correctement effectué.
- Insertion limite : la plaque de plastique est en partie insérée, mais pas suffisamment pour permettre un assemblage solide et peut donc se détacher. Dans ces conditions, la tête clipsable pénètre légèrement dans la zone de détection, créant de subtiles variations de tension, mais pas suffisamment importantes pour descendre en dessous de la valeur seuil fixée de 2.5V. L'algorithme confirme donc que l'assemblage n'est pas effectué correctement.
- Faux négatif : l'impacteur n'est pas correctement positionné mais le choc est suffisant pour que les deux pièces s'assemblent, sans que la tête ne pénètre dans la zone de détection. Il y a donc une détection négative malgré un assemblage effectif. Cependant ce cas de figure est peu probable dans notre contexte et ne pose pas de problème majeur, comme détaillé ci-après.



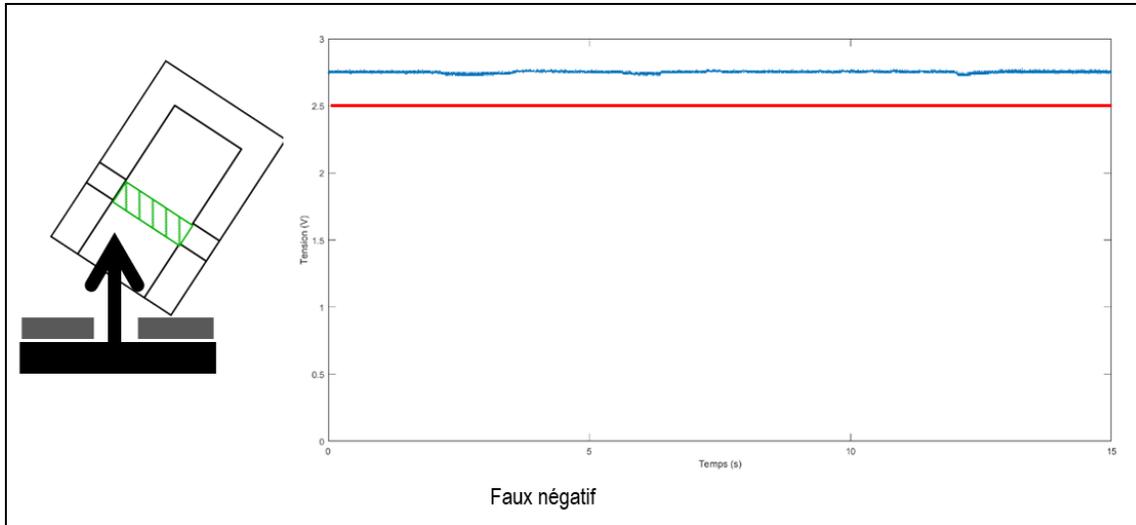


FIGURE 1.12 – Schémas et graphiques représentant les différentes possibilités d’assemblages et les signaux de détection associés

Le protocole de test de la solution consiste à réaliser 300 impacts d’assemblage, 100 aboutissant à un assemblage réussi, 100 à un assemblage raté et 100 à une insertion limite. Les assemblages ratés seront simulés en plaçant des obstacles entre la plaque support et la porte de voiture, autour de chaque tête clipsable. Ensuite, pour chaque cas de figure, les résultats de détection sont récupérés et un pourcentage de détection correcte et incorrecte sont calculés.

Expérimentalement, les détections correctes des différents cas d’assemblage sont de 100%.

Cet excellent résultat s’explique par le fait qu’il s’agit d’un système relativement simple, comportant peu de pièces mécaniques. Il est conçu et étalonné précisément pour cette tâche, ce qui le rend robuste dans le contexte d’une utilisation réelle voire industrielle. Cependant ce caractère spécifique peut devenir un inconvénient, dans le sens où il est absolument nécessaire qu’une des pièces permettant l’assemblage (ici la tête clipsable) dépasse une fois l’assemblage effectué, et entre dans la zone de détection. Cette spécificité rend ce système peu généralisable et adaptable à d’autres assemblages, le cantonnant à des assemblages où une des parties assemblées ressort.

En outre, le placement de la zone de détection dépend de la longueur de la tête clipsable dépassant, donc si une autre opération implique un assemblage semblable mais avec une tête clipsable différente, il sera nécessaire de déplacer la zone de détection pour s’adapter, et par conséquent créer une tête d’impacteur spécifique. Ce dernier point, malgré une procédure d’étalonnage simple (cf section 1.2.3), peut se révéler fastidieux et coûteux s’il est nécessaire de produire de nombreuses têtes d’impacteur différentes.

Le dernier point à noter est la présence d'une possibilité de faux négatif (figure 1.12). En effet, si l'impacteur n'est pas positionné contre la plaque support mais qu'il est un peu plus haut et/ou de biais, il est possible que l'assemblage réussisse, sans que le système le détecte. Cependant, ce scénario est très peu probable dans la mesure où le robot collaboratif est justement conçu et asservi pour permettre de positionner correctement l'outillage (ici l'impacteur), de façon à effectuer correctement la tâche prescrite. Dans l'éventualité d'un accident, le système de détection renverrait un faux négatif. Ceci n'est pas critique dans notre situation car en cas de négatif, l'opérateur aurait pour tâche d'aller contrôler par lui-même la bonne tenue de l'assemblage. Ce cas de figure est préférable à un faux positif, qui impliquerait un assemblage mal fait non détecté dans la voiture, ce qui pourrait potentiellement poser des problèmes lors de l'utilisation du véhicule.

1.5 Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter un des types d'assemblages étudiés pour General Motors, ainsi qu'un système de détection robuste et efficace au vu de ses performances. Cependant cette efficacité se fait au détriment de son adaptabilité et de sa polyvalence, rendant le système spécifique à certains assemblages bien précis. Son faible coût et sa simplicité d'utilisation et d'application sont d'autres avantages à une implantation industrielle.

Chapitre 2

Détection utilisant un accéléromètre

Capteur couramment utilisé en robotique et en mécatronique, l'accéléromètre permet de récupérer des données sur les mouvements effectués par un système. Dans la mesure où, dans le contexte du projet, il est nécessaire de détecter de manière automatique si un assemblage a été réalisé correctement par un robot, une approche destinée à identifier et caractériser ces mouvements d'assemblage à l'aide d'un accéléromètre a été testée. L'objectif était ainsi de discriminer les assemblages correctement effectués des assemblages ratés. Ce chapitre présente les différents éléments et étapes nécessaires au système de détection : le choix de l'accéléromètre, la caractérisation des signaux acquis et la création d'un algorithme discriminant. Un essai en situation aussi proche que possible du réel est aussi présenté, accompagné d'une discussion.

2.1 Contexte

2.1.1 Présentation de l'assemblage et choix du type de capteur

L'assemblage étudié est le même que celui du chapitre 1, c'est-à-dire une plaque support en plastique accrochée à une portière de voiture par le biais d'une tête clipsable. Ce type d'assemblage a ceci de spécifique (contrairement aux assemblages collés par exemple) qu'il demande aux deux éléments d'effectuer un mouvement spécifique l'un vers l'autre, ici la translation de la plaque support vers la portière de voiture. Pour arriver en position finale et assurer le maintien, plusieurs pièces doivent être déformées, dans le cas présent, avec la tête clipsable en forme de flèche, ce sont ses rebords qui se replient et assurent le rôle du maintien en position (figures 1.1 et 2.1).

Ceci induit des variations de force et de comportement au cours du mouvement d'assemblage que l'on peut mettre à profit pour vérifier si l'assemblage est bien effectué. Une première approche qui a déjà été testée consiste à récupérer et caractériser un profil de force lors de l'assemblage [73]. Cependant, les contraintes techniques du projet, notamment en ce qui concerne le caractère portatif et non invasif des solutions de détection, l'adaptation à l'outillage (impacteur) et surtout la contrainte de coût font que l'utilisation d'un accéléromètre constitue une alternative potentiellement intéressante.

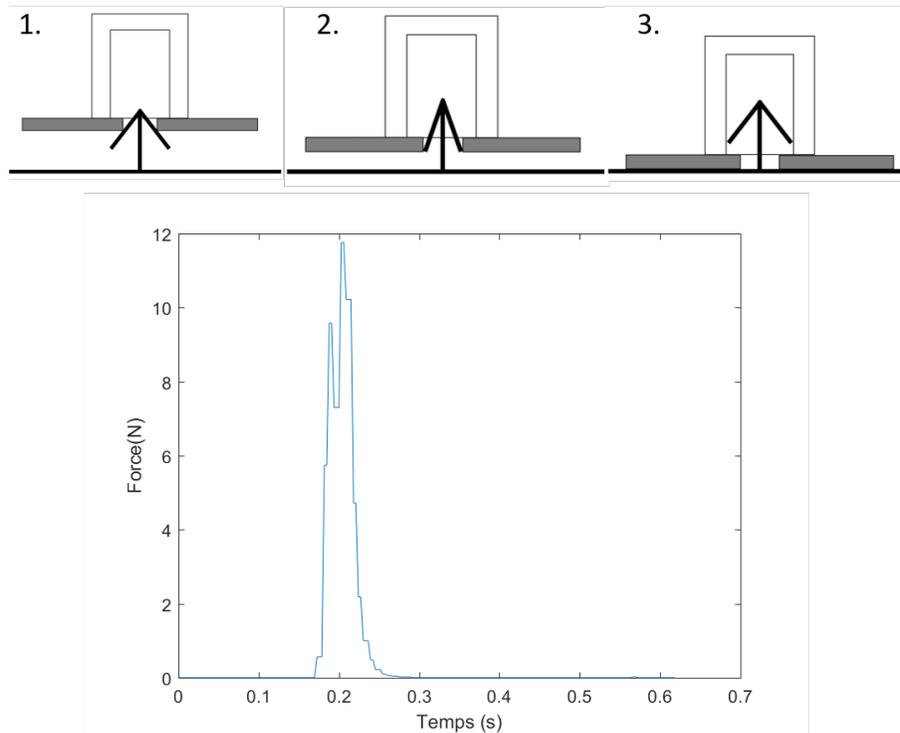


FIGURE 2.1 – Schémas des différentes étapes de l'insertion et profil des forces associés.

Lors de l'utilisation de l'impacteur pour assembler la plaque sur la tête clipsable, la tête d'impacteur vient frapper sur la plaque, appliquant progressivement une force sur cette dernière (figure 2.1). Lorsque cette force dépasse un certain seuil (premier pic du graphique) permettant de replier élastiquement les branches de la tête clipsable, la plaque support se met en mouvement, accompagné par la tête d'impacteur (baisse succédant au premier pic). Lorsque la distance parcourue est suffisante, les branches flexibles sont relâchées, et retournent élastiquement à leur position d'origine, scellant la plaque qui se retrouve assemblée à la porte. Le deuxième pic du graphique correspond au contact entre la plaque support et la porte.

Cet ensemble de mouvements et leurs caractéristiques sont propres à cet assemblage clipsé en particulier, c'est pourquoi il est judicieux d'en tirer profit pour la détection et donc d'utiliser un accéléromètre pour capter les différences d'accélération lors du mouvement. Ceci permettra de quantifier les différences entre un impact menant à un assemblage réussi et un impact effectué sur une simple table en bois par exemple, grâce à une signature de signal spécifique. Ces points seront développés plus en détail dans les parties suivantes. L'accéléromètre, pour pouvoir remplir sa fonction et capter les évolutions d'accélération, devra être placé sur les pièces qui sont en mouvement lors de l'assemblage. Or, la contrainte de portabilité et d'adaptation à l'outillage imposée au système de détection font qu'il n'est pas possible de placer l'accéléromètre sur la plaque support. Cependant, lors de l'assemblage, la partie mobile de l'impacteur (chariot coulissant + tête d'impact) est constamment en contact avec la plaque support, et effectue donc un mouvement très proche de celui de la plaque. L'accéléromètre est donc placé sur un support (en vert sur la figure 2.2) accroché à la partie mobile de l'impacteur, permettant de capter les mouvements de cette dernière.

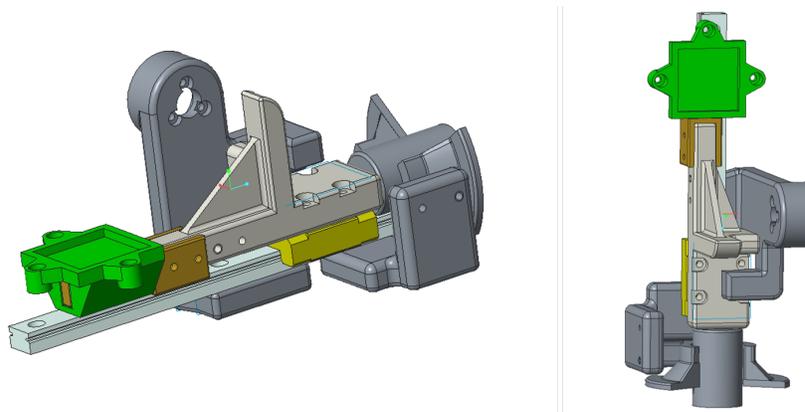


FIGURE 2.2 – Modélisation 3D de l'impacteur et du support pour accueillir l'accéléromètre sur le chariot coulissant (en vert)

2.1.2 Sélection du capteur

Afin d'assurer une bonne détection des variations d'accélération lors de l'assemblage, il est essentiel de choisir un accéléromètre présentant des plages d'utilisation compatibles avec les phénomènes physiques en présence. D'autre part, les contraintes sur la portabilité du système de détection, son encombrement et surtout son coût ont pesé sur le choix de l'accéléromètre. Aussi la décision a été prise de faire des essais avec des accéléromètres grand public, aux capacités plus limitées que ceux utilisés en mécanique vibratoire mais bien moins coûteux et présentant des caractéristiques intéressantes.

Pour sélectionner l'accéléromètre au mieux, une étude des plages d'accélérations a été effectuée. Cette étude n'a pas pour vocation de donner les valeurs exactes de l'évolution des accélérations, mais d'obtenir un ordre de grandeur permettant de choisir un accéléromètre aux capacités correspondantes. Lors de la conception de l'impacteur, une étude a été menée par un autre participant au projet, afin de déterminer l'énergie minimale nécessaire pour permettre un assemblage correct de la plaque. Cette étude expérimentale a donné pour résultat une estimation de l'énergie nécessaire de 0.11 Joules. De cette valeur a découlé le choix d'un ressort, qui doit stocker une énergie potentielle de même valeur lorsque la manivelle est sur le point de relâcher le chariot coulissant (cf Chapitre 1, Section 1.1). On part donc de l'hypothèse qu'au moment de l'impact, la totalité de l'énergie potentielle emmagasinée dans le ressort est transformée en énergie cinétique. On suppose aussi pour cette étude que les frottements sont négligés grâce à la liaison glissière utilisée pour le chariot mobile. De même, le travail du poids, dépendant du sens d'utilisation de l'impacteur, sera négligé pour cette estimation.

En appliquant le théorème de conservation de l'énergie mécanique :

$$\Delta E_c - \Delta E_p = 0$$

Soit

$$E_{cf} - E_{ci} = E_{pf} - E_{pi}$$

Avec E_{cf} l'énergie cinétique finale, E_{ci} l'énergie cinétique initiale, E_{pf} l'énergie potentielle du ressort finale et E_{pi} l'énergie potentielle du ressort initiale. On a donc, en supposant $E_{ci} = 0$ et $E_{pf} = 0$:

$$\frac{1}{2}mV_f^2 = E_{pi}$$

D'où

$$V_f = \sqrt{2 \frac{E_{pi}}{m}}$$

Avec V_f la vitesse finale du chariot mobile et m la masse du chariot mobile (72g). On obtient donc :

$$V_f = 1.75 \text{ m/s}$$

Connaissant cette vitesse, un impact a été filmé afin de trouver le temps de décélération du chariot. On a pu l'estimer à 0.016s, ce qui correspond à un changement d'image pour une caméra fonctionnant à 60Hz. Sachant que l'accélération est la dérivée de la vitesse par rapport au temps et considérant le temps relativement court de décélération, il est possible d'approximer la valeur de la décélération subie par le chariot mobile comme la Vitesse finale du chariot divisée par son temps de décélération, soit :

$$a_{chariot} = \frac{V_f}{\Delta t} = \frac{1.75}{0.016} = 109.4 \text{ G}$$

Cette modélisation simple permet d'estimer en première approche les valeurs d'accélération lors de l'assemblage, et donc de définir qu'il sera nécessaire de choisir un accéléromètre dont les capacités de détection seront de l'ordre de la centaine de G, afin de garantir une mesure correcte.

L'accéléromètre choisi est l'accéléromètre analogique uni-axial ADXL 193. Ses caractéristiques sont détaillées dans des fiches de spécifications (Annexe C), mais il est à noter qu'il possède une plage de détection de $\pm 250\text{G}$ et une sensibilité mécanique de 400Hz. Ses capacités, et notamment sa bande passante mécanique peuvent paraître limitées comparées à certains accéléromètres utilisés dans la recherche et l'industrie, mais il présente l'avantage d'être au moins 200 fois moins coûteux que ces derniers tout en présentant des caractéristiques intéressantes, en particulier sa plage de détection.

2.2 Prétraitement des signaux

Une fois le capteur choisi, et les signaux acquis, un prétraitement est nécessaire pour extraire du signal ce qui fait sa spécificité. Ce prétraitement est ensuite suivi d'un algorithme de reconnaissance, destiné à automatiser la détection. Les performances de l'algorithme dépendent donc en grande partie de la qualité du prétraitement, c'est pourquoi cette section s'y attarde.

Pour créer, tester et comparer les méthodes de prétraitement, des exemples d'assemblages réussis et ratés ont été effectués avec l'impacteur et les signaux générés avec l'accéléromètre (plus de détails section 2.4.1). Si les signaux d'assemblages réussis sont uniques et possèdent une signature bien spécifique, il existe une infinité de signaux ratés possibles, car le profil de décélération dépend de nombreuses conditions opératoires, dont les raideurs des matériaux en contact (bois, verre, métal, plastique, ...). Ce point revêt une importance particulière pour les algorithmes de décision et sera traité dans la section 2.3.

Une fois ces signaux acquis, il est nécessaire de réussir à les caractériser pour identifier ce qui les différencie et être capable de quantifier ces différences. Cette étape préliminaire est essentielle pour garantir le bon fonctionnement des algorithmes de reconnaissance. Plusieurs prétraitements (qui seront décrits ci-après) ont été essayés, et la méthode des paramètres statistiques s'est révélée la plus convaincante. Les différents traitements et leurs performances sont présentés dans cette section.

Pour les différentes méthodes, les signaux d'assemblage réussis et ratés ont été recoupés afin de ne conserver qu'une portion du signal, contenant l'impact et le positionnant de façon identique pour tous les signaux analysés. On s'assure ainsi d'avoir des signaux facilement manipulables et comparables. À partir d'ici, le mot « signal » désignera cette portion récupérée.

2.2.1 Méthodes de pré-traitement non concluantes

Diverses méthodes ont été testées pour distinguer quantitativement les cas réussis des cas ratés. Une première approche est de tenter de récupérer le contenu fréquentiel du signal grâce à une transformation de Fourier discrète (« Fast Fourier Transform », FFT), et de s'en servir pour identifier des fréquences caractéristiques des signaux ainsi que leur amplitude. En comparant les fréquences présentes dans un signal réussi ou raté, il devrait être possible de déterminer une ou des signatures fréquentielles spécifiques aux différents cas. Cependant, les conditions opératoires et les spécificités des impacts empêchent cette approche de fonctionner correctement. Tout d'abord, le temps de l'impact est très court, de l'ordre de 0.02 sec si on ne tient pas compte des éventuels effets de vibration et de résonance qui peuvent apparaître lors

de l'impact, en fonction des conditions. Or l'échantillonnage, effectué à 10000 Hz, ne donne donc que 200 points pour effectuer la FFT, ce qui est très peu. Cet échantillonnage étant une contrainte matérielle (cf partie 4.1), il était impossible d'augmenter la fréquence d'acquisition. D'autre part, un impact est un phénomène bref et violent, ce qui se traduit en termes de signal par des brusques variations répétées, ce qui amène à parfois avoir des pics constitués d'un ou deux points, ce qui rend l'identification des fréquences d'autant plus hasardeuse et incertaine. Ainsi, l'utilisation des FFT ne s'est pas révélée concluante pour le traitement des signaux.

La comparaison à un motif de référence (« template matching » en anglais) a aussi été testée [66] [78] [57] [36]. Cette méthode issue de l'analyse d'image consiste à tenter de retrouver un motif (« template ») bien défini dans une image en parcourant l'intégralité des points de l'image et en effectuant un calcul de « degré de similarité » entre le motif de base et la section de l'image (figure 2.3).

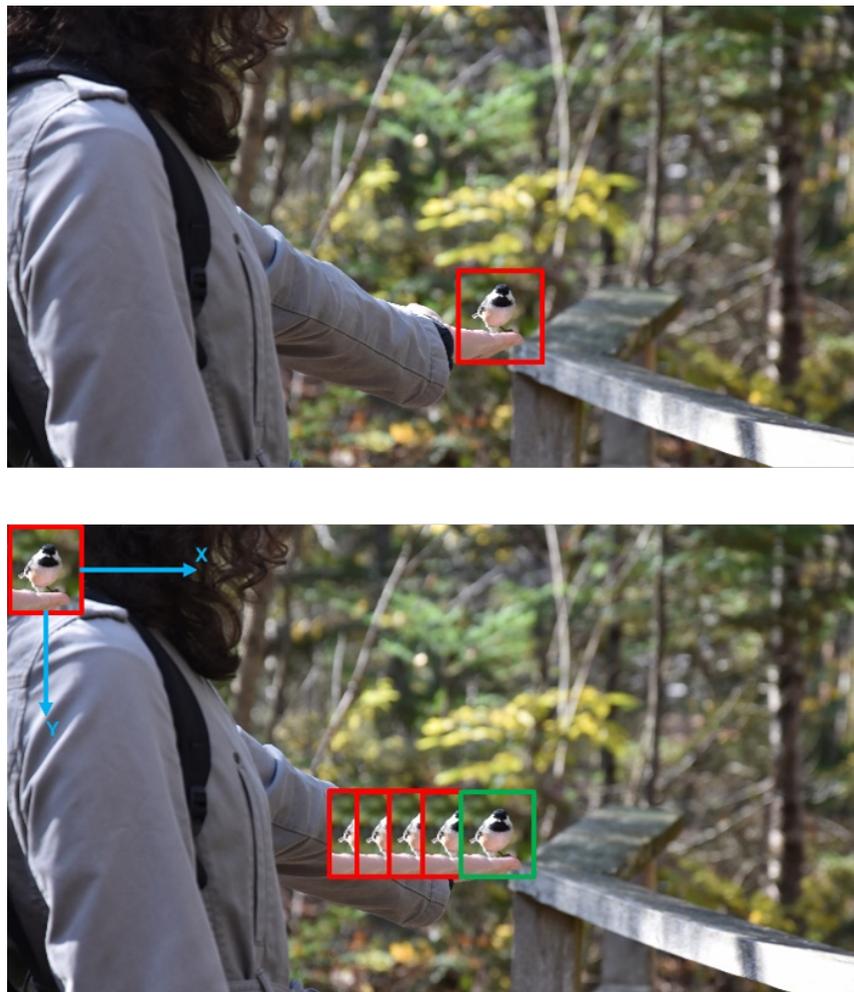


FIGURE 2.3 – Représentation du fonctionnement du « template matching » sur une image.

Il existe quatre formules courantes pour le calcul de degré de similarité. Les équations présentées ci-dessous ont été adaptées pour les signaux temporels analysés. On considère \mathbf{X} et \mathbf{Y} respectivement les vecteurs contenant le signal motif à retrouver et le signal analysé, x_i et y_i les coordonnées de ces vecteurs, et donc les valeurs prises par le signal en fonction du temps. Les formules sont :

La somme des différences absolues :

$$\Delta = \sum_{i=1}^n |y_i - x_i|$$

La somme des différences au carré :

$$\Delta = \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2$$

La corrélation croisée :

$$CC = \sum_{i=1}^n x_i y_i$$

Le coefficient de corrélation :

$$CCC = \sum_{i=1}^n \tilde{x}_i \tilde{y}_i$$

Avec $\tilde{x}_i = x_i - \tilde{x}$, \tilde{x} la moyenne sur toute la fenêtre et $\tilde{y}_i = y_i - \tilde{y}$, \tilde{y} la moyenne sur toute la fenêtre.

Ces formules peuvent se présenter sous cette forme ou normées, selon contexte. Ce prétraitement se montre malheureusement peu concluant dans notre contexte, car les signaux d'assemblages réussis et ratés sont très proches. Leurs différences ne se jouent qu'à quelques points, dont les amplitudes sont assez peu éloignées. Il arrive donc parfois que certains signaux réussis et ratés aient des scores de similarité plus élevés que deux signaux réussis. C'est pourquoi, dans le cas de l'analyse des impacts d'assemblage, cette méthode de prétraitement n'a pas été retenue.

2.2.2 Méthode de prétraitement implantée

La méthode de prétraitement qui a été retenue prend sa source dans l'analyse de signaux vibratoires, en particulier des roulements à billes [79] [27] [40]. Elle consiste à caractériser la « forme » du signal à l'aide de paramètres statistiques qui permettront d'avoir des informations sur la répartition et le comportement des points constituant le signal. Sept paramètres caractéristiques ont été retenus : La moyenne, moyenne absolue, écart type, l'amplitude maximale,

la moyenne quadratique (ou valeur efficace), le facteur de crête et le kurtosis, ou coefficient d'acuité. Leurs équations sont définies comme suit, où \mathbf{X} est le vecteur contenant le signal de l'impact analysé et x_i les valeurs de ce vecteur.

$$\text{Moyenne} = \mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$$

$$\text{Moyenne absolue} = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i|}{n}$$

$$\text{Moyenne quadratique (RMS)} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n |x_i|^2}{n}}$$

$$\text{Écart type} = \sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}$$

$$\text{Amplitude Maximale} = \max(\mathbf{X}) - \min(\mathbf{X})$$

$$\text{Facteur de crête} = \frac{\text{Amplitude Maximale}}{\text{RMS}}$$

$$\text{Kurtosis} = \frac{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{\sigma^4}$$

Ces paramètres statistiques destinés à caractériser les signaux sont calculés de deux façons (figure 2.4) :

- Chaque paramètre est calculé sur la totalité du signal, donnant respectivement une valeur que l'on qualifiera de « valeur globale ». On obtient donc sept valeurs globales par signal.
- Le signal est découpé en 10 fragments et les paramètres statistiques sont calculés sur chacun des fragments. On se retrouve donc avec 10 « valeurs locales » par paramètre statistique, soit 70 valeurs locales par signal. Il est à noter que le découpage en 10 a été déterminé de façon empirique : en dessous de 10, il y a une perte significative d'information pour caractériser correctement les signaux réussis des signaux ratés, et au-delà, on perd le côté simplificateur de la méthode sans pour autant augmenter la significativité des informations récupérées

On se retrouve finalement avec 77 paramètres caractéristiques possibles. Néanmoins, toutes ces valeurs ne sont pas forcément utiles et porteuses d'informations déterminantes pour différencier

les signaux réussis des signaux ratés. Il est donc nécessaire de les trier pour ne garder que les plus intéressantes. Cette opération de tri est simple à réaliser et consiste à afficher les valeurs locales et globales pour chacun des signaux de la base de données, réussis et ratés. On identifie ensuite les paramètres caractéristiques globaux ou locaux pour lesquels les éléments réussis ou ratés sont clairement différenciables (figure 2.5). Les paramètres en question sont conservés et servent de base aux algorithmes de décision.

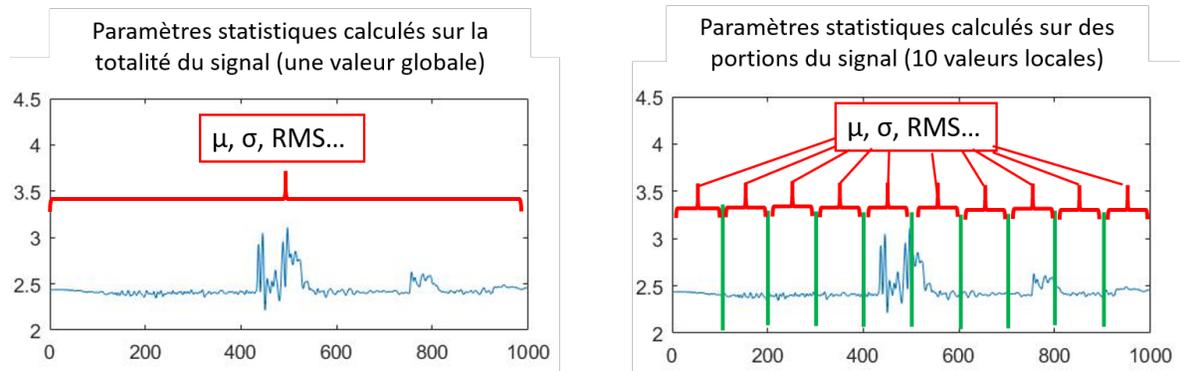


FIGURE 2.4 – Représentation des deux méthodes de calcul pour les paramètres statistiques.

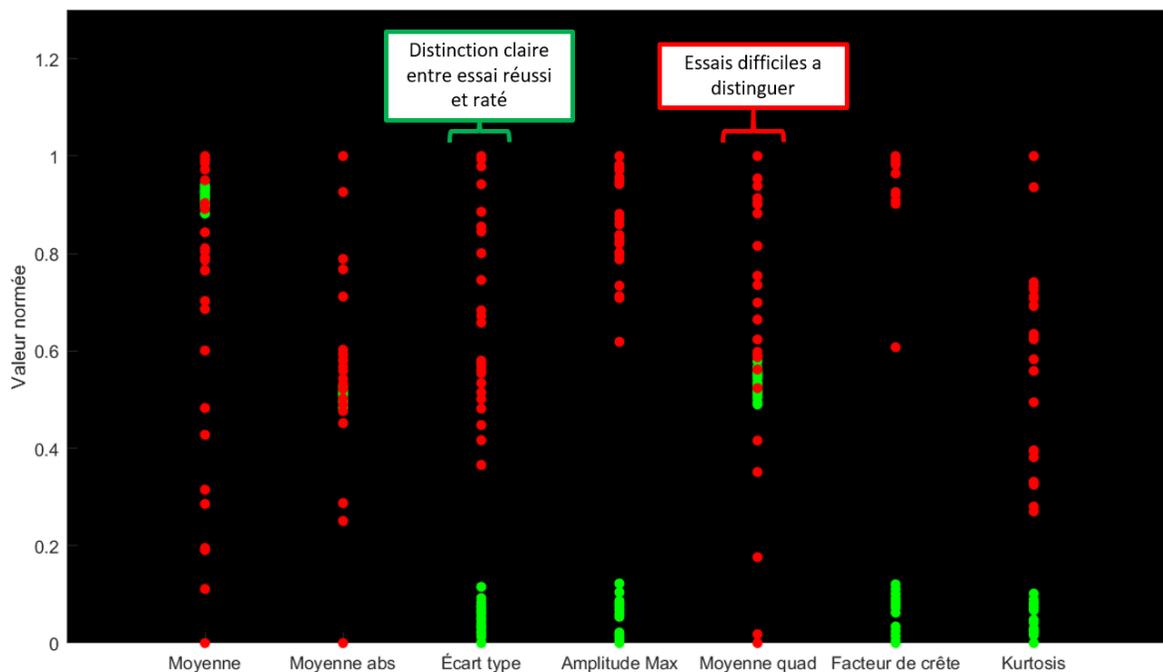


FIGURE 2.5 – Exemples de valeurs des paramètres statistiques globaux, pour 10 impacts réussis et 10 impacts ratés. Les valeurs ont été normées afin permettre le traitement par les algorithmes de reconnaissance.

Le fait d'avoir sept paramètres statistiques différents permet de balayer un éventail de possibilités assez large au niveau de la caractérisation du signal, et de faire face à un certain nombre de cas. Cependant, il peut être intéressant selon le contexte d'en choisir d'autres, tels que le coefficient d'asymétrie.

2.3 Algorithmes de décision

À partir des paramètres statistiques récupérés, deux algorithmes de décision ont été développés, implantés et comparés, dans le but de permettre de reconnaître de façon automatisée un assemblage réussi et un assemblage raté à partir des données récupérées.

Le premier algorithme, utilisant des valeurs seuils, est relativement simple et demande peu de ressources mais il peut se montrer assez fastidieux à mettre en place si le signal détecté est complexe et demande de nombreux paramètres statistiques pour être caractérisé, car demandant un certain nombre d'ajustements manuels.

L'autre méthode utilise les Séparateurs à Vaste Marge (Support Vector Machine - SVM) et demande un peu plus de capacité de calcul mais présente l'avantage d'être optimisable et automatisable, tout en fonctionnant très bien en petite et grande dimension.

2.3.1 Méthode des valeurs seuil

Cette méthode est la méthode la plus simple et la plus directe en ce qui concerne l'utilisation des paramètres statistiques. Une fois que les paramètres permettant de distinguer les essais réussis des essais ratés sont sélectionnés, on attribue de façon heuristique des valeurs seuil à chaque paramètre, en se basant sur les valeurs des impacts d'assemblage réussis et ratés (figure 2.6).

Ensuite, à chaque nouveau signal capté, les valeurs des paramètres pour ce nouveau signal sont évaluées et comparées aux valeurs seuil.

Si les résultats correspondent aux valeurs fixées, le nouveau signal est identifié comme un signal réussi. Si cependant les valeurs ne sont pas en adéquation avec les instructions, cela signifie que le signal est trop éloigné d'un signal réussi et donc que l'impact n'a pas mené à un bon assemblage.

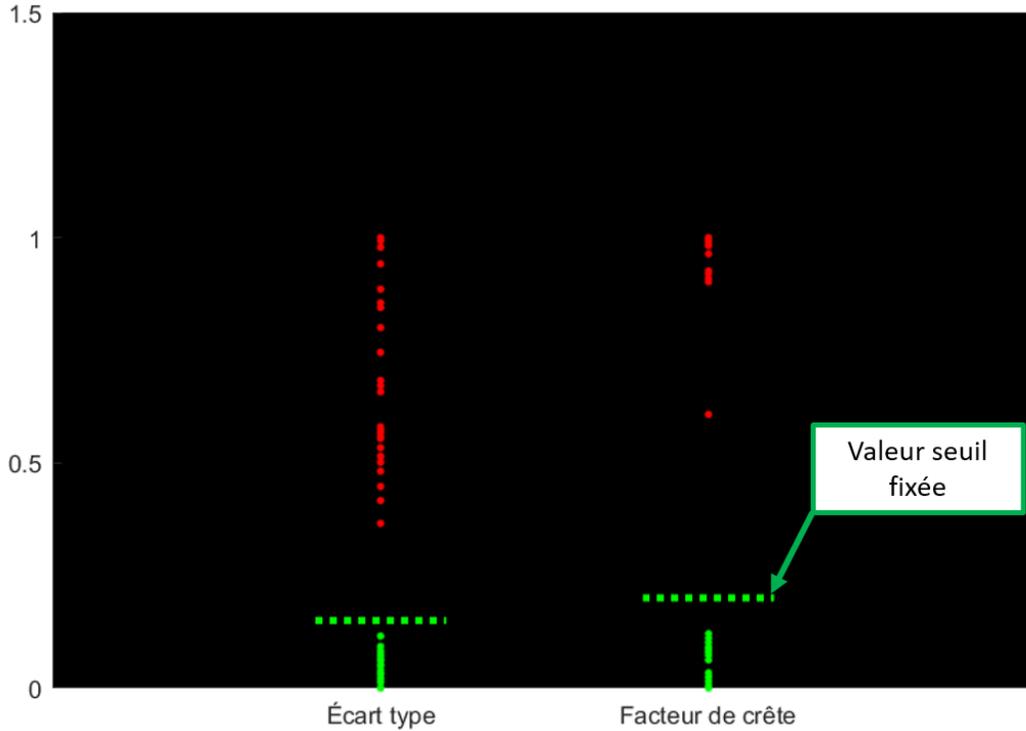


FIGURE 2.6 – Exemple de valeurs seuil fixées pour deux paramètres statistiques utilisés lors de l’analyse d’un impact.

2.3.2 Séparateurs à Vaste Marge

Les Séparateurs à Vaste Marge, « Support Vector Machines » en anglais (SVM), font partie des algorithmes d’apprentissage machine. Utilisés pour des problèmes de classification des données ou de régression, ils permettent de rendre une décision à partir d’un ensemble de données qui servent d’entraînement à un modèle. Dans le contexte du projet, l’objectif de classification est de déterminer l’appartenance d’une nouvelle instance (nouveau signal) à la classe « assemblage réussi » ou « assemblage raté ». Cet algorithme a été étudié pour ses caractéristiques en regard des conditions du projet, notamment le fait qu’il puisse fonctionner avec une petite base de données et qu’il puisse distinguer une catégorie en particulier contrairement à toutes les autres (SVM à une classe). Les notions exposées ci-après sont majoritairement tirées de l’ouvrage d’Ethem Alpaydin [4], et des articles [8] [77].

Principes généraux sur les SVM

Les SVM utilisent les principes de l’algèbre linéaire pour traiter les informations et classer les différentes instances (exemples) qui lui sont soumises. Chaque instance, c’est-à-dire signal

d'assemblage réussi ou raté de la base de données, est représentée sous forme d'un vecteur d'un espace en général à n dimensions (figure 2.7). Chacune de ces dimensions est un élément caractéristique de l'observation, et les coordonnées des vecteurs sont les valeurs prises par l'observation pour cet élément caractéristique. Traduit dans le contexte du projet, chaque signal réussi ou raté est représenté par un vecteur, dont les coordonnées sont les paramètres statistiques choisis (moyenne, écart type, kurtosis, ...). Les valeurs de ces coordonnées sont les valeurs prises par chaque signal pour chaque paramètre.

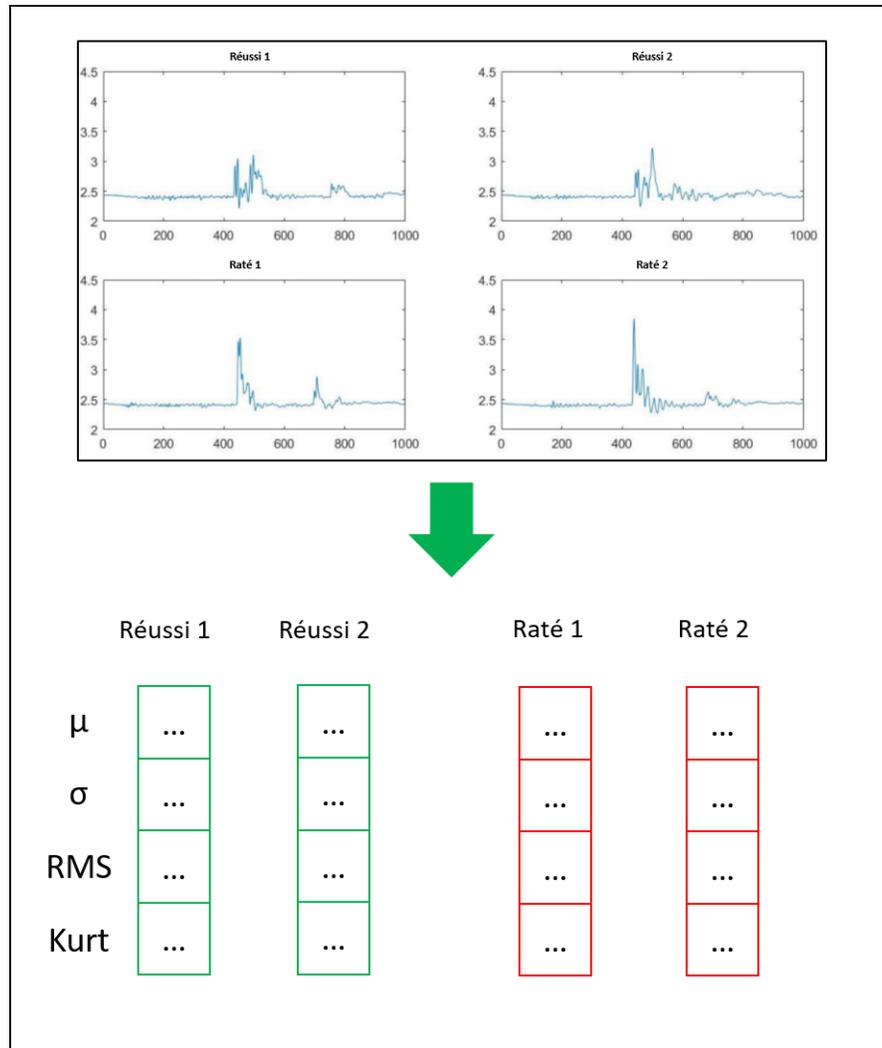


FIGURE 2.7 – Représentation de l'organisation des vecteurs extraits de signaux réussis et ratés.

Pour simplifier les explications, on se place dans le cas d'un espace à deux dimensions, avec uniquement deux classes à discriminer (figure 2.8). Cependant les principes sont applicables à n classes et à n dimensions.

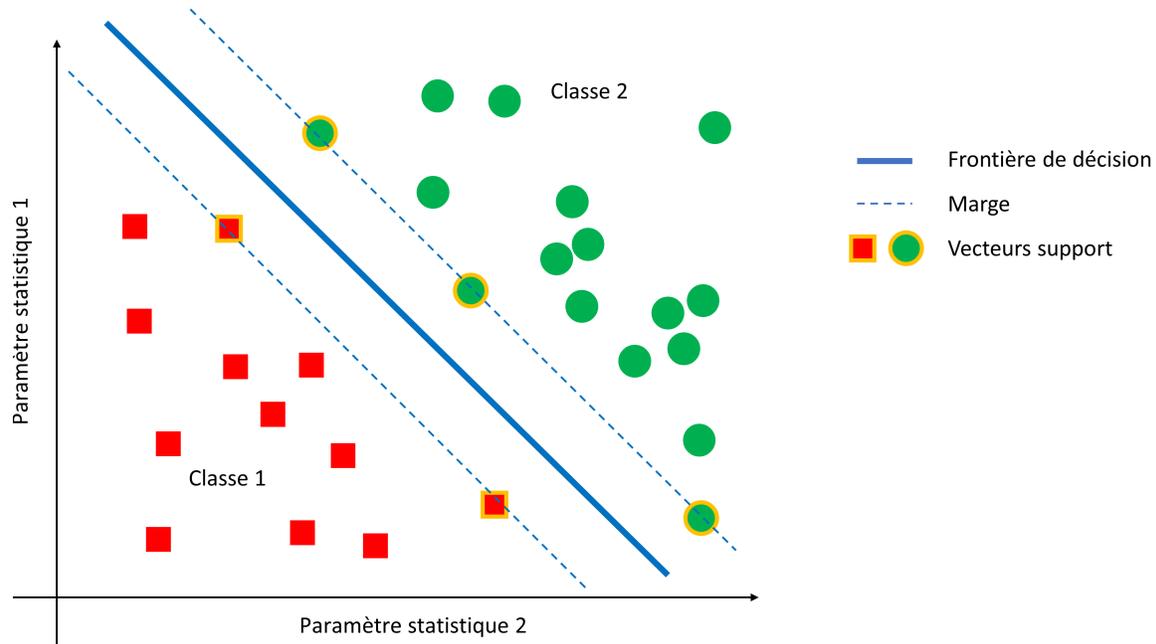


FIGURE 2.8 – Représentation graphique d'un ensemble de données comportant deux classes dans un espace à deux dimensions, ainsi que les éléments des SVM.

Pour pouvoir séparer les deux classes il faut placer la frontière de décision, qui prend la forme d'un hyperplan (en deux dimensions une droite, cf figure 2.8), dans l'espace de telle manière que les vecteurs de la classe 1 les vecteurs de la classe 2 soient complètement séparés. Ainsi, tout vecteur se trouvant du côté de la classe 1 de la frontière sera catégorisé comme appartenant à la classe 1, et respectivement s'il se trouve de l'autre côté, il sera identifié comme appartenant à la classe 2.

Cependant, il existe en général une infinité d'hyperplans pouvant remplir ces conditions. Il est donc nécessaire de trouver l'hyperplan qui donnera le modèle (la frontière de décision) le plus généralisable. Cette condition se traduit par le fait d'avoir la frontière de décision la plus loin possible des deux classes. On définit pour cela des vecteurs support (d'où le « support vector ») et une marge, qui est la distance entre l'hyperplan et les vecteurs qui en sont le plus proche. Ces vecteurs de support sont représentés entourés de jaune dans la figure 2.8, et la marge est en pointillés bleus.

Pour avoir le modèle le plus général, on cherche donc à avoir le plan avec la marge la plus grande (d'où « séparateur à vaste marge »), c'est-à-dire l'hyperplan le plus loin possible des vecteurs de support. C'est justement le fait d'utiliser des vecteurs support qui permet aux SVM de fonctionner avec des bases de données réduites, car il n'y a que ces vecteurs qui sont réellement nécessaires au bon fonctionnement de l'algorithme.

Si la résolution du problème n'est pas linéaire (cf figure 2.9), il est possible d'utiliser trois méthodes pour trouver une frontière de décision. Premièrement on peut définir une condition pour permettre à certains vecteurs d'être plus proche que la marge définie ou d'être carrément de l'autre côté de la frontière de décision. On a donc un modèle linéaire mais qui accepte des erreurs, on parle de « soft margin hyperplane ».

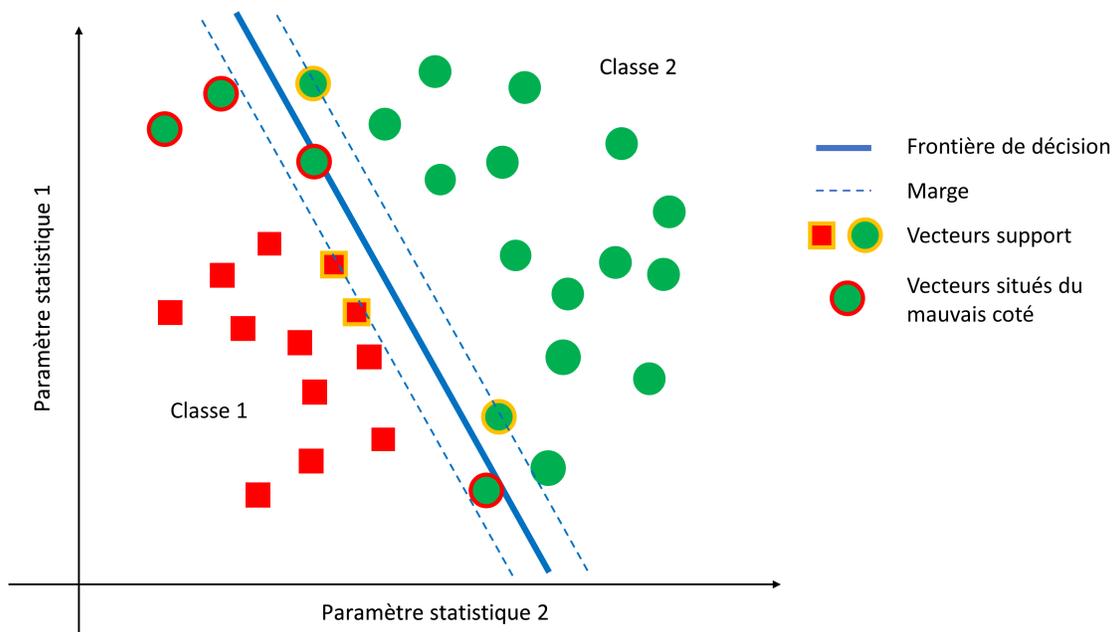


FIGURE 2.9 – Représentation d'un séparateur type "soft margin" dans l'espace des paramètres statistiques.

Une autre possibilité est d'adapter un modèle non linéaire pour avoir la frontière, mais cela donne des opérations complexes. Il est plus pratique et performant d'appliquer une transformation non linéaire aux vecteurs de l'espace, afin de les exprimer ou projeter dans un nouvel espace de dimension plus élevée. Une fois dans ce nouvel espace, on peut séparer les vecteurs linéairement (hyperplan), ce qui permet donc de classer linéairement les données dans cet espace. (figure 2.10)

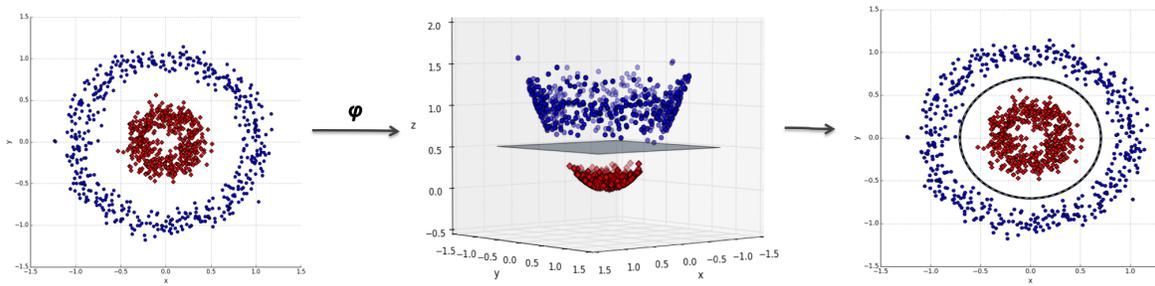


FIGURE 2.10 – Représentation de la projection de vecteurs dans un espace de plus grande dimension puis de leur séparation par un hyperplan. Image tirée du site internet <http://beta.cambridgespark.com/courses/jpm/05-module.html>

L'utilisation d'une fonction noyau, ou kernel, permet de s'éviter la transformation non linéaire dans l'espace de redescription et le produit scalaire associé ; car pour chaque kernel il existe une transformation et un produit scalaire correspondants (Théorème de Mercer, [76] [24]). Ceci permet donc de gagner en efficacité de calcul tout en donnant exactement les mêmes résultats. Un classifieur linéaire est donc transformé en classifieur non linéaire (dans l'espace initial) grâce à ces astuces. Différents kernels sont utilisés en fonction des situations pour permettre aux SVM de traiter les cas non linéairement séparables.

SVM à une classe

Les SVM s'appliquent très bien pour les cas à deux classes, et pour les cas à plusieurs classes, les stratégies un contre tous (one vs all) et de comparaison par paires ont fait leurs preuves [4], avec un certain avantage pour cette dernière, dans la mesure où elle utilise moins de données et a une optimisation plus rapide. Cependant, dans le cadre concret du projet, il serait contreproductif et chronophage de déterminer tous les types de cas ratés possibles et d'entraîner un modèle de SVM dessus. En effet, il existe autant de signaux d'assemblages ratés, avec leurs caractéristiques propres, qu'il y a de situations et/ou de matériaux en présence. Ainsi, un impact sur une table en bois, une surface en verre, une plaque de métal ou même un impact dans le vide, sans obstacle, ont chacun leur propre signature et leurs caractéristiques. Or, dans le cas d'un entraînement prenant en compte les cas ratés, il est possible qu'un ou des cas ratés qui n'ont pas été recensés puissent être confondus avec un signal réussi.

Cependant, les SVM à une classe ou « One class SVM » (OCSVM) permettent de résoudre en grande partie ce problème. En effet, le principe de fonctionnement des OCSVM est de n'utiliser comme vecteurs de support que les vecteurs de la classe que l'on désire identifier. Ainsi, la frontière de décision et sa position ne dépendent que des vecteurs supports de la classe utilisée pour l'entraînement. Dans le cadre de l'étude, l'entraînement est fait sur les

assemblages réussis, car s'il existe une infinité de cas ratés, il n'existe qu'une seule possibilité d'assemblage réussi avec sa signature et ses caractéristiques uniques (figure 2.11).

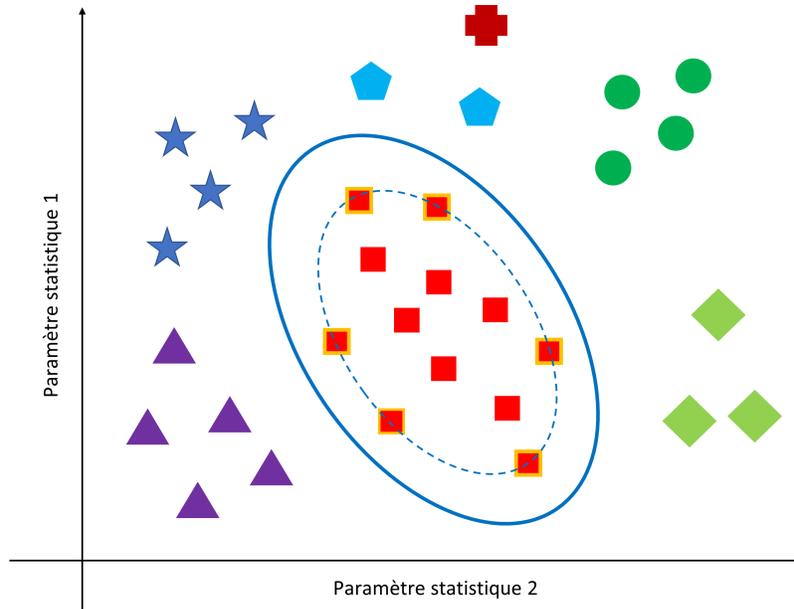


FIGURE 2.11 – Représentation de l'isolement d'une classe par rapport à toutes les autres à l'aide d'un OCSVM.

Les OCSVM, en se concentrant uniquement sur les cas réussis permettent ainsi de déterminer si le nouveau signal en possède les caractéristiques. Dans le cas contraire, et quelle que soit les valeurs qu'il prend, il est considéré comme un cas raté. Les OCSVM rendent donc le modèle plus spécifique et restreint, avec une certaine tendance au surapprentissage, mais ils permettent d'éliminer un grand nombre de cas ratés dont on ne possède pas d'exemple. D'autre part, le caractère restrictif et donc la propension au surapprentissage du modèle peut être modulé et optimisé grâce aux paramètres γ et ν du modèle et à un algorithme d'optimisation.

Utilisation des OCSVM et algorithme d'optimisation

Si les éléments théoriques du fonctionnement des SVM sont complexes, leur implémentation et leur utilisation en condition réelle est relativement aisée, notamment grâce à l'existence de bibliothèques de fonctions permettant de démarrer avec les SVM. Dans cette étude, la bibliothèque LibSVM pour MATLAB est utilisée. Plusieurs fonctions noyau ont été essayées, telles que les fonctions polynomiales, sigmoïde ou gaussienne (Radial Basis Function, RBF) . Celle qui donne les meilleurs résultats empiriques dans le cadre de l'étude est la RBF, et sera la seule

considérée à partir d'ici. Son équation, est [76] [24] :

$$K = e^{-\frac{\|x-x'\|^2}{2s^2}}$$

Où telle qu'implémentée dans LibSVM :

$$K = e^{-\gamma\|x-x'\|^2}$$

Où x et x' sont deux vecteurs de l'espace (instances) et $\gamma = \frac{1}{2s^2}$, un paramètre à fixer par l'utilisateur (explicité ci-dessous).

Les SVM présentent l'avantage de n'avoir que deux paramètres à choisir pour optimiser le positionnement et la forme de la frontière de décision : les paramètres γ et ν . Ceci est vrai quel que soit le nombre de dimensions dans lequel on travaille.

Le paramètre γ se retrouve dans les fonctions de kernel, et sert principalement à moduler le comportement et l'influence du kernel sur le résultat. Par exemple, pour la RBF, ce paramètre définit l'influence d'un seul vecteur support sur la frontière de décision, tel qu'on peut le constater dans la figure 2.12 tirée de l'ouvrage d'Ethem Alpaydin [4].

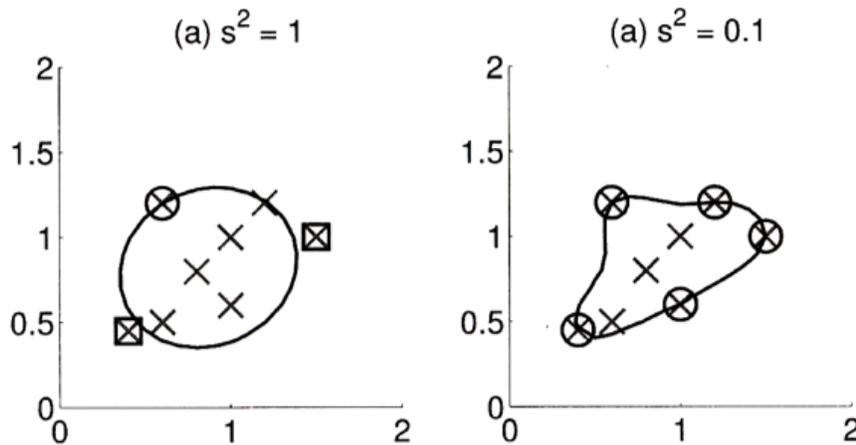


FIGURE 2.12 – Représentation de l'influence de gamma pour les OCSVM, avec $\gamma = \frac{1}{2s^2}$. Les points représentés de coordonnées aléatoirement choisies dans $[0;2]$

Le paramètre $\nu \in [0,1]$ provient d'une reformulation des équations de l'hyperplan et permet de contrôler la proportion de vecteurs de support par rapport aux vecteurs d'entraînement. Plus précisément, ce paramètre est la limite inférieure de la proportion de vecteurs support par rapport à l'ensemble des vecteurs d'entraînement, et la limite supérieure de la proportion d'erreurs acceptées lors de l'entraînement. Plus d'informations à ce sujet dans [4].

Pour trouver les paramètres γ et ν on utilise une approche de recherche par quadrillage (« grid search »), étant ce qui se fait de plus simple et de plus efficace pour la recherche des paramètres de SVM. On cherche les paires remplissant les conditions imposées sur la frontière de décision, par exemple être placée le plus loin possible des vecteurs réussis, tout en n'incluant pas les vecteurs ratés.

L'algorithme de sélection et d'optimisation des paramètres fonctionne comme suit :

1. On commence par définir des plages de recherche pour γ et ν
2. On entraîne autant de modèles qu'il y a de paires de paramètres γ et ν sur les données réussies
3. On teste les performances de chaque modèle sur des ensembles de données réussies et ratées, c'est à dire le pourcentage d'identification correcte des vecteurs par le modèle. Il est à noter qu'il est donc indispensable d'avoir un certain nombre d'exemples de cas ratés pour choisir les modèles de OCSVM, même si elles ne sont pas comprises dans les données d'entraînement. Elles servent en effet à garantir la bonne performance de l'algorithme de décision en éliminant une grande partie des valeurs de γ et ν qui donnent une frontière de décision intégrant des cas ratés
4. On récupère les modèles pour lesquels on a un pourcentage de reconnaissance des assemblages réussis et ratés conforme à un pourcentage décidé en amont. On cherche en général à ce qu'il soit le plus élevé possible, mais il peut arriver qu'il ne soit pas possible d'obtenir 100% d'identification correcte des vecteurs dans la plage de γ et ν considérée
5. On teste ensuite ces modèles sur un ensemble de valeurs discrètes dans l'espace des paramètres statistiques pour déterminer les vecteurs limitrophes. Ces vecteurs sont définis comme les vecteurs qui sont sur le bord de la frontière de décision, c'est-à-dire les vecteurs qui sont encore considérés comme des cas réussis, mais dont au moins un des voisins immédiats est un cas raté (figure 2.13).
6. Pour chaque modèle, on cherche les distances entre les vecteurs réussis et les vecteurs limitrophes afin de trouver les paires de vecteurs (x_i, b_j) , avec x_i le vecteur représentant un assemblage réussi et b_j le vecteur limitrophe le plus proche de x_i . Ce processus peut aussi être effectué pour les vecteurs représentant les cas ratés. Pour chaque paire, la distance d_{xb} entre le couple de vecteurs est enregistrée. On a ainsi N couple de vecteurs et N distances d_{xb} associées par modèle (figure 2.14).

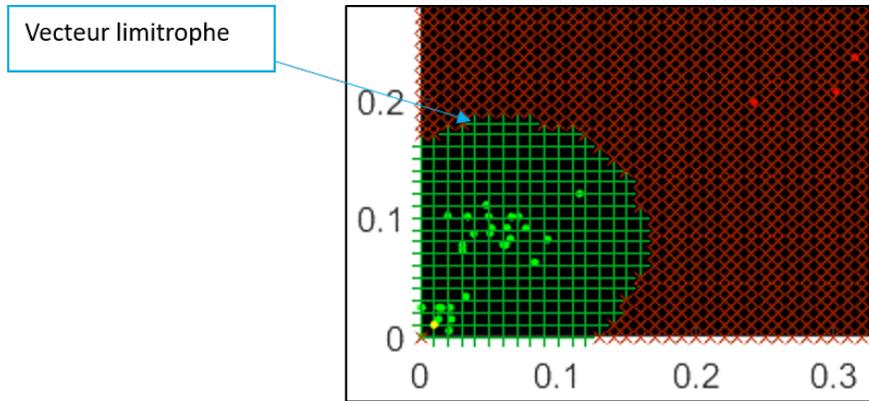


FIGURE 2.13 – Représentation d’une frontière de décision et des vecteurs limitrophes, dans l’espace de paramètres statistiques.

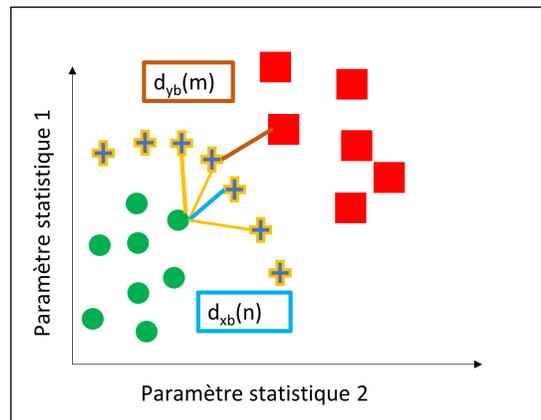


FIGURE 2.14 – Représentation de la recherche des couple (x_i, b_j) et (y_k, b_l) ainsi que leurs distances associées.

7. On recherche ensuite la distance la plus petite par modèle et on la lui attribue. Cette valeur de distance, associée à chaque modèle permet de les classer et d’avoir une valeur caractéristique pour chaque modèle.
8. Enfin, on compare les valeurs associées aux modèles avec la condition de sélection décidée plus tôt, et on récupère le modèle la satisfaisant. Dans la présente étude, les modèles présentaient une propension au surapprentissage, tout en étant capables de garantir une reconnaissance des cas réussis et ratés de 100% dans les deux cas. Ainsi, la condition qui a été implémentée est d’avoir la distance entre les vecteurs de cas réussis et les vecteurs de cas ratés la plus grande possible. Cependant, il est tout à fait possible de choisir une autre condition, telle qu’« avoir une distance au moins supérieure à 0.1 », sous réserve d’existence d’une solution dans la plage de valeurs considérée. Le seul élément à changer est la condition de vérification à la fin de l’algorithme.

2.4 Expérimentation et comparaison des algorithmes de décision

Le cadre de l'étude étant de rechercher et de comparer différentes possibilités de systèmes de détection pour le robot collaboratif destiné à l'assemblage de pièces automobiles, une expérimentation a été menée afin de recueillir des informations sur les performances de l'accéléromètre et des algorithmes de décision en situation aussi proche que possible du réel.

2.4.1 Conditions expérimentales et résultats

Pour tester les algorithmes de détection, une base de données de signaux d'essais a été constituée. Sachant que la forme des signaux dépend de nombreux facteurs, tels que le matériau et le positionnement de l'obstacle, il a été nécessaire de se limiter à quelques cas ratés différents, car il serait trop long et infructueux d'essayer de tous les recenser. Pour simuler des obstacles à l'insertion, des rondelles plates et une plaque de métal percée ont été placés autour des trois têtes clipsables permettant l'assemblage de la plaque support dans la porte (figure 2.15 et 2.16).

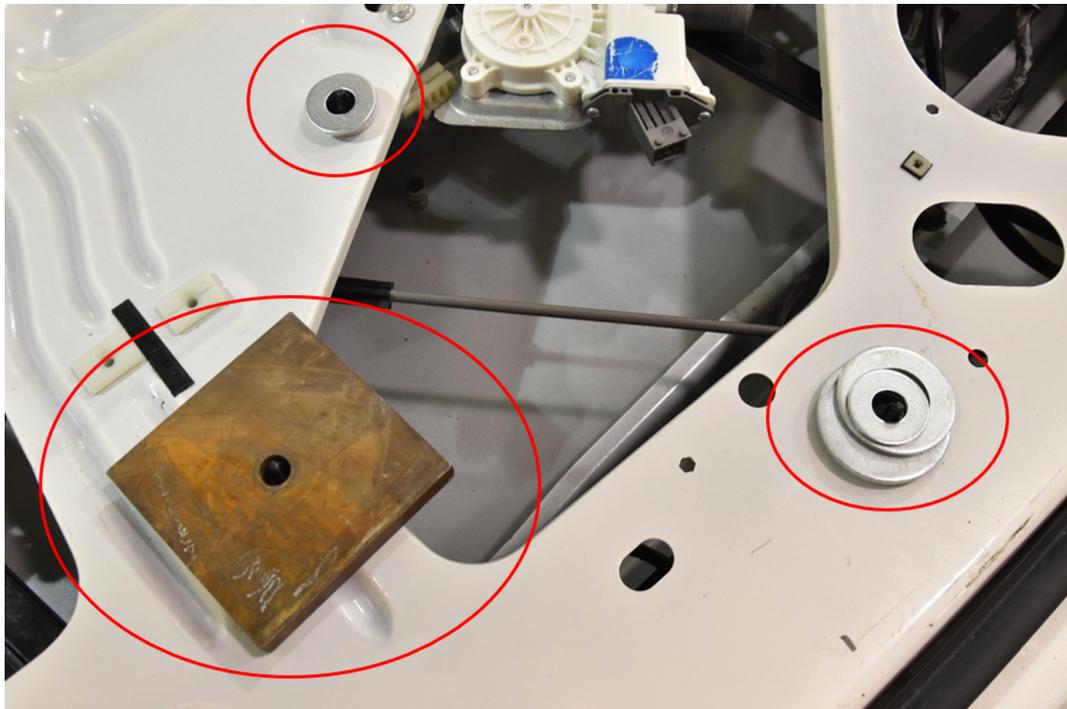


FIGURE 2.15 – Obstacles à l'insertion

Les obstacles ont été choisis de façon à laisser dépasser le haut des têtes clipsables et donc de mettre correctement en position la plaque support, tout en s’assurant d’empêcher l’insertion. Ainsi on s’évite l’instabilité de la plaque lors de l’utilisation de l’impacteur, pour donc avoir une répétabilité des signaux d’impact ratés acquis.

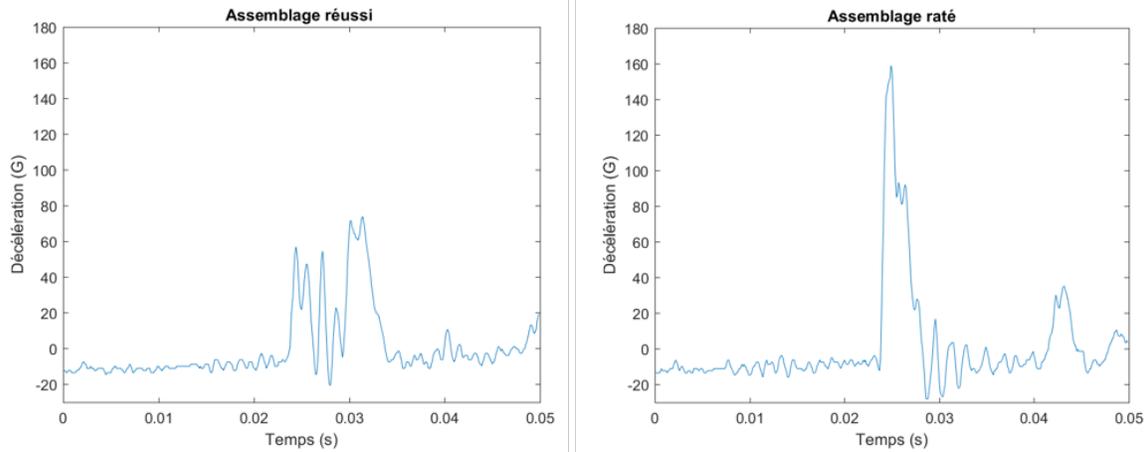


FIGURE 2.16 – Évolution de la décélération en G en fonction du temps pour un exemple d’assemblage réussi et d’assemblage raté. Les signaux ont été recoupés de façon à pouvoir correctement distinguer les différences de forme et d’amplitude.

D’autre part, un autre type de signal a été enregistré pour augmenter la performance des algorithmes de détection. Ce signal est celui récupéré lorsque l’impacteur frappe sur la plaque support, au niveau de la tête clipsable comme pour un impact d’assemblage, alors que la plaque est déjà assemblée dans la portière. Ce signal présente des caractéristiques propres, différentes des précédents signaux d’assemblages réussis et des signaux ratés. Ces différences sont dues au fait que l’impact effectué sur la plaque déjà assemblée se comporte différemment de l’impact d’assemblage raté, mais aussi de l’impact d’assemblage réussi. En effet, les interactions entre les différents matériaux et pièces en présence (tête clipsable, portière, plaque support) sont différentes lors de cet impact, à cause de leurs positionnements respectifs (plaque en contact avec la base de la tête clipsable et la portière).

Cet impact, dit de vérification, prend place juste après l’impact d’assemblage et permet d’avoir une seconde détection dont le rôle est de vérifier une fois l’assemblage fait si effectivement la plaque a bien été fixée. Le signal résultant de cette opération est prétraité de la même façon que les autres, et les algorithmes de détection sont programmés de façon à rechercher un signal similaire au signal de vérification à partir du second impact. Ces deux détections successives ont pour but d’augmenter la robustesse et les performances du système de détection.

Les signaux ont été récupérés à l'aide d'une carte d'acquisition NI-USB-6008 de National Instruments et d'un ordinateur fonctionnant sous MATLAB. La fréquence d'acquisition est de 10kHz (valeur limite autorisée par la carte).

Pour chaque type de signal (assemblage réussi, assemblage raté et impact de vérification), 25 signaux ont été récupérés pour servir de données d'entraînement, soit 75 signaux au total. En ce qui concerne le protocole de test, 600 impacts ont été effectués : 200 impacts d'assemblage, comportant 100 assemblages réussis et 100 ratés à cause d'un obstacle, 200 impacts de vérification comportant 100 exemples de plaque correctement assemblée et 100 exemples de plaque bloquée, puis 100 cycles d'un assemblage réussi suivi d'une vérification. L'algorithme effectuait l'analyse et rendait une décision en temps réel. Les résultats ci-contre donnent les performances pour chaque algorithme de vérification (figures 2.17 et 2.18) :

- Avec la méthode des valeurs seuils, on obtient les valeurs suivantes :
 - Pour l'impact d'assemblage, 92% de détection correcte des assemblages réussis et 100% de détection correcte des assemblages ratés
 - Pour l'impact de vérification, on obtient 95% de détection correcte des assemblages réussis et 97% de détection correcte des assemblages ratés
 - Pour les cycles d'impact successifs, on obtient 99% de signaux donnant au moins une détection correcte

Valeurs Seuil impact d'assemblage	Assemblage Réussi	Assemblage Raté
Déecté Réussi	92%	0%
Déecté Raté	8%	100%

Valeurs Seuil impact de vérification	Assemblage Réussi	Assemblage Raté
Déecté Réussi	95%	3%
Déecté Raté	5%	97%

FIGURE 2.17 – Matrices de confusion pour la méthode des valeurs seuils

- Pour la méthode des SVM, on obtient les performances suivantes :
 - Pour l'impact d'assemblage, 94% de détection correcte des assemblages réussis et 100% de détection correcte des assemblages ratés

- Pour l'impact de vérification, on obtient 96% de détection correcte des assemblages réussis et 100% de détection correcte des assemblages ratés
- Pour les cycles d'impact successifs, on obtient 100% de signaux donnant au moins une détection correcte

SVM impact d'assemblage	Assemblage Réussi	Assemblage Raté
Déecté Réussi	94%	0%
Déecté Raté	6%	100%

SVM impact de vérification	Assemblage Réussi	Assemblage Raté
Déecté Réussi	96%	0%
Déecté Raté	4%	100%

FIGURE 2.18 – Matrices de confusion pour la méthode des valeurs seuils

2.4.2 Commentaires sur les résultats et la capacité d'extension des méthodes

Les deux méthodes présentent des performances similaires, avec un léger avantage pour les OCSVM. On peut remarquer que la performance est élevée pour la détection des cas ratés, ce qui est intéressant sur une chaîne d'assemblage. En effet, tout comme pour le photodétecteur, il est préférable d'avoir un assemblage réussi mal détecté et demandant une vérification qu'un assemblage raté non détecté et qui reste dans le véhicule.

Les performances des deux algorithmes étant globalement du même ordre de grandeur, la préférence pour l'un ou pour l'autre dépendra aussi des conditions d'utilisation et d'implémentation.

La méthode des valeurs seuil fonctionne très bien dans des cas simples, avec des problèmes simples. Cette méthode est facile et rapide à implémenter au niveau industriel car elle nécessite peu d'étapes pour arriver à une détection efficace, et ne demande pas beaucoup de prérequis théoriques ou de temps, ni un matériel très performant. Néanmoins, si l'assemblage à caractériser est complexe et qu'il demande beaucoup de paramètres caractéristiques différents pour

correctement effectuer les détections, il peut être long et fastidieux de définir toutes les valeurs seuil et d'effectuer les tests de vérification. Cette méthode peut aussi manquer de robustesse à cause des conditions opératoires et/ou de perturbations extérieures.

L'algorithme utilisant les OCSVM est un outil puissant, capable de prendre en compte et de résoudre des cas complexes. En effet, quel que soit le nombre de paramètres statistiques choisi, il n'y a que les paramètres γ et ν à choisir. De plus, grâce à l'algorithme d'optimisation, il est possible, sous réserve d'existence d'une solution dans les plages de recherche, de choisir finement la permissivité de la frontière de décision en la plaçant plus ou moins loin des vecteurs d'entraînement. Enfin si un nouveau cas se présente, par exemple un cas raté qui n'aurait pas été rencontré avant et qui passerait outre le modèle déjà établi, il suffit de le rajouter à la base de données et de relancer l'algorithme d'optimisation pour qu'un nouveau modèle, plus robuste, soit disponible ; là où il aurait fallu, avec la méthode des valeurs seuil, revoir la totalité des valeurs et les ajuster pour prendre en compte ce cas.

En revanche, les OCSVM demandent plus de travail pour les mettre en place, notamment pour les différentes étapes de prétraitement et pour l'optimisation, qui peut prendre un certain temps. De plus, l'algorithme d'optimisation et la création des modèles sont des processus assez gourmands en capacités et temps de calcul, tout dépendant de la taille de la base de données et de la finesse de la recherche des paramètres, contrairement à la logique simple et binaire de la méthode des valeurs seuil.

Enfin, ces deux méthodes sont adaptables à d'autres cas d'assemblage, d'autres capteurs, voire d'autres problématiques, tant qu'il est possible de circonscrire le problème à un ou des signaux comportant une signature spécifique à identifier.

2.5 Conclusion

Ce chapitre présente une solution de système de détection de l’accomplissement d’une tâche fondée sur l’utilisation d’un accéléromètre. Les étapes majeures de la détection y sont traitées. En gardant à l’esprit le contexte industriel, un accéléromètre peu coûteux et aux performances adaptées à la méthode d’assemblage choisie est utilisé.

Ensuite vient l’identification et la quantification des caractéristiques des signaux. Plusieurs types de prétraitements ont été essayés, et la méthode utilisant des paramètres statistiques caractérisant les signaux a été sélectionnée car elle donne les résultats les plus probants dans le contexte de l’étude.

Puis vient le traitement avec des algorithmes de décision afin de réussir à identifier les différentes classes de signaux, ici les signaux d’assemblage réussi de toutes les possibilités d’assemblage raté. Les algorithmes des valeurs seuil et les OCSVM ont chacun leurs avantages et inconvénients, le premier étant simple et rapide à effectuer, mais pouvant se révéler fastidieux face à des cas complexes. Le second est moins fastidieux et plus adaptable, par le peu de paramètres à rechercher et sa facilité d’adaptation à de nouveaux cas en le rajoutant simplement à la base de données préexistante.

Pour finir, une expérimentation en conditions réelles avec une mesure des performances des algorithmes a été menée afin de vérifier et valider les performances globales du système de détection et de comparer les deux algorithmes de décision.

Le système de détection dans sa globalité se montre potentiellement adaptable à d’autres types de capteurs et d’autres problématiques, tant que le problème est réductible à l’identification de la signature d’un signal. Les accéléromètres présentent l’avantage de permettre de récupérer ce type de données et de permettre de quantifier les mouvements de manière efficace. Ces approches se montrent intéressantes et potentiellement performantes dans le contexte des robots collaboratifs.

Chapitre 3

Détection avec un Microphone

Pour ce troisième chapitre, l'objectif d'étude est de présenter les principes d'une autre méthode complémentaire de détection faisant appel à la détection sonore. Cette approche a été motivée par la recherche d'une méthode de détection qui puisse être aussi générale que possible, c'est-à-dire ne dépendant pas de la méthode d'assemblage et/ou de l'outillage, tel que l'impacteur (chapitres 1 et 2). Cette section propose donc une application des techniques de reconnaissance vocale à la détection d'assemblage, en utilisant la même structure de détection que précédemment : récupérer un signal à l'aide d'un capteur, l'analyser et en tirer des caractéristiques, puis les soumettre à un algorithme de discrimination (figure 3.1). À partir des signaux extraits d'un micro unidirectionnel, deux types de traitements sonores, les « Mel Frequency Cepstrum Coefficients » (MFCC) et la transformée en ondelettes continue (« Continuous Wavelet Transform », CWT) sont appliqués. Un algorithme de décision, fondé sur les modèles de mélanges gaussiens (« Gaussian Mixture Models », GMM) et la log-vraisemblance est aussi traité, suivi d'une discussion sur les performances relatives des MFCC et des ondelettes.

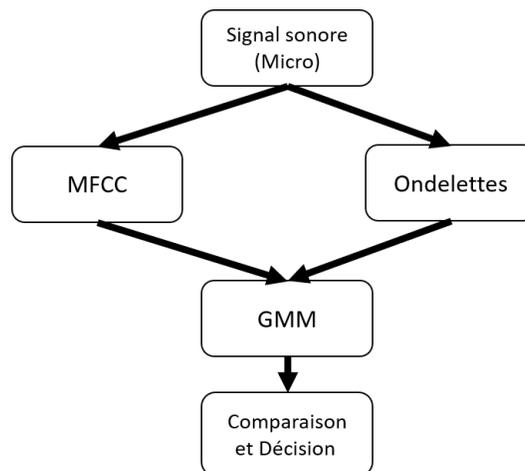


FIGURE 3.1 – Logigramme général du système de détection

3.1 Contexte de l'étude et éléments sur la détection

3.1.1 Contexte et principes

En guise de rappel, quatre types d'assemblages ont été sélectionnés dans le cahier des charges du projet : les assemblages clipsés, les connecteurs électriques, les assemblages de tuyau et les boulonnages. Pour les méthodes présentées précédemment (chapitres 1 et 2), les deux types de détection dépendent grandement de l'assemblage et de l'outillage, et sont plus ou moins extensibles et adaptables à d'autres tâches. En effet, certains assemblages ne peuvent pas être détectés par un retour sur la position ou par des vibrations caractéristiques. Aussi, l'accent a été mis dans ce chapitre sur la recherche d'une méthode de détection de la réussite d'un assemblage capable d'englober autant de types d'assemblages que possible.

Lors de l'assemblage de deux pièces, de nombreux phénomènes physiques sont à l'œuvre, tels que des frottements, des chocs et des mouvements de pièces les unes par rapport aux autres. Tous ces phénomènes ont pour point commun de créer des vibrations, et ce à des fréquences variées. Or ces pièces vibrantes font aussi vibrer l'air autour d'elles, ce qui crée une onde sonore. Ce son est ainsi un reflet des phénomènes physiques dans la pièce et dans le système. Une idée envisageable est donc d'utiliser le son comme une mesure indirecte des phénomènes survenant lors d'un assemblage, que ce soit seulement pour une pièce ou pour un système complet.

Le principe qui consiste à analyser un système et ou ses ratés à partir d'une analyse vibratoire est connu de longue date, et il existe beaucoup de littérature sur le sujet [79] [70] [27] [40]. Il est possible de constater que l'angle le plus souvent mis en avant est la surveillance de « l'état de santé » des machines, et en particuliers des roulements à billes. En effet, ces éléments roulants sont extrêmement fréquents dans la majorité des systèmes mécaniques actionnés, et revêtent une importance critique car ce sont eux qui permettent les mouvements. Ainsi, leur surveillance permet de préparer des opérations de maintenance préventives, évitant que la détérioration d'un roulement ne crée une panne, au mieux handicapante et chronophage, au pire endommageant le système jusqu'à le rendre inutilisable. Mais même avant la mise en place de surveillances électroniques, les techniciens en maintenance utilisaient des stéthoscopes spécifiques, voire même des tournevis, qui étaient accolés à différents endroits des machines tournantes afin d'amplifier les vibrations et de les amener jusqu'à l'oreille de l'opérateur. Ainsi, un technicien à l'oreille exercée, à l'image d'un musicien expérimenté, est capable de détecter et de diagnostiquer des problèmes d'alignement, des défauts de graissage ou la présence de cassures et autres éléments étrangers dans un des roulements. Ces méthodes sont toujours utilisées actuellement dans l'industrie, par exemple pour la maintenance des moteurs de trains, et sont parfois considérées comme plus fiables que des bancs d'essais équipés de technologies

de pointe.

C'est pourquoi l'idée de se servir des sons produits lors de l'assemblage pour détecter son bon accomplissement est exploitée. Ce principe a l'avantage de pouvoir s'appliquer directement sur les pièces elles-mêmes (sons générés par les interactions entre les pièces), mais aussi indirectement, en enregistrant les bruits générés par l'outillage ou l'actionnement. On pourrait par exemple analyser le bruit d'un moteur de visseuse, qui se modifie au fur et à mesure que le vissage s'effectue.

Les avancées dans les techniques de reconnaissance vocale permettent non seulement de reconnaître le contenu d'un discours [42] [65] [39] [38], mais aussi le locuteur [5] [71] voire sous certaines conditions, d'estimer son âge et son sexe [7] [87]. L'obtention de détails aussi subtiles et précis en terme de reconnaissance vocale sont des éléments donnant confiance dans la possibilité de reconnaître des assemblages à l'aide de ces techniques.

3.1.2 Sélection d'un assemblage

Le signal étudié dans ce chapitre est l'assemblage d'un câble ethernet (Figure 3.3) avec la prise associée. Cet assemblage a été choisi car il rentre dans la catégorie des connecteurs électriques, et est proche des connecteurs utilisés en industrie par GM (figure 3.2).

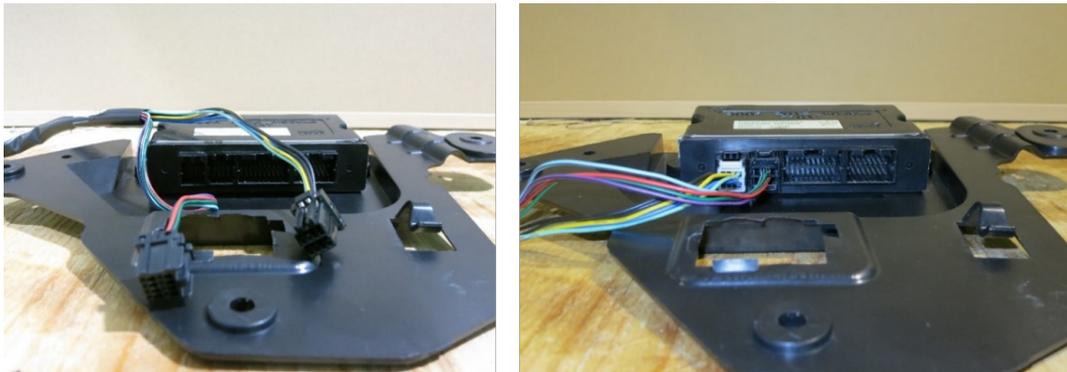


FIGURE 3.2 – Exemple de connecteurs électriques utilisés dans les automobiles

D'autre part, il est proche de l'assemblage par tête clipsable dans le principe, c'est-à-dire la déformation élastique d'un élément en polymère pour maintenir par obstacle deux pièces. Enfin il émet lors de son assemblage un son distinctif, que l'on cherchera à caractériser pour pouvoir le distinguer des autres bruits. L'assemblage adéquat de ce type d'équipement aurait de plus été difficile ou impossible à détecter avec une méthode basée sur la position (ex.

photo-détecteur) ou par vibration (accéléromètre).

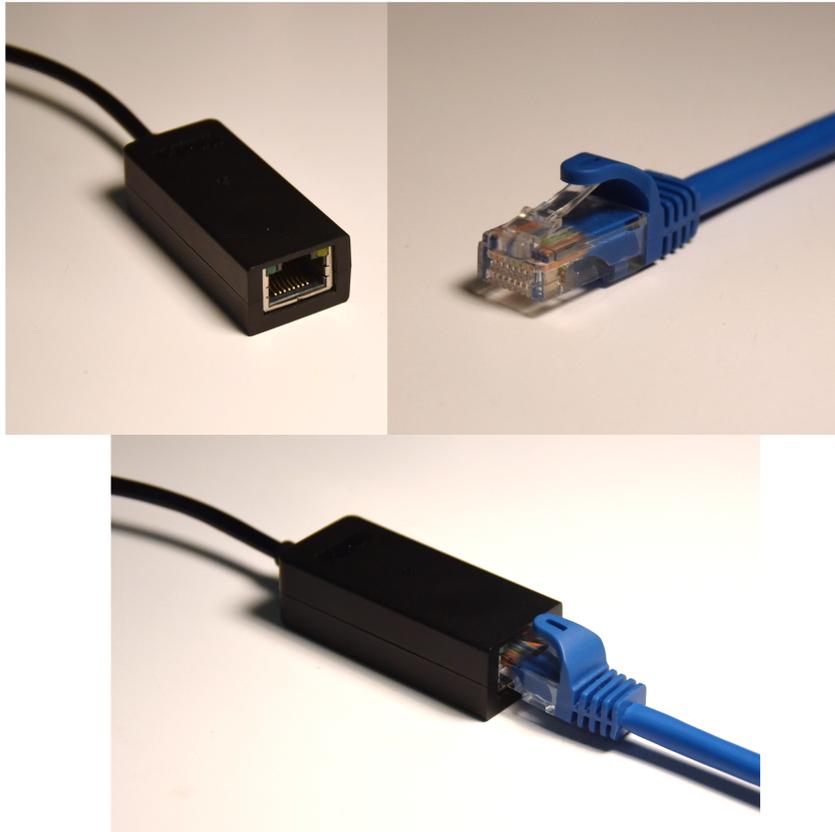


FIGURE 3.3 – Câble ethernet et prise associée utilisés pour l'étude

3.1.3 Sélection du microphone

En ce qui concerne le microphone, il en existe de nombreuses catégories aux capacités diverses mais la contrainte de coût a fortement restreint le champ de recherche. Cependant, afin de tenter de rendre la détection la moins sensible au bruit possible, le choix s'est orienté sur un micro unidirectionnel. Il s'agit d'un micro-cravate Pyle PLM3, connecté par un connecteur 3.5mm analogique standard, et possédant une bande passante de 50Hz à 16kHz. Plus d'informations sont disponibles dans la fiche technique à l'annexe D.

3.2 Prétraitement des signaux

Une fois les signaux sonores récupérés, un prétraitement est nécessaire afin de les caractériser et de les rendre identifiables pour l'algorithme de reconnaissance qui devra rendre la décision en bout de ligne. Le prétraitement exposé dans le chapitre 2 n'a pas été employé, et ce pour plusieurs raisons. Tout d'abord, les signaux d'assemblage de câble ethernet sont très courts (de l'ordre de 5 ms), ce qui est tout autant voire même plus court que les signaux recueillis par l'accéléromètre lors des impacts d'assemblage (cf chapitre 2, section 2.1.2). Cela complexifie la tâche d'analyse avec les paramètres statistiques car il y a bien plus de fluctuations de signal dans chaque fenêtre, ce qui peut donner des résultats parfois aberrants. De plus, les signaux obtenus avec le micro sont bien plus complexes que ceux de l'accéléromètre, de par leur nature. En effet, l'état des ondes acoustiques à un point de l'espace donné est soumis à un certain nombre de phénomènes complexes accompagnant la dispersion dans l'air, phénomènes de réflexion, d'amplification, de superposition ou d'évanescence pour ne citer que quelques exemples.

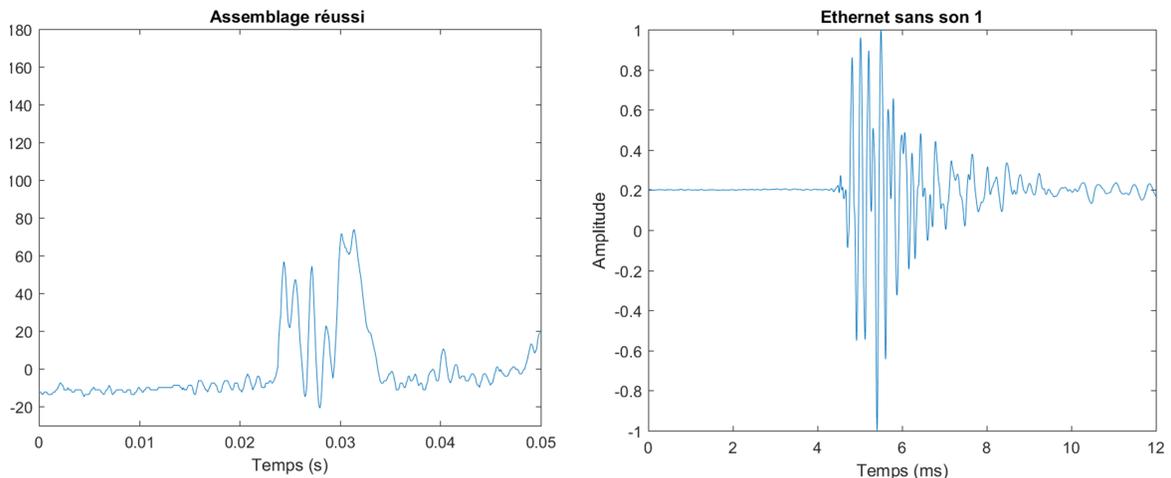


FIGURE 3.4 – Graphiques représentant un signal récupéré avec un accéléromètre (à gauche) et un signal récupéré avec un micro pour l'assemblage d'un câble ethernet (à droite)

À contrario, le signal récupéré par l'accéléromètre lors de l'impact est moins complexe, car il s'agit d'un phénomène proche de l'impulsion, et qui n'est capté que dans une direction (accéléromètre unidirectionnel). D'autre part, la bande passante beaucoup plus élevée du micro par rapport à celle de l'accéléromètre (0-400Hz pour l'accéléromètre contre 50-16000Hz pour le micro) rajoute de la sensibilité et de la finesse dans l'acquisition du signal sonore, ce qui est intéressant pour l'analyse mais qui rend le prétraitement complexe (Figure 3.4). C'est pourquoi le prétraitement essayé dans le chapitre 2 donne des résultats mitigés et il a donc fallu s'orienter vers d'autres méthodes, présentées ci-dessous, utilisant de l'analyse fréquentielle.

Cependant, le fait d'analyser un signal sonore à partir d'un micro présente un avantage important. En effet, il est alors possible d'utiliser une prise 3.5mm disponible sur un ordinateur, permettant d'enregistrer le son d'un micro directement avec la carte son de l'ordinateur, sans passer par une carte d'acquisition. Ceci constitue un avantage non négligeable puisque cela permet d'avoir une fréquence d'acquisition allant jusqu'à 200 000 Hz. Cette valeur est très élevée, en regard des 16 000 Hz maximum du micro, mais cela permet d'avoir un signal plus précis et lissé, et donc de récupérer plus d'informations et d'avoir des courbes mieux définies. Ceci est intéressant pour permettre aux traitements fréquentiels de mieux fonctionner, et la pertinence de cette fréquence d'échantillonnage est discutée plus loin (section 3.4.2).

Ensuite, les méthodes des Mel Frequency Cepstrum Coefficients ou MFCC, et la transformée en ondelette continue ou « Continuous Wavelet Transform » (CWT) sont traitées. Les MFCC sont un prétraitement très connu dans le domaine de la reconnaissance vocale, destinés à produire des coefficients permettant de caractériser le contenu fréquentiel d'un signal, en simulant la perception de l'oreille humaine [5] [41] [25] [61] [59] [88]. Les CWT sont une autre méthode d'analyse fréquentielle en fonction du temps, obtenue en mesurant la similitude entre le signal et une ondelette référence. Cette méthode permet notamment d'avoir une bonne analyse des brusques variations dans un signal, ce qui semble particulièrement intéressant pour le cas étudié [5] [6] [56] [64] [19] [62]. Finalement, chaque méthode fournit ce que l'on appellera des matrices de représentation spectrales des signaux en fonction du temps, c'est-à-dire une matrice donnant des coefficients représentant le contenu fréquentiel des signaux au cours du temps.

3.2.1 Mel Frequency Cepstrum Coefficients

Les Mel Frequency Cepstrum Coefficients ou MFCC sont une technique connue de traitement d'un signal sonore pour effectuer de la reconnaissance vocale. Ce traitement consiste à obtenir une représentation du contenu fréquentiel d'un signal, et sa variation en fonction du temps. Le mot représentation est important, car il ne s'agit pas de donner directement le spectre fréquence/amplitude du signal en fonction du temps, mais de retravailler et de simplifier cette analyse fréquentielle afin de n'en extraire que les éléments importants et pertinents.

Pour cela, des filtres triangulaires utilisant l'échelle des Mels sont utilisés. L'échelle des Mels a , dans le cadre des MFCC, pour objectif de simuler le comportement de l'oreille humaine face aux fréquences contenues dans un signal. En effet, l'oreille humaine s'est, au cours de l'évolution, affinée pour se spécialiser dans la reconnaissance et le décryptage des subtilités du langage. Cette échelle a pour objectif de mettre en exergue les fréquences caractéristiques permettant le décryptage du langage (Fundamentals of speaker recognition [5], Chapitre 2 et

sections 5.1, 5.3.4)

Le traitement est effectué comme suit (éléments tirés de [5],[41] et [88] ainsi que du package HTK MFCC Matlab par Kamil Wojcicki) :

1. Le signal est découpé en tronçons successifs, puis une fenêtre de Hamming est appliquée sur le tronçon (cf figure 3.5). Cette fonction modifie en partie le morceau de signal pour adoucir la discontinuité entre deux tronçons analysés, ce qui a pour effet de rendre l'analyse fréquentielle plus juste en atténuant les effets de bords.

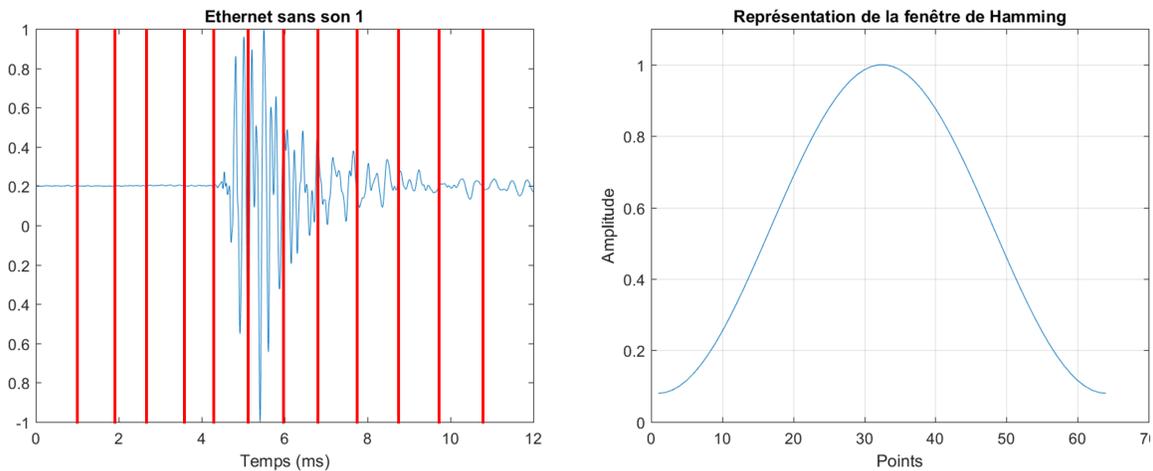


FIGURE 3.5 – Représentation de l'étape de fenêtrage d'un signal sonore (à gauche) et graphique d'une fenêtre de Hamming (à droite)

2. La transformée de Fourier est calculée en utilisant l'algorithme de calcul de transformée de Fourier rapide (Fast Fourier Transform, FFT). Une légère superposition (overlapping) des tronçons permet d'avoir un résultat plus proche de la réalité, contribuant à atténuer les effets de bord (cf fenêtrage) et à tenir compte de la continuité du signal. Un spectre de fréquence pour chaque tronçon est ainsi obtenu (figure 3.6).

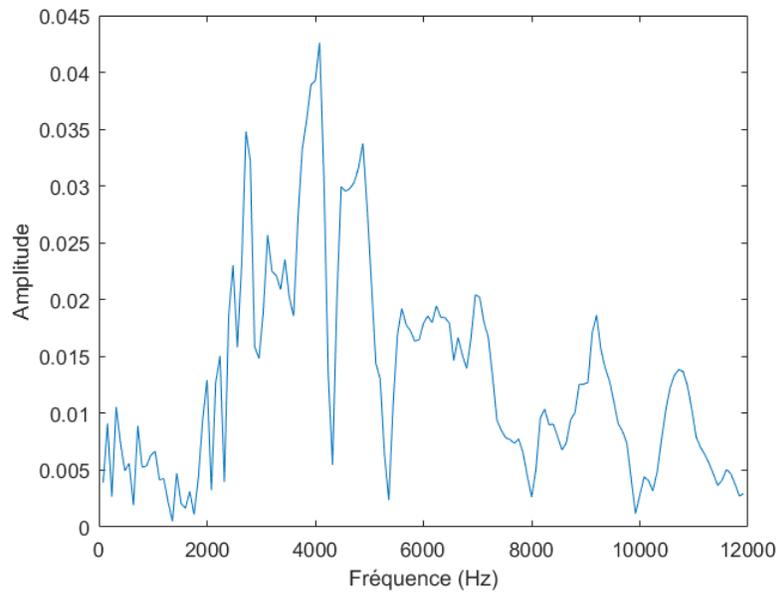


FIGURE 3.6 – : Exemple du spectre d'un tronçon, consécutivement à une FFT

3. Sur le spectre de fréquence sont appliqués N filtres triangulaires suivant l'échelle de Mel, N étant le nombre de filtres décidés au préalable (cf figure 3.7). Une valeur courante est 26 pour la reconnaissance vocale.

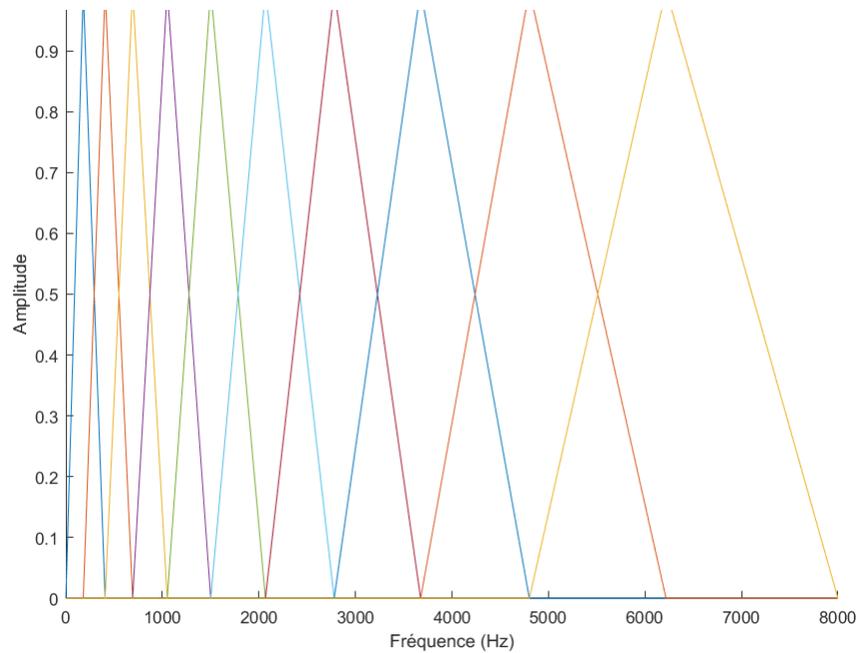


FIGURE 3.7 – Exemple de filtres triangulaires suivant l'échelle de Mel

4. Enfin, on applique sur les signaux filtrés précédemment une transformation en cosinus discrète. Cette opération est très proche de la transformée de Fourier inverse, dans la mesure où cette dernière fait intervenir une exponentielle complexe, qui peut s'écrire sous la forme $\cos x + i \sin x$, selon le théorème d'Euler. Mais justement, cette valeur complexe rajoute de la complexité, dans le traitement du signal. Or la transformée en cosinus discrète permet d'obtenir des résultats proches, tout en s'assurant d'avoir une valeur réelle en sortie, c'est pourquoi cette transformée est employée pour créer les MFCC [5].
5. Les résultats obtenus pour chaque transformée en cosinus discrète sont donc les valeurs MFCCs qui sont employées pour caractériser le signal (figure 3.8). En général, sur les 26 valeurs obtenues, seules 13 sont conservées et utilisées pour la reconnaissance du signal. En effet, les premières valeurs correspondent aux basses fréquences du spectre, tandis que les dernières correspondent plutôt aux hautes fréquences (relativement à la plage de fréquences analysée). Or, pour l'étude du langage humain, les basses fréquences comportent une grande partie des informations et l'essentiel de la voix (en fonction de la hauteur de voix de la personne), tandis que les informations contenues dans les hautes fréquences peuvent parfois être perturbées par du bruit. Ceci peut parfois induire une moins bonne caractérisation du son et une baisse des performances dans la reconnaissance. C'est pourquoi les valeurs les plus basses sont conservées, en sacrifiant une partie de l'information contre une meilleure stabilité de la reconnaissance [25]. Cependant, l'étude portant sur des clics, les fréquences présentes sont en général plus élevées que celles de la voix humaine. C'est pourquoi il sera nécessaire de définir correctement les plages de fréquences analysées par les MFCC, afin de s'adapter aux contraintes du projet.

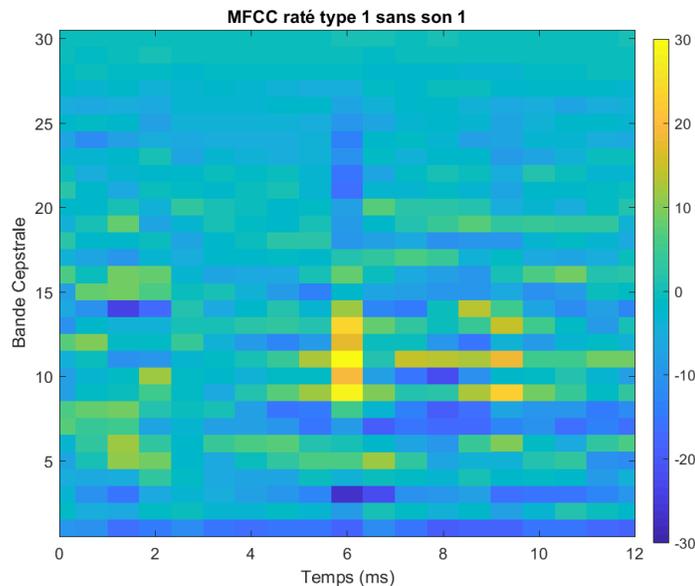


FIGURE 3.8 – Exemple de MFCC pour un son d'assemblage ethernet

Le résultat de ce processus donne une matrice de valeurs représentant le contenu fréquentiel en fonction du temps, soit une matrice de représentation spectrale du signal. Chaque valeur qu'un coefficient prend en fonction du temps traduit l'importance d'une plage de fréquence dans la fenêtre considérée, comme on peut le constater dans les exemples de MFCC pour le mot « one » et pour un son d'assemblage de câble ethernet (figure 3.9).

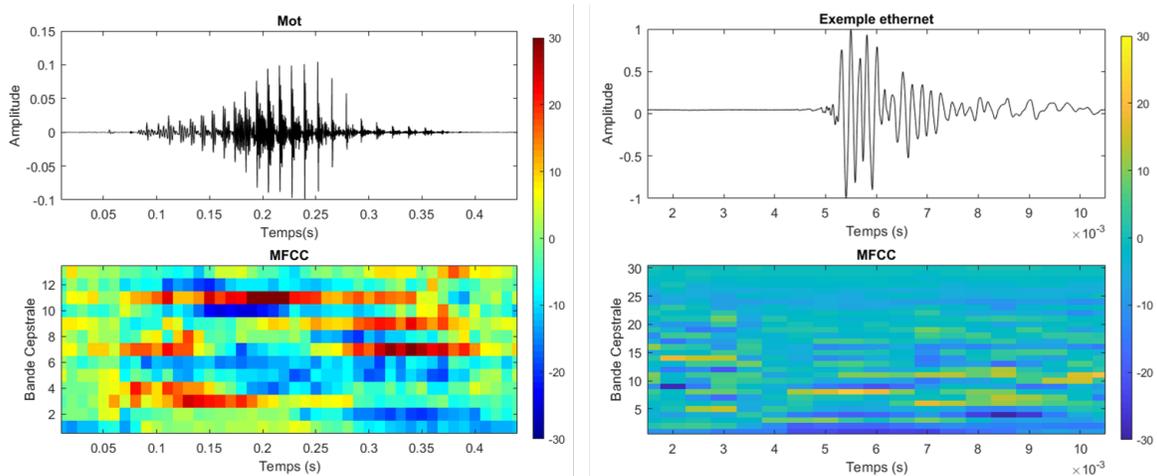


FIGURE 3.9 – Comparatif des MFCC pour le son du mot « one » (à gauche) et le son de l'assemblage d'un câble ethernet (à droite)

Dans le cadre de l'étude, plusieurs découpages de MFCC (nombres de filtres, temps de superposition, longueur de la fenêtre, etc) ont été testés empiriquement. Face au grand nombre de paramètres à choisir, une étude d'optimisation de ces paramètres pourrait être envisagée, mais n'a pas été traitée.

En tenant compte du contexte de l'étude (clics à détecter, temps très courts et hautes fréquences), le choix de paramètres nous donnant empiriquement les meilleurs résultats est le suivant :

- Fenêtre d'analyse : 3ms
- Temps de superposition : 0.5 ms
- Coefficient de préemphasis (alpha) : 0.97
- Bande de fréquences analysées : entre 1000 et 10000 Hz
- Nombre de filtres triangulaires suivant l'échelle de Mel : 34
- Nombre de coefficients de conservés : 30

La bibliothèque de fonctions qui a été utilisé pour créer les MFCC est HTK MFCC Matlab de Kamil Wojcicki.

3.2.2 La transformée en ondelettes continue

La transformée en ondelettes continue est une autre méthode de représentation de l'évolution d'un signal en fonction du temps [5] [6] [56] [64] [58]. Très employée dans le domaine médical, notamment pour les analyses de signaux d'électro-encéphalogrammes et électrocardiogrammes [62] [86] [3], elle présente plusieurs différences avec la transformée de Fourier, bien qu'elle permette elle aussi une analyse temporelle d'un signal sonore.

En effet, contrairement à la transformée de Fourier, la transformée en ondelettes permet d'avoir directement la relation entre le temps et le contenu fréquentiel, puisque l'ondelette en question est définie avec une durée déterminée, ce qui n'est pas le cas pour les sinus composant la transformée de Fourier. Ainsi, il n'est pas nécessaire de passer par une étape de fenêtrage, comme on peut l'avoir pour les MFCC, la correspondance temps/fréquence est déjà effectuée.

Autre différence fondamentale, là où la transformée de Fourier n'emploie pour décomposer le signal que des fonctions sinusoïdales, la transformée en ondelettes utilise des formes d'ondelettes plus variées telles que les ondelettes de Daubechies ou Coiflet, ayant chacune leurs propres spécificités et pouvant s'adapter à différents types de signaux, en fonction des caractéristiques du signal recherchées (cf figure 3.10).

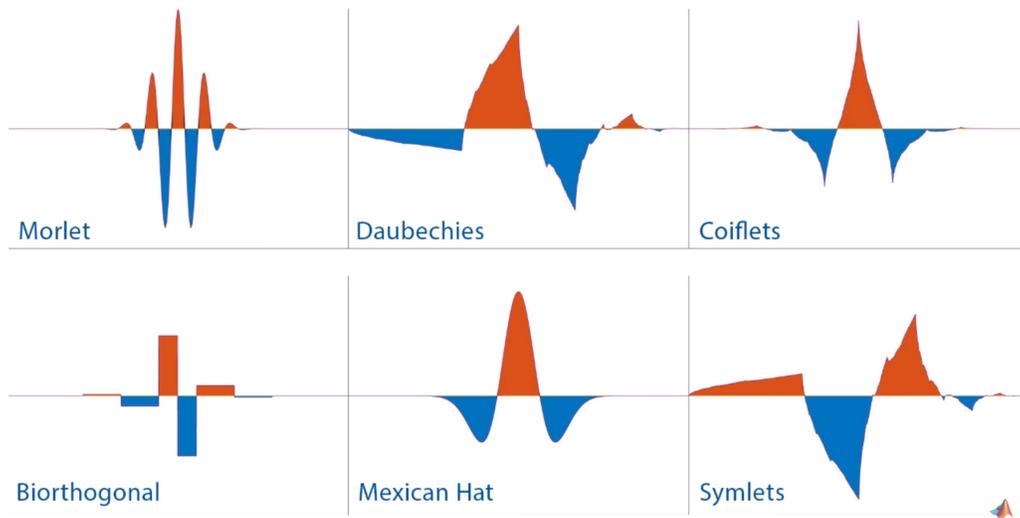


FIGURE 3.10 – Graphiques de différentes ondelettes (tiré de [58])

La transformée en ondelettes a pour caractéristique intéressante pour l'étude présente de détecter et bien définir les brusques changements de fréquences. En effet, les sons d'assemblage de câble ethernet sont très courts, ayant beaucoup de variations brusques voire de pics, un peu comme les signaux d'assemblages enregistrés avec l'accéléromètre (cf Chapitre 2).

Les explications suivantes ont été majoritairement tirées de la vidéo [58] Pour obtenir une transformée en ondelettes, il faut d'abord sélectionner une ondelette de forme spécifique. Cette ondelette dite « mère » possède une forme et une fréquence définie, appelée fréquence centrale. En effet, la transformée en ondelette peut être vue comme un filtre passe bande en fréquence. Or il existe une corrélation directe entre la longueur (temporelle) de l'ondelette et sa fréquence centrale C_f . On peut donc « modifier » la fréquence de l'ondelette en l'agrandissant ou en la rapetissant, grâce à un coefficient de dilatation, s . La relation s'énonce comme suit :

$$F_{eq} = \frac{C_f}{s\delta t}$$

où F_{eq} est la fréquence équivalente, C_f la fréquence centrale, s le coefficient de dilatation où $s \neq 0$ et δt le temps (longueur) initial de l'ondelette avant transformation.

Ainsi, un coefficient de dilatation élevé donnera une basse fréquence équivalente alors qu'un coefficient faible donnera une fréquence élevée. (cf figure 3.11)

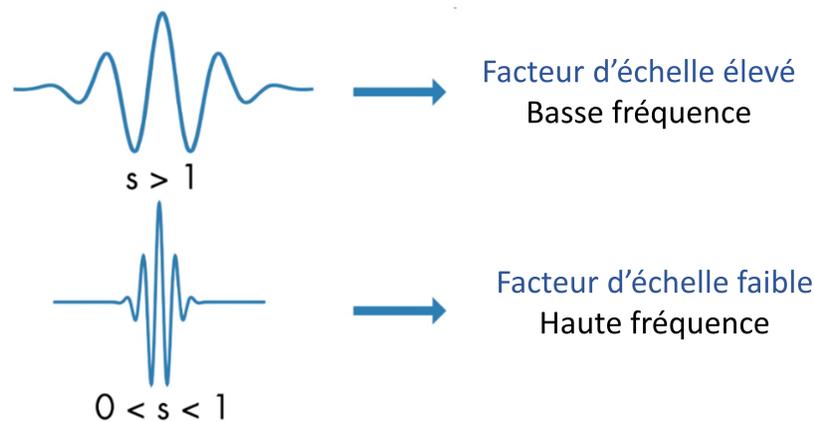


FIGURE 3.11 – Représentation du changement de fréquence en fonction du paramètre de dilatation s

L'ondelette est comparée au signal $f(t)$ dans sa totalité, point par point, contrairement à la FFT qui effectue l'analyse sur une portion fenêtrée. Pour effectuer cette analyse, deux éléments sont nécessaires : le coefficient de translation τ pour parcourir le signal et une mesure de similarité, qui n'est autre qu'un produit scalaire.

Le coefficient de translation τ a pour utilité de translater l'ondelette afin de la positionner temporellement, ce qui permet donc d'avoir le résultat de l'analyse fréquentielle à l'instant τ .

On définit ainsi la forme générale ψ de la fonction ondelette, dépendant de s , t et τ :

$$\psi\left(\frac{t - \tau}{s}\right)$$

Quant à la mesure de similarité entre l'ondelette $\psi(t, \tau, s)$ et la fonction à analyser $f(t)$, il s'agit du produit scalaire hermitien de deux fonctions, soit l'intégrale du produit de la fonction f par le conjugué de la fonction ψ . On obtient donc comme résultat de la mesure de similitude $C(s, \tau)$:

$$C(s, \tau) = \frac{1}{s} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \cdot \psi^*\left(\frac{t - \tau}{s}\right) dt$$

où ψ^* est le conjugué de la fonction ψ .

Connaissant la valeur de la fréquence équivalente de l'ondelette F_{eq} grâce à s , on a donc une valeur traduisant le « degré » de similitude entre l'ondelette de fréquence définie F_{eq} et le signal $f(t)$ à l'instant τ . Si la valeur de similitude est élevée, cela signifie que le signal et l'ondelette ont des fréquences très proches si ce n'est identiques à l'instant τ , et la valeur sera plus basse si ce n'est pas le cas.

En faisant varier τ par incrément de 1 point entre 0 et T , avec T la durée totale du signal $f(t)$, on fait « parcourir » à l'ondelette la totalité du signal, et on a donc des valeurs de corrélation entre le signal et l'ondelette, c'est-à-dire une mesure de la présence de la fréquence considérée tout au long du signal.

En répétant cette opération pour différentes fréquences, c'est-à-dire différentes valeurs de s , on obtient ainsi une matrice permettant de visualiser plus ou moins finement le contenu fréquentiel du signal analysé en fonction de la finesse du découpage des fréquences. Dans la fonction Matlab « cwt » qui a été utilisée, le découpage des fréquences se fait en termes d'octaves et de voix par octaves (aussi appelés « scales per octave » dans la vidéo [58]), c'est-à-dire un découpage en puissances de 2 (octaves) et en subdivisions entre deux puissances successives (nombre de voix par octave, cf vidéo [58] et la documentation de la fonction en

question). Ce découpage n'est pas sans rappeler l'analyse musicale, et permet de visualiser plus confortablement les fréquences. Il est néanmoins possible d'avoir la correspondance en Hz.

Finalement, on obtient une représentation matricielle du degré de corrélation (et donc de la présence) des fréquences en fonction du temps. Cette analyse permet donc d'avoir une représentation du contenu fréquentiel et d'un signal sonore analysé en fonction du temps et donc une matrice de représentation spectrale, ce qui devrait permettre de le caractériser et de le différencier d'autres signaux, comme on peut le voir dans la figure 3.12

Les paramètres pour les ondelettes utilisés sont les paramètres par défaut de la fonction « cwt », car ils donnent des performances intéressantes dans le cadre l'étude. Les ondelettes utilisées sont des ondelettes dites de Morse car leur forme est proche des signaux obtenus avec l'échantillonnage à 200000 Hz (cf article [64]). Elles devraient donc fournir une représentation plus proche du contenu fréquentiel réel du signal.

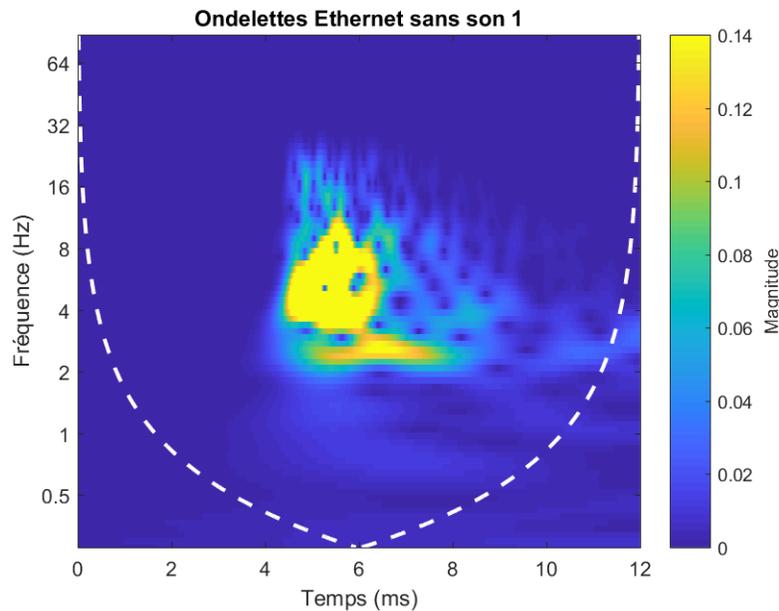


FIGURE 3.12 – Exemple de transformée en ondelettes pour un son d'assemblage de câble ethernet

3.3 Algorithme de décision

Les MFCC et les ondelettes nous ont permis d'obtenir des représentations du contenu fréquentiel du signal, et donc de le différencier d'autres signaux. Une fois le signal traité, un algorithme de décision est nécessaire afin d'être capable de reconnaître automatiquement le son d'un assemblage de câble ethernet réussi de tous les autres types de son. On se retrouve donc avec exactement la même problématique que dans le chapitre 2, problématique qui a orienté l'étude vers le choix des SVM en général, et des one class SVM en particulier. Au vu des résultats obtenus précédemment (chapitre 2 section 2.4) et de la littérature [3], on peut raisonnablement supposer que les SVM permettraient de classer les différents types de sons avec des performances élevées.

Pour fins de comparaison et dans le but d'étudier différentes options, une autre piste pour l'algorithme de décision a été explorée, en se penchant sur les modèles de mélanges gaussiens (« Gaussian Mixture Models », GMM).

Cet algorithme permet de modéliser les données qui lui sont envoyées sous forme d'une distribution obtenue par l'addition de plusieurs gaussiennes. Une fois le modèle obtenu, il est possible de le comparer à de nouvelles instances (signaux sonores traités) afin de savoir si elles correspondent ou non au modèle. On obtient donc une mesure de similitude (log-vraisemblance) entre une instance et le modèle, à même de différencier les instances similaires à celles utilisées pour créer le modèle des autres instances. C'est par ce biais qu'il serait possible de différencier les sons d'assemblage d'ethernet des autres types de sons, et ce en créant un modèle avec pour ensemble d'entraînement uniquement des sons d'assemblage d'ethernet.

Les GMM, tout comme les OCSVM, possèdent la particularité de pouvoir fonctionner avec très peu de données, et d'être capables de se focaliser sur une classe en particulier (comportement du type « un contre tous »), à condition de bien choisir les données d'entraînement et les paramètres du mélange.

3.3.1 Modèle de mélanges gaussien

Les GMM sont fréquemment utilisés pour des problématiques de classification non supervisée (clustering)[4], et en traitement sonore, pour l'identification du locuteur indépendamment du texte [5][72][85] [71]; mais aussi du contenu du discours [39] [33]. Cette modélisation est aussi populaire que versatile, grâce à son principe de fonctionnement et ses caractéristiques propres. Le principe est de modéliser un jeu de données et/ou d'identifier différentes classes à l'aide d'un modèle de répartition. Il s'agit d'un cousin de l'algorithme k-means, aussi très utilisé en

classification, supervisée ou non. Cependant, les GMM sont bien plus versatiles et adaptables.

En effet, l'algorithme k-means utilise une s paration brusque et binaire des donn es (instance appartenant ou non   une classe ou un mod le), avec une s paration nette et lin aire (hard clustering). Les GMM au contraire utilisent une classification probabiliste des instances (probabilit  que l'instance appartienne   tel ou tel autre mod le, « soft clustering »), avec un mod le de densit  de probabilit s modulable, car d fini par une somme de gaussiennes dont on peut param trer le nombre et un certain nombre de caract ristiques (cf 3.2 Algorithme EM)[41] [4][46].

Gr ce   cette repr sentation   l'aide de gaussiennes, ayant chacune leurs moyennes et matrices de covariances propres, il est possible d'avoir un mod le suivant au plus pr s la r partition des donn es (cf Figure 3.13). Les  l ments r sultant de cet algorithme sont les moyennes et matrices de covariance de chacune des gaussiennes, ainsi que leur coefficient de proportion respectifs (μ , σ , P dans la figure 3.13), permettant d'obtenir le mod le final.

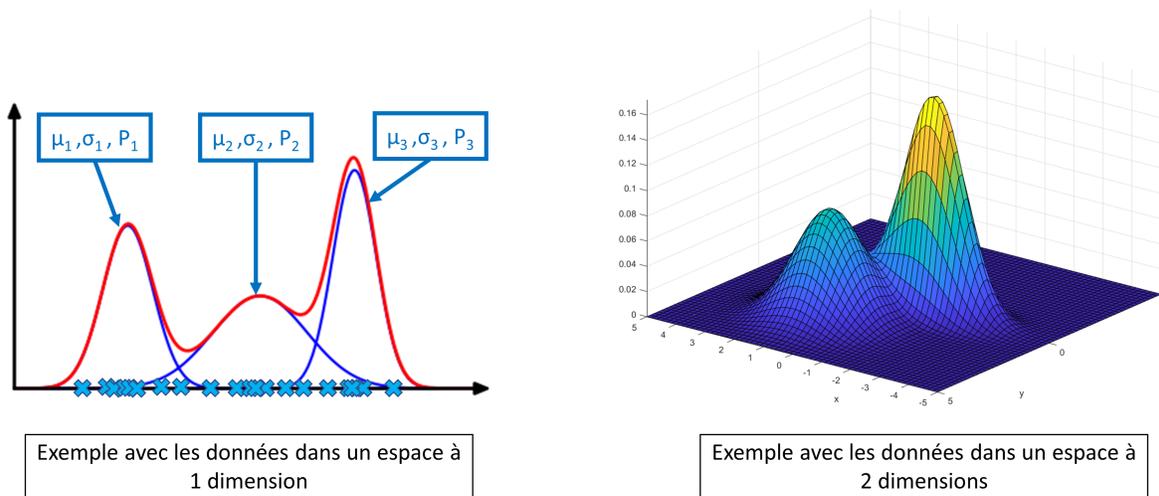


FIGURE 3.13 – Exemples de mod les de m langes gaussiens pour des donn es en dimension 1 (  gauche) et en dimension 2 (  droite)

3.3.2 GMM et l’algorithme d’espérance-maximisation (Expectation-maximisation)

Cependant, pour obtenir les valeurs de μ , σ et P , il est nécessaire de passer par un algorithme d’estimation de paramètres, en l’occurrence l’algorithme d’espérance-maximisation. Il s’agit d’un algorithme général d’estimation de paramètres de modèles. Il comporte de nombreuses applications, bien qu’il soit très couramment utilisé pour les algorithmes k-means et les GMM [60]. Dans le cas des GMM qui sont considérés dans l’étude, ils permettent de trouver automatiquement les paramètres des gaussiennes (vecteur de moyennes μ et matrice de covariance Σ) étant les plus adaptées aux données (instances).

Pour cela, l’idée générale est de choisir aléatoirement des valeurs de μ et Σ , puis en se basant sur les données présentes, de raffiner ces valeurs jusqu’à obtenir un modèle de répartition qui est le plus proche possible de la répartition réelle des données. L’explication de l’algorithme présentée ci-dessous est en grande partie tirée de la série de vidéos de Victor Lavrenko [46] ainsi que des articles et ouvrages [41] [33] [82] [26] [60].

On se place dans le contexte d’une répartition à une dimension, même si les notions sont généralisables à n dimensions avec des vecteurs de moyennes et des matrices de covariance.

L’algorithme d’optimisation procède comme suit :

1. Le nombre de gaussiennes à adapter est décidé en amont par le programmeur.
2. Des valeurs aléatoires μ_a et σ_a ($a \in [1, n]$, $a \in \mathbb{N}$) sont attribuées à chaque gaussienne G_a .
3. Pour chaque instance x_i ($(i \in [1, m], i \in \mathbb{N})$) on calcule la probabilité $\alpha(i, a)$ qu’elle appartienne à chacune des gaussiennes

$$\alpha(i, a) = P(x_i | G_a) = \frac{1}{\sigma_a \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu_a)^2}{2(\sigma_a)^2}\right)$$

4. Puis grâce au théorème de Bayes, on calcule les probabilités à posteriori $W(i, a)$ pour chacun des modèles et des instances. Ces probabilités traduisent le poids de chaque instance pour le modèle G_a , c’est-à-dire de combien chaque instance contribue au modèle, ou autrement dit la probabilité que chaque instance appartienne au modèle G_a .

$$W(i, a) = P(G_a | x_i) = \frac{P(x_i | G_a) P(G_a)}{\sum_{a=1}^n P(x_i | G_a) P(G_a)}$$

5. Enfin, on recalcule chaque moyenne et chaque variance pour chacune des gaussiennes (modèles), à partir des probabilités à posteriori et des instances. On remplace ainsi les gaussiennes en tenant compte des contributions de chaque instance.

$$\mu_a = \frac{\sum_{i=1}^m W(i,a)x_i}{\sum_{i=1}^m W(i,a)}$$

$$\sigma_a^2 = \frac{\sum_{i=1}^m W(i,a)x_i - \mu_a}{\sum_{i=1}^m W(i,a)}$$

6. Ainsi, en répétant les opérations 3,4 et 5, on arrive à une convergence des valeurs de μ_a et σ_a donnant donc les positions et étendues optimales des gaussiennes, se rapprochant le plus des données.

La figure 3.14 donne une représentation graphique de cet algorithme et de sa convergence. Le dégradé de couleur de rouge à bleu permet de visualiser le « degré d'appartenance » de chaque instance, et donc son poids pour un modèle donné.

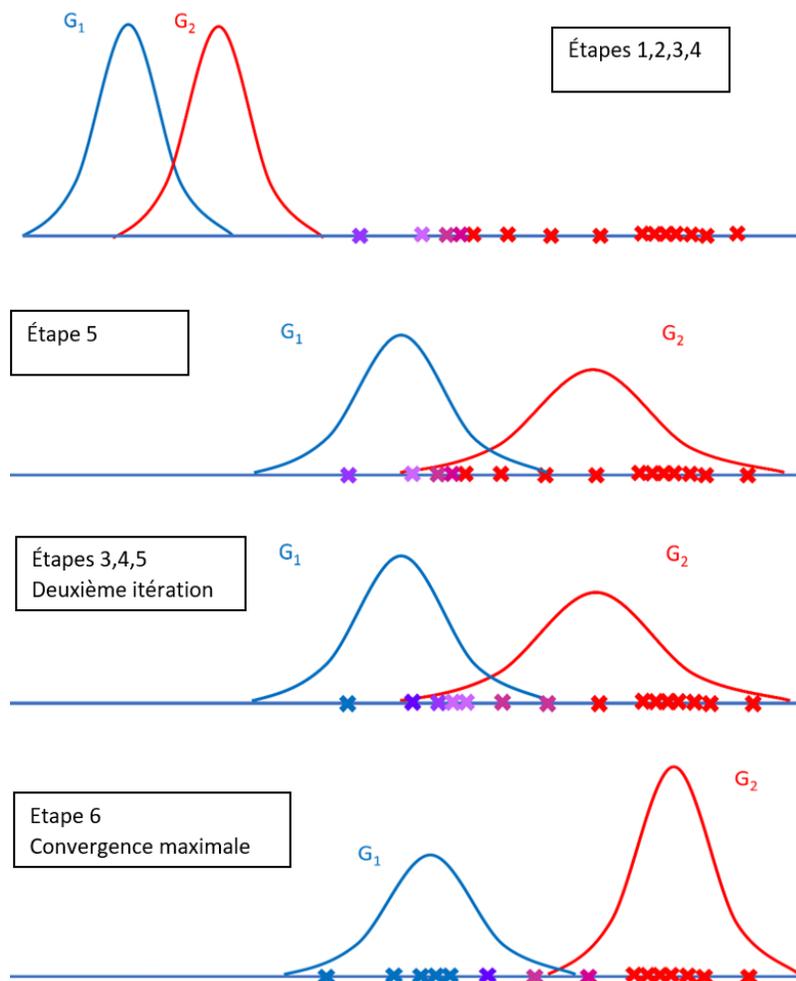


FIGURE 3.14 – Représentation des étapes de convergence de l'algorithme EM, cas à une dimension

Cet algorithme comporte quelques éléments qui doivent être pris en compte lors de son utilisation. Tout d'abord, un reproche souvent formulé pour cet algorithme est son temps de calcul élevé. Pour contrer cela, il est possible d'utiliser un algorithme k-means en amont, de façon à « prépositionner » les gaussiennes (obtenir des valeurs initiales), et ainsi d'avoir moins d'itérations car l'essentiel du trajet est fait. L'algorithme ne servant qu'à raffiner le modèle. Un autre point est le choix du nombre de gaussiennes. Cette valeur n'est pas évidente à fixer soi-même, car le modèle des GMM est un modèle probabiliste, donc dans l'absolu, on peut arriver à modéliser les données avec le nombre de gaussiennes que l'on veut. Cependant, certains modèles modélisent mieux les données que d'autres, et sont donc plus probables que d'autres. Lors de l'implémentation de l'algorithme sous MATLAB, il est d'ailleurs possible de récupérer une valeur de la vraisemblance du modèle en lui-même. Cependant, il est possible de se pencher sur une optimisation de type rasoir d'Ockham, c'est-à-dire trouver le modèle le plus probable et le plus simple possible. Pour cela, des critères tels que les critères d'information de Bayes ou d'Akaike sont envisageables [46] [1] [9] [69].

Dans les faits, pour discriminer les signaux d'assemblage de câble ethernet réussis de tous les autres types de sons, l'ensemble d'entraînement fourni à l'algorithme pour l'obtention d'un modèle gaussien ne contient que des sons d'assemblage de câble ethernet. Tout comme dans le chapitre 2, une autre méthode aurait été d'avoir deux classes de son, les sons d'ethernet pour une classe et tous les autres pour la deuxième classe. Cependant, il y a tellement de possibilités de sons autres qu'il serait irréaliste d'envisager cette méthode. C'est pourquoi, comme avec les OCSVM, on ne modélise que les sons traduisant les assemblages réussis, ici les sons d'ethernet.

Les données fournies à l'algorithme d'espérance maximisation pour la reconnaissance des sons consistent en une seule grande matrice, dans lesquelles on concatène les matrices de représentation spectrale (ondelettes ou MFCC selon le traitement étudié) de telle façon que chaque colonne correspond à l'évolution d'une fréquence (ou bande de fréquence) en fonction du temps. Les signaux d'entraînement sont ainsi placés les uns à la suite des autres, sans distinction, et l'algorithme se charge de créer un modèle correspondant aux données (figure 3.15).

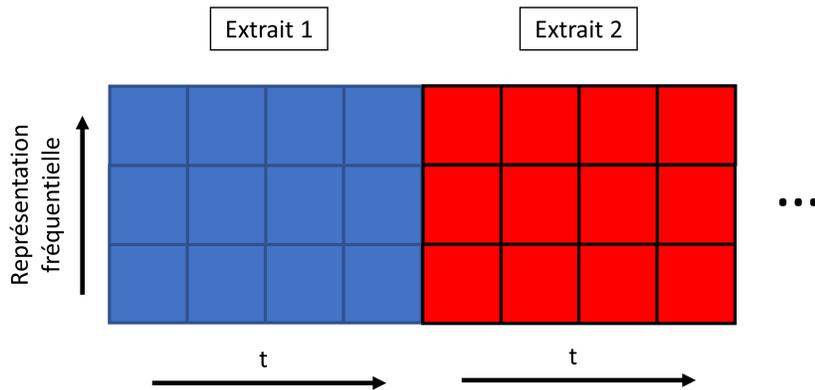


FIGURE 3.15 – Représentation de la matrice de données fournie à l’algorithme

3.3.3 Mesure de la similarité pour une nouvelle instance

Une fois le modèle de GMM obtenu, on compare une nouvelle instance (nouveau signal sonore prétraité) avec le modèle, pour voir à quel point il correspond. Pour cela, on calcule la vraisemblance que l’instance fasse partie du modèle, connaissant ses caractéristiques (MFCC ou ondelettes) et celles du modèle. Cette valeur est obtenue dans l’algorithme sous forme de log-vraisemblance. Cependant, la valeur de la log-vraisemblance en elle-même ne veut rien dire, dans la mesure où il s’agit d’un ratio, elle doit être comparée à d’autres valeurs. C’est pourquoi une stratégie a été mise en place.

Elle consiste à récupérer les log-vraisemblances pour les instances qui composent le modèle, c’est-à-dire les sons d’assemblage d’ethernet, ainsi que celles d’exemples de sons différents, qui seront considérés comme des sons d’assemblages ratés. La log-vraisemblance traduisant la similarité entre une instance et le modèle, les log-vraisemblances des sons d’assemblages ratés seront moins élevées que celles des sons d’assemblage d’ethernet. Ainsi donc, le son de la nouvelle instance est comparé avec le modèle, et si sa log-vraisemblance est proche de celle des sons d’assemblage d’ethernet précédemment fournis, alors on considèrera qu’il s’agit d’un son d’assemblage réussi. Sinon, on considèrera qu’il s’agit d’un assemblage raté.

Cependant, cet algorithme repose sur le fait qu’il existe une différence assez importante de valeur de log-vraisemblance entre les sons d’essais réussis et les sons d’essais ratés, et que tous les sons d’assemblage réussis ont un panel de valeurs de log-vraisemblance suffisant pour couvrir l’ensemble des valeurs que peuvent prendre les sons d’assemblage réussis. On est donc face au problème d’avoir un jeu de données d’entraînement le plus exhaustif possible. Il est

en général complexe de faire un grand nombre d'essais et d'avoir beaucoup de données quand il s'agit de mécanique. Ainsi, on ajoute une certaine marge en ce qui concerne la valeur de la vraisemblance minimale à atteindre, de façon à gagner un peu de flexibilité sur la détection des assemblages réussis (cf figure 3.16).

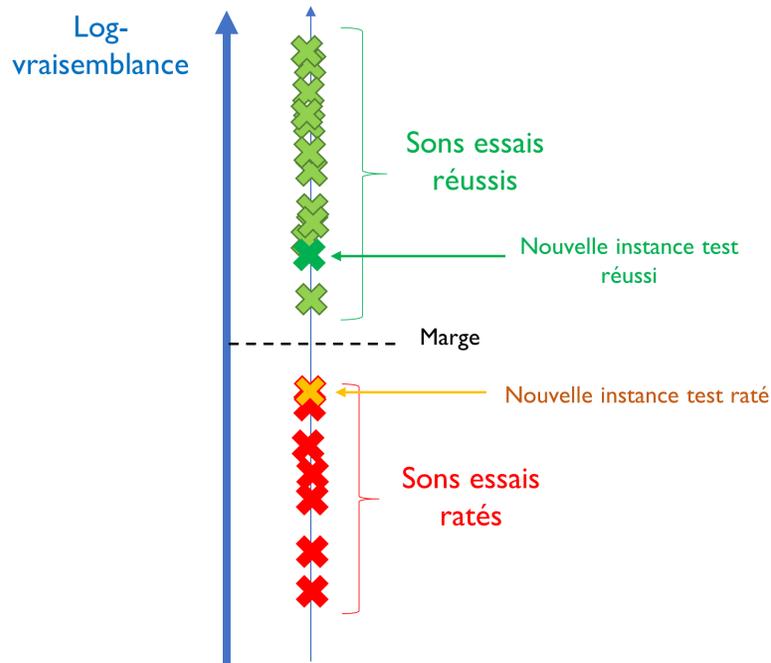


FIGURE 3.16 – Représentation graphique de l'algorithme de reconnaissance basé sur la log-vraisemblance

En somme, les GMM associées à l'algorithme d'espérance-maximisation représentent une méthode de décision automatique intéressante, et fréquemment employée en reconnaissance vocale. Dans le cadre de l'étude la fonction MATLAB « `gmdistribution.fit` » est utilisée, avec un modèle à quatre gaussiennes. Comme mentionné à la fin de la section 3.3.2, une optimisation de ce nombre est possible, mais n'a pas été explorée car la valeur de quatre déterminée empiriquement donne des résultats intéressants et suffisants pour le cadre de l'étude.

3.4 Expérimentations et résultats

Pour pouvoir valider le fonctionnement théorique des algorithmes proposés, comparer la détection faite avec la transformée en ondelettes et celle faite avec les MFCC, et valider leurs performances relatives, une expérimentation a été effectuée. Les conditions expérimentales ont aussi permis de tester les performances relatives du système en présence de bruit. Tous ces éléments sont traités et discutés dans la présente section.

3.4.1 Conditions expérimentales

Pour créer une base de données d'entraînement pour les GMM, des sons d'assemblage réussis de câbles ethernet ont été récupérés grâce au micro unidirectionnel sélectionné dans le paragraphe 1.2.

Pour pouvoir vérifier le bon fonctionnement de l'algorithme de détection et comparer les performances des MFCC et des ondelettes, il était nécessaire d'avoir des sons différents des sons d'assemblages tout en étant suffisamment proches de ces derniers, afin de rester cohérent avec les conditions d'utilisation et d'avoir des sons comparables. En effet, il aurait été peu productif de comparer un son d'assemblage à celui d'une voix humaine, leurs contenus fréquentiels étant très différents et donc facilement différenciables.

C'est pourquoi deux autres types de signaux ratés ont été choisis. L'un des requis pour ces deux signaux était d'être facilement productibles et répétables, pour avoir des données d'entraînement, mais aussi et surtout des signaux de validation, proches de ce que l'on pourrait avoir en situation réelle. On souhaite en effet que les tests de validation des performances soient faits sur des sons « neufs », recréés à chaque fois. On s'évite ainsi le désagrément d'avoir un petit ensemble de données, sur lesquelles on ferait des simulations d'expérience répétées, et parmi lesquelles pourraient se trouver un son qui serait systématiquement mal interprété. Effectuer des tests en boucle sur un tel jeu de données donnerait une mauvaise appréciation des performances de l'algorithme, puisque le signal en question serait mal interprété quoi qu'il arrive. Ainsi on se rapproche au maximum des conditions réelles d'utilisation en recréant à chaque fois les sons pour les tests de performances de l'algorithme.

L'autre point majeur à considérer pour le choix des signaux d'assemblages ratés est que l'un des deux sons doit être plus proche des sons d'ethernet que l'autre. Le but de la manœuvre est d'être capable de voir s'il existe une différence dans la discrimination entre l'algorithme utilisant les MFCC et celui utilisant les ondelettes, de pouvoir comparer les prétraitements et leurs finesses relatives. Ainsi, deux sons ont été enregistrés : le son effectué par le plat d'une règle en métal sur une table en bois (son proche de l'ethernet), et le son effectué par la même règle sur la même table, mais avec la tranche (son éloigné de l'ethernet) (cf figure 3.17). Ces

sons seront appelés respectivement assemblage raté de type 1 et raté de type 2. Le son de l'assemblage d'un câble ethernet sera appelé assemblage réussi. Les sons de ces coups de règle ont été choisis car ils ont des caractéristiques assez proches du son produit par l'assemblage d'un câble ethernet, notamment en terme de brièveté et de contenu fréquentiel. À l'inverse, le son émis par l'assemblage d'un câble ethernet défectueux, dont la languette serait cassée, ou qui aurait la prise obstruée par un corps étranger par exemple, ne fera que peu de bruit, et n'aura pas le même caractère impulsionnel que le son que l'on cherche à reconnaître, et seront donc très simples à discriminer. C'est pourquoi il a été décidé de rajouter cette difficulté supplémentaire, en utilisant des sons de type impulsionnel, afin de mesurer la capacité de chaque traitement à différencier finement des sons aux caractéristiques proches.

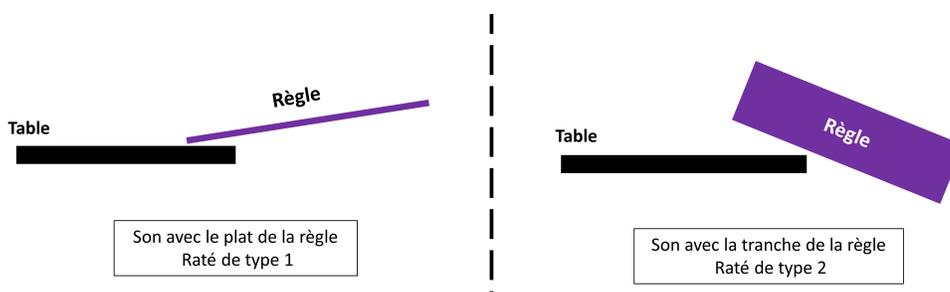


FIGURE 3.17 – Schéma de l'obtention des sons ratés de type 1 et 2

Le banc de test a été mis en place de la façon suivante (cf figure 3.18) :

- Tous les essais sont effectués dans une ambiance sonore calme, avec un bruit ambiant mesuré à 30dB
- Le micro unidirectionnel est placé à 15 cm de la zone où le son (assemblage, choc de règle) est produit. Cette zone est appelée zone d'analyse. La distance entre le micro et la zone d'analyse est destinée à permettre au micro de capter quand même un peu de bruit ambiant, de façon à se placer dans des conditions proches d'une utilisation réelle.
- Pour permettre de simuler un environnement bruyant, un haut-parleur est positionné à 15 cm de la zone d'analyse, diamétralement opposé au micro de telle façon que ce dernier puisse enregistrer le son émis par l'enceinte et qui vient se superposer au son produit dans la zone d'analyse.
- Pour les essais destinés à vérifier la robustesse face au bruit, le haut-parleur diffuse un bruit blanc en continu, à valeur mesurée de 70 dB dans la zone d'analyse. Dans les autres cas, il est éteint. Le bruit et sa valeur ont été choisis afin de se placer dans des conditions de bruit naturellement défavorables pour la reconnaissance. En effet, le bruit blanc ré-

sulte de la superposition de plusieurs fréquences possédant la même densité spectrale de puissance, et donc permettant de considérer de façon égale les perturbations que pourraient apporter ces fréquences dans le système de détection. Ce bruit permet de tester la robustesse du système sur une plage de fréquences continue et étendue, là où un bruit réel aurait une signature spécifique. On se place donc dans un cas volontairement exagéré. D'autre part, la valeur de 70 dB provient de la réglementation fédérale canadienne sur le bruit au travail, qui fixe à 85 dB la valeur maximale d'exposition pour une session de travail de 8h (cf CCHST). Cependant, la valeur de 70 dB est déjà très élevée et permet de voir des différences sensibles entre les différents traitements (cf 4.2). C'est pourquoi les tests avec du bruit blanc sont fait à cette valeur de 70 dB.

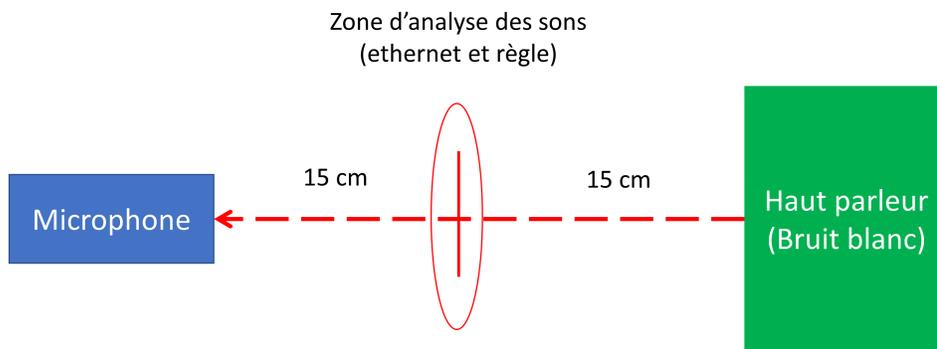


FIGURE 3.18 – Schéma du banc d'essais utilisé

Ainsi, le banc d'essai permet d'évaluer les capacités de reconnaissance de l'algorithme, en comparant le traitement avec les ondelettes et le traitement avec les MFCC, avec ou non la présence d'un bruit ambiant perturbateur. Pour rappel, les sons sont enregistrés à la fréquence de 200 000 Hz, et les paramètres régissant les MFCC et la transformée en ondelettes sont spécifiés dans les sections concernées (sections 2.1 et 2.2). Les sons servant de données d'entraînement pour les traitements puis les GMM et l'algorithme de décision sont uniquement des sons d'assemblage réussis, sans bruit autre que le bruit ambiant (30 dB). On peut ainsi évaluer la robustesse de l'algorithme face aux différents cas ratés (type 1 et 2), ainsi que face au bruit ambiant. En effet, les performances sont mesurées en comparant le modèle tiré des données d'entraînement (son d'assemblage réussi, sans bruit) à des sons d'assemblage réussis, ratés de types 1 et 2, avec et sans bruits. Le meilleur prétraitement est celui qui permet à l'algorithme de déterminer convenablement s'il s'agit d'un son d'assemblage réussi ou raté, et ce avec ou sans bruit.

3.4.2 Résultats et discussions

Pour comparer le traitement utilisant les MFCC et le traitement utilisant la transformée en ondelettes, tout en tenant compte du facteur bruit, 1200 tests ont été effectués, 300 par situation : traitement MFCC avec et sans bruit, traitement ondelettes avec et sans bruit. Pour chaque situation, les 300 tests correspondent à 100 enregistrements d'assemblages réussis, ratés de type 1 et de type 2. Les résultats de ces expériences sont résumés dans les matrices de confusion suivantes (figure 3.19)

MFCC sans bruit blanc			
	Réussi (Ethernet)	Raté de type 1	Raté de type 2
Déecté réussi	94%	42%	3%
Déecté raté	6%	58%	97%

MFCC avec bruit blanc 70dB			
	Réussi (Ethernet)	Raté de type 1	Raté de type 2
Déecté réussi	47%	27%	1%
Déecté raté	53%	73%	99%

CWT sans bruit blanc			
	Réussi (Ethernet)	Raté de type 1	Raté de type 2
Déecté réussi	99%	0%	0%
Déecté raté	1%	100%	100%

CWT avec bruit blanc 70dB			
	Réussi (Ethernet)	Raté de type 1	Raté de type 2
Déecté réussi	100%	3%	0%
Déecté raté	0%	97%	100%

FIGURE 3.19 – Matrices de confusion récapitulatives pour les algorithmes utilisant les MFCC et les CWT, en présence ou absence de bruit blanc

Les cases en vert correspondent aux pourcentages de classification correcte par l'algorithme. Il est possible de constater que pour les deux algorithmes en l'absence de bruit, la distinction entre les assemblages réussis et les assemblages ratés de type 2 se fait bien. En revanche, en ce qui concerne la distinction entre les assemblages réussis et les assemblages ratés de type 1, la transformée en ondelettes a un avantage substantiel : 58% de détection correcte pour les MFCC contre 100% pour les ondelettes. Et la présence de bruit vient amplifier cet écart de façon surprenante. En effet, avec les MFCC, le nombre de ratés de type 1 correctement

détectés augmente sensiblement, passant de 58% à 73%. Ce point est traité ci-dessous. Dans le même temps, le nombre d'assemblages réussis correctement détectés baisse drastiquement, de 94% à 47%. À contrario, avec les ondelettes, les taux de détection correcte restent sensiblement les mêmes.

On peut en déduire plusieurs choses :

- Tout d'abord, que ce soit avec ou sans bruit, les ondelettes et les MFCC permettent de différencier des signaux qui sont très éloignés de ceux enregistrés au départ, avec des taux de détection du même ordre de grandeur, ce qui nous conforte dans l'idée que l'algorithme est bien capable de mesurer le degré de similarité entre différents sons.
- Ensuite, les MFCC ont globalement de moins bonnes performances que les ondelettes, car elles ne permettent pas de classer correctement les assemblages ratés de type 1. Les ondelettes ont donc plus de finesse dans la caractérisation des sons qui ont été étudiés.
- Enfin, le bruit s'additionnant au son à détecter dégrade significativement la reconnaissance avec les MFCC, ce qui n'est pas le cas pour les ondelettes. Ainsi, la caractérisation fournie par les ondelettes est beaucoup plus robuste face au bruit que celle fournie par les MFCC. L'augmentation de la détection correcte des sons ratés de type 1 avec les MFCC en présence de bruit (figure 3.19, premier et deuxième tableaux) est due à cette addition de bruit au signal. Ainsi, l'écart entre le son d'un assemblage raté de type 1 en présence de bruit et un assemblage réussi sans bruit est amplifié, ce qui augmente les différences des MFCC résultant de ces deux signaux, et qui est pris en compte par l'algorithme de reconnaissance.

Ces différences de performances s'expliquent en grande partie par les différences de fonctionnement intrinsèques aux deux traitements. La transformée en ondelettes est ainsi plus adaptée au cas de figure présent, c'est-à-dire un son très court, proche de l'impact.

Premièrement, les MFCC utilisent la transformée de Fourier (et plus précisément l'algorithme FFT) pour obtenir le contenu fréquentiel de la fenêtre de signal analysée (cf section 2.1). Or la transformée de Fourier décompose le signal en une somme de sinus, qui sont supposés infinis, c'est-à-dire qui ne sont pas localisés dans le temps. Or les signaux étudiés ont des temps très courts, et qui changent beaucoup, même sur une faible fenêtre de temps. Ceci fait que pour pouvoir approximer le signal avec ces sinus infinis, il est nécessaire d'avoir une somme de sinus importante, avec des fréquences très élevées, ce qui rend la tâche complexe.

Ensuite, pour que les MFCC fonctionnent bien, il est nécessaire que le contenu fréquentiel ne varie pas trop brutalement entre deux fenêtres, afin de respecter les conditions de continuité. La prise en compte d'une certaine superposition entre les deux fenêtres successives dans le calcul

(overlapping, cf section 2.1) est justement garante de cette continuité. Or, cette condition n'est pas vraiment respectée par les signaux utilisés, car ils sont très courts et assez proches de signaux d'impacts employés dans le chapitre 2. Ainsi, avec des fenêtres d'analyse courtes (3ms) et un signal extrêmement variable, il est difficile de garantir la continuité du contenu fréquentiel d'une fenêtre à l'autre. Ceci crée un certain brouillage dans la représentation du contenu fréquentiel du signal en fonction du temps. La correspondance temps-fréquence n'est donc pas très précise.

Enfin, l'utilisation de filtres triangulaires suivant l'échelle de Mel pose problème et peut oblitérer beaucoup d'informations du signal. En effet, il est possible que la signature fréquentielle du signal ne soit pas bien positionnée par rapport aux filtres, ce qui a pour effet d'en affaiblir l'impact lors des calculs de cosinus inverse et donc de la rendre difficilement perceptible.

Tout cela fait qu'il y a de très nombreux paramètres à sélectionner pour les MFCC, et les valeurs usuellement utilisées pour la reconnaissance vocale ne sont pas du tout adaptées aux signaux étudiés. D'autre part, même en tentant d'optimiser les valeurs comme cela a été fait pour le cas présent, cela reste compliqué et donne des résultats mitigés à cause de la nature et de l'étendue temporelle des signaux.

En outre, grâce à leur fonctionnement adapté aux évolutions brusques et parce que la dimension temporelle du signal est intrinsèquement prise en compte par la méthode, les ondelettes sont plus aptes à détecter et modéliser les brusques variations d'un signal et à les localiser fréquentiellement et temporellement. La transformée en ondelette est complémentaire à la transformée de Fourier en général, mais dans le cadre particulier de l'étude, elle se révèle plus efficace et pertinente. Le micro unidirectionnel a aussi son influence dans le processus, en permettant d'ignorer une grande partie du bruit ambiant.

Pour revenir sur la pertinence de la fréquence d'échantillonnage qui est de 200 000 Hz, le choix de cette valeur élevée a été motivé par la volonté d'avoir des signaux les plus précis et lisses possibles, pour faciliter et affiner les pré-traitements (MFCC, ondelettes). En effet, les signaux étant particulièrement courts, un échantillonnage trop lent risquerait de faire perdre beaucoup d'informations. Cependant, la brièveté du signal empêche aussi le fichier sonore d'être trop lourd, et de rendre l'algorithme lent en cas de nombreux extraits sonores à traiter. Cet échantillonnage pourrait potentiellement poser problème dans d'autres contextes, notamment en traitement vocal, où des phrases sont traitées et dont il faut identifier le contenu. Si les MFCC, dans le contexte présent, nécessitaient une fréquence élevée pour améliorer leurs performances, quelques résultats préliminaires obtenus en interne avec les ondelettes, à des vitesses d'échantillonnage moindres, laissent supposer qu'il pourrait être possible d'obtenir des performances similaires à celles présentées en demandant moins de ressources.

En ce qui concerne la capacité de la méthode à s'étendre à d'autres problématiques que l'analyse de l'assemblage d'un câble ethernet, le fait d'être fondée sur l'analyse d'un bruit en fait une méthode très généralisable et extensible. En effet, le seul prérequis est d'avoir un son distinctif à identifier, ce qui permet d'être adapté à un grand nombre de machines et de systèmes, et pas uniquement pour de la vérification d'assemblage, mais aussi dans de la surveillance d'éléments tournants ou pour planifier des opérations de maintenance préventive.

3.5 Conclusion

En résumé, ce chapitre présente un système de détection de l'accomplissement d'une tâche d'assemblage avec la condition particulière d'être aussi généralisable que possible. Pour respecter cette condition, la piste de la reconnaissance sonore a été explorée, en sélectionnant et en mettant en place des méthodes qui lui sont propres.

L'acquisition de signaux sonores s'est faite avec un micro unidirectionnel, dans le but d'avoir le moins de bruit non désiré possible. Ensuite les signaux sonores d'assemblages réussis et ratés ont été traités à l'aide des MFCC et de la transformée en ondelettes afin de comparer ces deux méthodes. Un algorithme de reconnaissance fondé sur les modèles de mélanges gaussiens (GMM) a aussi été mis en œuvre pour permettre une reconnaissance automatique des signaux.

Une expérience cherchant à reproduire les conditions d'utilisation du système de détection a aussi été menée. Les performances respectives des deux méthodes de traitement, en présence de bruit ou non, ont été discutées, et il est possible de conclure que la méthode utilisant la transformée en ondelettes est la plus performante pour l'assemblage étudié.

Enfin, le système de détection présente le potentiel d'être étendu à d'autres types d'assemblages, voire à d'autres problématiques sur les chaînes d'assemblages, le seul prérequis étant d'avoir un signal sonore distinctif à détecter.

Conclusion

Les objectifs de l'étude étaient les suivants :

- Explorer différentes solutions de systèmes de détection en sélectionnant différents capteurs, évaluer les capacités de chacun, forces et faiblesses, ainsi que les situations dans lesquelles ils pourraient être employés.
- Essayer diverses méthodes de prétraitement et divers algorithmes en prenant en compte les contraintes de l'entreprise et du travail sur une chaîne d'assemblage

Chaque chapitre présentait ainsi un système de détection tentant de répondre à ces objectifs.

Le premier chapitre portait sur un système de détection fondé sur l'utilisation d'un émetteur et d'un récepteur infrarouge pour détecter le bon assemblage d'une plaque support de module dans une portière de voiture. La liaison avec la voiture se fait par le biais d'une tête clipsable en forme de pointe de flèche, et dont l'extrémité est détectée en bloquant partiellement la quantité de lumière infrarouge perçue par le récepteur. L'algorithme de détection est chargé de repérer la baisse de tension au niveau du récepteur, consécutive à l'occultation par la tête clipsable. Les phénomènes optiques font que la baisse de tension observée ne sera pas toujours la même, en fonction de la position de la tête clipsable dans la tête d'impacteur, mais toujours située en dessous de 2.5V. C'est pourquoi l'algorithme considérera qu'une valeur de tension en dessous de 2.5V correspond à un assemblage correctement effectué.

Ce système s'est montré très performant lors des essais effectués, aboutissant à 100% de détection correcte des assemblages réussis et ratés. Cet excellent résultat s'explique par le fait que le système de détection est pensé et conçu pour cet assemblage en particulier. Il tire parti de ses caractéristiques spécifiques, à savoir la tête clipsable dépassant de la plaque support lorsque l'assemblage est correctement effectué. Ce caractère spécifique constitue sa plus grande force, garantissant la robustesse de détection, mais aussi sa plus grande faiblesse. En effet, pour que ce système fonctionne, il est indispensable que l'assemblage comporte une pièce dépassant d'une certaine distance lorsque l'assemblage est correctement effectué. Cette contrainte réduit singulièrement le nombre de d'assemblages détectables de cette façon dans une voiture, et donc la capacité de cette méthode à être étendue à d'autres cas. On a en somme

un système robuste et performant, à moindre frais, mais extrêmement spécifique et au spectre d'applications restreint. Toutefois, dans la mesure où les assemblages avec des têtes clipsables sont nombreux dans l'industrie, cette solution peut être pertinente dans certains cas.

Les assemblages mécaniques impliquant nécessairement des mouvements de deux pièces l'une par rapport à l'autre, le second chapitre s'est penché sur un système employant un accéléromètre destiné à enregistrer et quantifier ces mouvements. Une fois ces signaux récupérés sur le même assemblage que dans le chapitre 1, une méthode de caractérisation de ces signaux a été mise en place. Elle a pour objectif de quantifier les différences entre les signaux d'assemblages réussis et les signaux d'assemblages ratés. Pour cela, des paramètres statistiques (moyenne, écart type, facteur de crête, . . .) sont calculés sur la totalité du signal ou sur des portions de ce signal. A l'issue de ce traitement, 77 paramètres caractéristiques sont obtenus, par signal.

Une fois les paramètres les plus pertinents sélectionnés, une base de données contenant des signaux d'assemblage réussis et ratés est constituée pour être ensuite traitée par deux algorithmes de reconnaissance. Le premier utilise des valeurs seuil attribuées heuristiquement à chaque paramètre sélectionné, par observation de la base de données d'entraînement. Ainsi, un signal respectant les critères fixés est considéré comme un assemblage réussi, et pour un signal ne les respectant pas, on aura un assemblage raté.

La deuxième méthode, les one class SVM, est une méthode d'apprentissage machine permettant d'effectuer des tâches de classification automatique. Sachant qu'il n'y a qu'un seul type de signal traduisant un assemblage réussi, mais une multitude d'assemblages ratés possibles, les one class SVM permettent de faire la distinction entre les signaux d'assemblage réussis et tous les autres types de signaux possibles. Ces deux méthodes présentent chacune leurs avantages, simplicité d'utilisation pour la première, capacité à traiter des problèmes complexes pour la deuxième. Elles présentent des performances assez similaires en test, avec des taux de reconnaissance correcte de l'accomplissement de l'assemblage supérieurs à 90% . En conséquence, ce qui présidera au choix d'une méthode ou de l'autre est la complexité de la caractérisation de l'assemblage ainsi que la puissance de calcul disponible.

Le système de détection dans son ensemble se montre potentiellement adaptable à d'autres problématiques, tant qu'elle implique des mouvements à caractériser. D'autre part, indépendamment du capteur, l'algorithme de détection est potentiellement applicable à toute situation réductible à l'identification d'un signal, ce qui peut être intéressant dans le contexte des cobots.

Finalement, la dernière partie portait sur l'étude d'une méthode de détection faisant appel à de la reconnaissance sonore. L'assemblage étudié cette fois est l'assemblage d'un câble ethernet

et de la prise associée, choisi pour sa grande ressemblance avec des connecteurs électriques employés dans l'automobile. Les sons acquis et destinés à être traités et identifiés sont : l'assemblage d'un câble ethernet (réussi), le son du choc du plat d'une règle en métal sur une table en bois (raté de type 1) et le choc de la tranche de cette règle sur la même table (raté de type 2). Les types d'assemblages ratés sont destinés à comparer la finesse des deux prétraitements sonores employés : la transformée en ondelettes et les MFCC.

L'algorithme de reconnaissance, destiné à effectuer la classification assemblage réussi / raté est fondé sur l'utilisation des modèles de mélange gaussiens. Les GMM permettent de modéliser les données à l'aide de gaussiennes, et ainsi de comparer une nouvelle instance (nouveau signal) au modèle. Le degré de correspondance de la nouvelle instance au modèle est quantifié par la log-vraisemblance de l'appartenance de l'instance au modèle. On est ainsi en mesure de savoir si la nouvelle instance est similaire au modèle ou pas. Le modèle étant obtenu à partir de sons d'assemblage d'ethernet uniquement, on peut donc savoir si le nouveau son est un son d'assemblage ethernet ou non.

Expérimentalement, l'algorithme s'est montré tout à fait fonctionnel, avec cependant des performances de reconnaissance bien plus élevées pour la transformée en ondelettes que pour les MFCC. Ceci s'explique par leurs natures respectives et par les opérations mathématiques qu'elles impliquent. Les MFCC utilisent la transformée de Fourier, ce qui les rend moins performants dans notre contexte de signaux courts et brusques, au contenu fréquentiel très variable. D'autre part, l'utilisation de filtres triangulaires suivant l'échelle de Mel rend plus difficile l'identification de signatures spécifiques. Ceci contrairement à la transformée en ondelettes, qui permet d'obtenir une évolution de la fréquence points par points, sur la totalité du signal. La transformée en ondelettes, grâce à sa capacité à détecter les brusques variations de fréquences, est parfaitement adaptée au contexte et permet d'analyser et de différencier les signaux étudiés avec une grande finesse.

L'utilisation de techniques de détection et d'analyse sonore présente l'avantage d'être extrêmement adaptable et versatile, permettant de détecter et caractériser de nombreux types d'assemblages différents. La seule condition nécessaire étant l'existence d'un son distinctif à identifier, il serait même envisageable de tenter d'appliquer ces méthodes à d'autres tâches, telles que la surveillance de machine-outil.

En définitive, chaque chapitre a permis d'explorer différentes possibilités de capteurs et d'algorithmes, ainsi que d'observer les avantages et inconvénients de chacun. Des données et des éléments de réponse ont été obtenus à l'aide de d'expériences effectuées dans des conditions et avec des contraintes prenant en compte autant que possible celles d'une chaîne d'assemblage automobile. Cependant, cette pré-étude n'avait pas pour objectif de fournir un produit fini

opérationnel, et il reste de nombreuses étapes avant d'arriver à ce point. Connaissant les capacités de chaque capteur, la prochaine étape serait d'envisager et d'expérimenter des façons de les multiplier et/ou les combiner afin d'augmenter encore les performances en termes de précision et robustesse. D'autres types d'algorithmes de décision pourraient aussi être testés, tels que les réseaux de neurones, et il serait intéressant de voir quelles pourraient en être les applications mécaniques et industrielles. Ces pistes permettront certainement de progresser vers des systèmes de détection robustes et fiables, aux standards de l'industrie et permettant d'étendre le champ des possibilités des robots collaboratifs.

Lien avec les travaux du laboratoire

Les travaux présentés dans ce mémoire sont en lien avec différents travaux effectués au cours des dernières années en interaction humain-robot et en ingénierie de la réadaptation au laboratoire de robotique de l'Université Laval et au Centre interdisciplinaire de recherche en réadaptation et intégration sociale (CIRRIS). Afin de mettre les travaux de ce mémoire dans ce contexte et de donner des références au lecteur par rapport à ces travaux afin de continuer ses lectures, voici une courte mise en contexte.

Au cours des dernières années, différents travaux ont été entrepris au laboratoire de robotique dans le domaine de l'interaction physique humain robot. Les travaux présentés dans ce mémoire s'inscrivent dans ce contexte et pourraient aider des opérateurs en industrie à opérer de manière plus efficace les robots collaboratifs. Les travaux en lien avec ce contexte au laboratoire de robotique de l'Université Laval sont présentés. Des travaux ont été effectués au niveau de systèmes d'assistances intelligents complets [37; 10; 13; 11; 34; 53; 51; 35], des modélisations théoriques [18], ainsi que des algorithmes intelligents permettant d'améliorer les performances des systèmes d'interaction, [74; 17; 52; 54; 44; 45; 43].

Les travaux s'inscrivent également dans le domaine de l'ingénierie de la réadaptation qui a récemment pris un essor au laboratoire de robotique et au CIRRIS. L'objectif global de ces travaux est de permettre aux personnes vivant avec des incapacités physiques d'accomplir différentes activités de la vie quotidienne de manière autonome et ainsi accroître leur qualité de vie. Les travaux portent sur le développement de mécanismes d'assistance [55; 81; 80], d'algorithmes intelligents [83; 12; 15; 16; 14; 47; 48] et d'interfaces de contrôle [68; 28; 29; 21; 63; 30; 32; 23; 22; 31] ainsi que l'évaluation de ces technologies [50; 75; 49].

Bibliographie

- [1] H. Akaike. A new look at the statistical model identification. *IEEE transactions on automatic control*, 19(6) :716–723, 1974.
- [2] P. Akella, M. Peshkin, E. Colgate, W. Wannasuphoprasit, N. Nagesh, J. Wells, S. Holland, T. Pearson, and B. Peacock. Cobots for the automobile assembly line. In *Robotics and Automation, 1999. Proceedings. 1999 IEEE International Conference on*, volume 1, pages 728–733. IEEE, 1999.
- [3] B. Al-Naami, J. Al-Nabulsi, H. Amasha, and J. Torry. Utilizing wavelet transform and support vector machine for detection of the paradoxical splitting in the second heart sound. *Medical & biological engineering & computing*, 48(2) :177–184, 2010.
- [4] E. Alpaydin. *Introduction to machine learning*. MIT press, 2009.
- [5] H. Beigi. *Fundamentals of speaker recognition*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [6] P. M. Bentley and J. McDonnell. Wavelet transforms : an introduction. *Electronics & communication engineering journal*, 6(4) :175–186, 1994.
- [7] T. Bocklet, A. K. Maier, J. G. Bauer, F. Burkhardt, and E. Nöth. Age and gender recognition for telephone applications based on gmm supervectors and support vector machines. In *ICASSP*, pages 1605–1608, 2008.
- [8] C. J. Burges. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data mining and knowledge discovery*, 2(2) :121–167, 1998.
- [9] K. P. Burnham and D. R. Anderson. Multimodel inference : understanding aic and bic in model selection. *Sociological methods & research*, 33(2) :261–304, 2004.
- [10] A. Campeau-Lecours. Développement d’algorithmes de commande et d’interfaces mécatroniques pour l’interaction physique humain-robot. 2012.
- [11] A. Campeau-Lecours, P.-L. Belzile, T. Laliberté, S. Foucault, B. Mayer-St-Onge, D. Gao, and C. Gosselin. An articulated assistive robot for intuitive hands-on-payload manipulation. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 48 :182–187, 2017.

- [12] A. Campeau-Lecours, U. Côté-Allard, D.-S. Vu, F. Routhier, B. Gosselin, and C. Gosselin. Intuitive adaptive orientation control for enhanced human-robot interaction. *IEEE Transactions on robotics*, 2019.
- [13] A. Campeau-Lecours, S. Foucault, T. Laliberté, B. Mayer-St-Onge, and C. Gosselin. A cable-suspended intelligent crane assist device for the intuitive manipulation of large payloads. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 21(4) :2073–2084, Aug 2016.
- [14] A. Campeau-Lecours and C. Gosselin. An anticipative kinematic limitation avoidance algorithm for collaborative robots : Two-dimensional case. In *IROS*, pages 4232–4237, 2016.
- [15] A. Campeau-Lecours, H. Lamontagne, S. Latour, P. Fauteux, V. Maheu, F. Boucher, C. Deguire, and L.-J. C. L’Ecuyer. Kinova modular robot arms for service robotics applications. *International Journal of Robotics Applications and Technologies (IJRAT)*, 5(2) :49–71, 2017.
- [16] A. Campeau-Lecours, V. Maheu, S. Lepage, H. Lamontagne, S. Latour, L. Paquet, and N. Hardie. Jaco assistive robotic device : Empowering people with disabilities through innovative algorithms. *Rehabilitation Engineering and Assistive Technology Society of North America (RESNA)*, 2016.
- [17] A. Campeau-Lecours, M. Otis, P.-L. Belzile, and C. Gosselin. A time-domain vibration observer and controller for physical human-robot interaction. *Mechatronics*, 36 :45–53, 2016.
- [18] A. Campeau-Lecours, M. J. Otis, and C. Gosselin. Modeling of physical human–robot interaction : Admittance controllers applied to intelligent assist devices with large payload. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 13(5) :1729881416658167, 2016.
- [19] X. Chunrong, Z. Jianhuan, and L. Fei. A dynamic feature extraction based on wavelet transforms for speaker recognition. In *Electronic Measurement and Instruments, 2007. ICEMI’07. 8th International Conference on*, pages 1–595. IEEE, 2007.
- [20] E. Colgate, W. Wannasuphoprasit, and M. Peshkin. Cobots : robots for collaboration with human operators. In Y. Kwon, D. Davis, and H. Chung, editors, *Proceedings of the ASME Dynamic Systems and Control Division*, volume 58, pages 433–439. ASME, 12 1996.
- [21] U. Cote-Allard, C.-L. Fall, A. Campeau-Lecours, C. Gosselin, F. Laviolette, and B. Gosselin. Deep learning for electromyographic hand gesture signal classification using transfer learning. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2019.

- [22] U. Côté-Allard, C. L. Fall, A. Drouin, A. Campeau-Lecours, C. Gosselin, K. Glette, F. Laviolette, and B. Gosselin. Deep learning for electromyographic hand gesture signal classification by leveraging transfer learning. *arXiv preprint arXiv :1801.07756*, 2018.
- [23] R. Crepin, C. L. Fall, Q. Mascret, C. Gosselin, A. Campeau-Lecours, and B. Gosselin. Real-time hand motion recognition using semg patterns classification. In *2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pages 2655–2658. IEEE, 2018.
- [24] N. Cristianini, J. Shawe-Taylor, et al. *An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods*. Cambridge university press, 2000.
- [25] S. B. Davis and P. Mermelstein. Comparison of parametric representations for monosyllabic word recognition in continuously spoken sentences. In *Readings in speech recognition*, pages 65–74. Elsevier, 1990.
- [26] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin. Maximum likelihood from incomplete data via the em algorithm. *Journal of the royal statistical society. Series B (methodological)*, pages 1–38, 1977.
- [27] D. Dyer and R. Stewart. Detection of rolling element bearing damage by statistical vibration analysis. *Journal of mechanical design*, 100(2) :229–235, 1978.
- [28] C. Fall, A. Campeau-Lecours, C. Gosselin, and B. Gosselin. Evaluation of a wearable and wireless human-computer interface combining head motion and semg for people with upper-body disabilities. In *IEEE International NEWCAS Conference*. IEEE, 2018.
- [29] C. Fall, U. Côté-Allard, Q. Mascret, A. Campeau-Lecours, C. Gosselin, and B. Gosselin. Toward a flexible and modular body-machine interface for individuals living with severe disabilities : a feasibility study. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2019.
- [30] C. L. Fall, G. Gagnon-Turcotte, J.-F. Dubé, J. S. Gagné, Y. Delisle, A. Campeau-Lecours, C. Gosselin, and B. Gosselin. Wireless semg-based body-machine interface for assistive technology devices. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 21(4) :967–977, 2017.
- [31] C. L. Fall, F. Quevillon, M. Blouin, S. Latour, A. Campeau-Lecours, C. Gosselin, and B. Gosselin. A multimodal adaptive wireless control interface for people with upper-body disabilities. *IEEE transactions on biomedical circuits and systems*, 12(3) :564–575, 2018.
- [32] C. L. Fall, P. Turgeon, A. Campeau-Lecours, V. Maheu, M. Boukadoum, S. Roy, D. Massicotte, C. Gosselin, and B. Gosselin. Intuitive wireless control of a robotic arm for people living with an upper body disability. In *Engineering in Medicine and Biology Society*

- (EMBC), *2015 37th Annual International Conference of the IEEE*, pages 4399–4402. IEEE, 2015.
- [33] M. Fujimoto and Y. Riki. Robust speech recognition in additive and channel noise environments using gmm and em algorithm. In *2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pages I–941. IEEE, 2004.
- [34] D. Gao, A. Lecours, T. Laliberte, S. Foucault, C. Gosselin, B. Mayer-St-Onge, R. J. Menassa, and P.-L. Belzile. Movement system configured for moving a payload, Dec. 26 2017. US Patent 9,850,108.
- [35] D. Gao, D. M. Wegner, R. J. Menassa, A. Lecours, C. Gosselin, T. Laliberte, S. Foucault, and V. Duchaine. Sensor for handling system, Feb. 4 2014. US Patent 8,644,980.
- [36] A. Goshtasby. Template matching in rotated images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, (3) :338–344, 1985.
- [37] C. Gosselin, T. Laliberté, B. Mayer-St-Onge, S. Foucault, A. Lecours, V. Duchaine, N. Paradis, D. Gao, and R. Menassa. A friendly beast of burden : A human-assistive robot for handling large payloads. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 20(4) :139–147, 2013.
- [38] A. Graves, A.-r. Mohamed, and G. Hinton. Speech recognition with deep recurrent neural networks. In *Acoustics, speech and signal processing (icassp), 2013 ieee international conference on*, pages 6645–6649. IEEE, 2013.
- [39] N. Hammami, M. Bedda, and N. Farah. Spoken arabic digits recognition using mfcc based on gmm. In *Sustainable Utilization and Development in Engineering and Technology (STUDENT), 2012 IEEE Conference on*, pages 160–163. IEEE, 2012.
- [40] R. Heng and M. J. M. Nor. Statistical analysis of sound and vibration signals for monitoring rolling element bearing condition. *Applied Acoustics*, 53(1-3) :211–226, 1998.
- [41] X. Huang, A. Acero, H.-W. Hon, and R. Reddy. *Spoken language processing : A guide to theory, algorithm, and system development*, volume 1. Prentice hall PTR Upper Saddle River, 2001.
- [42] W. Junqin and Y. Junjun. An improved arithmetic of mfcc in speech recognition system. In *Electronics, Communications and Control (ICECC), 2011 International Conference on*, pages 719–722. IEEE, 2011.
- [43] P. D. Labrecque and C. Gosselin. Variable admittance for phri : from intuitive unilateral interaction to optimal bilateral force amplification. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 52 :1–8, 2018.

- [44] P. D. Labrecque, J.-M. Haché, M. Abdallah, and C. Gosselin. Low-impedance physical human-robot interaction using an active-passive dynamics decoupling. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 1(2) :938–945, 2016.
- [45] P. D. Labrecque, T. Laliberté, S. Foucault, M. E. Abdallah, and C. Gosselin. uman : A low-impedance manipulator for human-robot cooperation based on underactuated redundancy. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 22(3) :1401–1411, 2017.
- [46] V. Lavrenko. Expectation maximization algorithm : Introduction to mixture models. https://youtu.be/3JYcCb05s6M?list=PLBv09BD7ez_7beI0_fuE961Sbsr_8K8YD. Date de publication : 2015-09-15.
- [47] P. LeBel, C. Gosselin, and A. Campeau-Lecours. An anticipative kinematic limitation avoidance algorithm for collaborative robots : Three-dimensional case. In *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2017 IEEE/RSS International Conference on*, pages 3075–3080. IEEE, 2017.
- [48] P. LeBel, C. Gosselin, and A. Campeau-Lecours. A constraint based kinematic limitation avoidance : The sliding algorithm for six-dimensional collaborative robots. *IEEE Transactions on robotics*, 2019.
- [49] A. Lebrasseur, J. Lettre, F. Routhier, P. Archambault, and A. Campeau-Lecours. Assistive robotic device : evaluation of intelligent algorithms. *Rehabilitation Engineering and Assistive Technology Society of North America (RESNA)*, 2018.
- [50] A. Lebrasseur, J. Lettre, F. Routhier, P. Archambault, and A. Campeau-Lecours. Assistive robotic arm : Evaluation of the performance of intelligent algorithms. *Assistive Technology Journal*, 2019.
- [51] A. Lecours, S. Foucault, T. Laliberte, C. Gosselin, B. Mayer-St-Onge, D. Gao, and R. J. Menassa. Movement system configured for moving a payload in a plurality of directions, Mar. 24 2015. US Patent 8,985,354.
- [52] A. Lecours and C. Gosselin. Computed-torque control of a four-degree-of-freedom admittance controlled intelligent assist device. In *Experimental Robotics*, pages 635–649. Springer, 2013.
- [53] A. Lecours, B. Mayer-St-Onge, C. Gosselin, and D. Gao. Method of inferring intentions of an operator to move a robotic system, Apr. 12 2016. US Patent 9,308,645.
- [54] A. Lecours, B. M. St-Onge, and C. Gosselin. Variable admittance control of a four-degree-of-freedom intelligent assist device. In *ICRA*, pages 3903–3908, 2012.
- [55] G. Lemire, T. Laliberte, V. Flamand, P. Cardou, and A. Campeau-Lecours. Preliminary design of a writing assistive device for people living with uncoordinated movements.

Rehabilitation Engineering and Assistive Technology Society of North America (RESNA), 2019.

- [56] J. M. Lilly and S. C. Olhede. On the analytic wavelet transform. *IEEE Transactions on Information Theory*, 56(8) :4135–4156, 2010.
- [57] A. Mahmood and S. Khan. Correlation-coefficient-based fast template matching through partial elimination. *IEEE Transactions on image processing*, 21(4) :2099, 2012.
- [58] Matlab. Understanding wavelets. <https://youtu.be/QX1-xGVFqmw?list=PLn8PRpmsu08ojy02wi4QLVzELM545Xw3p>. Date de publication : 2018-08-18.
- [59] A. Maurya, D. Kumar, and R. Agarwal. Speaker recognition for hindi speech signal using mfcc-gmm approach. *Procedia Computer Science*, 125 :880–887, 2018.
- [60] G. McLachlan and T. Krishnan. *The EM algorithm and extensions*, volume 382. John Wiley & Sons, 2007.
- [61] B. J. Mohan et al. Speech recognition using mfcc and dtw. In *Advances in Electrical Engineering (ICAEE), 2014 International Conference on*, pages 1–4. IEEE, 2014.
- [62] D. A. Newandee and S. Reisman. Application of the wavelet transform to heart rate variability (hrv). In *Bioengineering Conference, 2002. Proceedings of the IEEE 28th Annual Northeast*, pages 35–36. IEEE, 2002.
- [63] F. Nougrou, A. Campeau-Lecours, D. Massicotte, and B. Gosselin. Muscle activity distribution features extracted from hd ssemg to perform forearm pattern recognition. In *IEEE International NEWCAS Conference*. IEEE, 2018.
- [64] S. C. Olhede and A. T. Walden. Generalized morse wavelets. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 50(11) :2661–2670, 2002.
- [65] C. K. On, P. M. Pandiyan, S. Yaacob, and A. Saudi. Mel-frequency cepstral coefficient analysis in speech recognition. *Computing & Informatics*, pages 2–6, 2006.
- [66] H. Palm, E. Ostevold, and S. Grinaker. Template matching used in time contextual segmentation. In *Pattern Recognition, 1992. Vol. III. Conference C : Image, Speech and Signal Analysis, Proceedings., 11th IAPR International Conference on*, pages 205–208. IEEE, 1992.
- [67] G. Paula. Cobots for the assembly line. *Mechanical engineering*, 119(10) :82, 1997.
- [68] S. Poirier, U. Cote-Allard, F. Routhier, and A. Campeau-Lecours. Voice control interface prototype for assistive robots for people living with upper limb disabilities. In *Rehabilitation Robotics (ICORR), 2019 International Conference on*. IEEE, 2019.

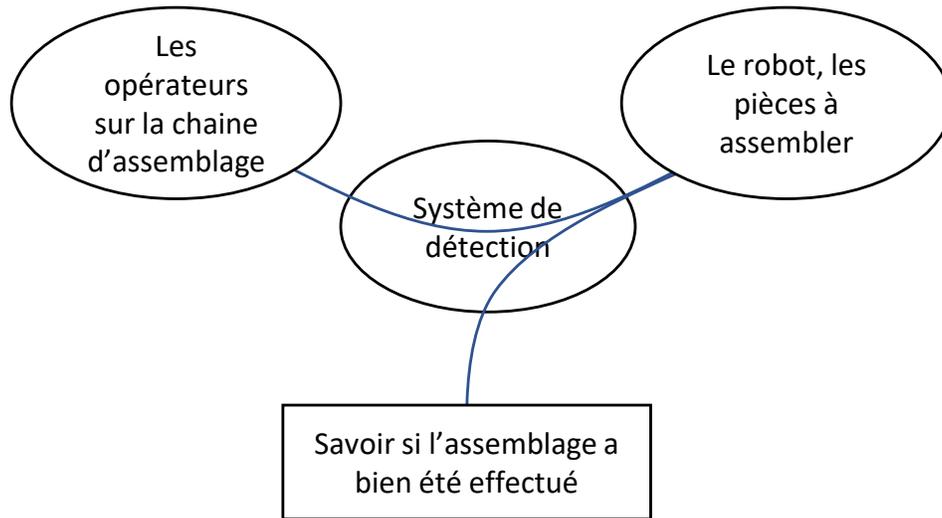
- [69] D. Posada and T. R. Buckley. Model selection and model averaging in phylogenetics : advantages of akaike information criterion and bayesian approaches over likelihood ratio tests. *Systematic biology*, 53(5) :793–808, 2004.
- [70] R. B. Randall and J. Antoni. Rolling element bearing diagnostics—a tutorial. *Mechanical systems and signal processing*, 25(2) :485–520, 2011.
- [71] D. A. Reynolds, T. F. Quatieri, and R. B. Dunn. Speaker verification using adapted gaussian mixture models. *Digital signal processing*, 10(1-3) :19–41, 2000.
- [72] D. A. Reynolds, R. C. Rose, et al. Robust text-independent speaker identification using gaussian mixture speaker models. *IEEE transactions on speech and audio processing*, 3(1) :72–83, 1995.
- [73] A. Rodriguez, D. Bourne, M. Mason, G. F. Rossano, and J. Wang. Failure detection in assembly : Force signature analysis. In *Automation Science and Engineering (CASE), 2010 IEEE Conference on*, pages 210–215. IEEE, 2010.
- [74] M. A. Sassi, M. J. Otis, and A. Campeau-Lecours. Active stability observer using artificial neural network for intuitive physical human–robot interaction. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 14(4) :1729881417727326, 2017.
- [75] J. Schmidtler, K. Bengler, F. Dimeas, and A. Campeau-Lecours. A questionnaire for the evaluation of physical assistive devices (quead) : Testing usability and acceptance in physical human-robot interaction. In *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2017 IEEE International Conference on*, pages 876–881. IEEE, 2017.
- [76] B. Scholkopf and A. J. Smola. *Learning with kernels : support vector machines, regularization, optimization, and beyond*. MIT press, 2001.
- [77] B. Schölkopf, A. J. Smola, R. C. Williamson, and P. L. Bartlett. New support vector algorithms. *Neural computation*, 12(5) :1207–1245, 2000.
- [78] M. Svedlow, C. McGillem, and P. E. Anuta. Experimental examination of similarity measures and preprocessing methods used for image registration. In *LARS Symposia*, page 150, 1976.
- [79] N. Tandon and A. Choudhury. A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. *Tribology international*, 32(8) :469–480, 1999.
- [80] P. Turgeon, M. Dube, T. Laliberte, P. Archambault, V. Flamand, F. Routhier, and A. Campeau-Lecours. Mechanical design of a new assistive eating device for people living with movement disorders. *Assistive Technology Journal*, 2019.

- [81] P. Turgeon, T. Laliberte, F. Routhier, V. Flamand, and A. Campeau-Lecours. Preliminary design of an active stabilization assistive eating device for people living with uncoordinated movements. In *Rehabilitation Robotics (ICORR), 2019 International Conference on*. IEEE, 2019.
- [82] J. VanderPlas. *Python data science handbook : essential tools for working with data*. " O'Reilly Media, Inc.", 2016.
- [83] D.-S. Vu, U. C. Allard, C. Gosselin, F. Routhier, B. Gosselin, and A. Campeau-Lecours. Intuitive adaptive orientation control of assistive robots for people living with upper limb disabilities. In *Rehabilitation Robotics (ICORR), 2017 International Conference on*, pages 795–800. IEEE, 2017.
- [84] W. Wannasuphprasit, R. B. Gillespie, J. E. Colgate, and M. A. Peshkin. Cobot control. In *Robotics and Automation, 1997. Proceedings., 1997 IEEE International Conference on*, volume 4, pages 3571–3576. IEEE, 1997.
- [85] S. Xu, Y. Liu, and X. Liu. Speaker recognition and speech emotion recognition based on gmm. In *3rd International Conference on Electric and Electronics (EEIC 2013)*, pages 434–436, 2013.
- [86] C. Yamaguchi. Wavelet analysis of normal and epileptic eeg. In *Engineering in Medicine and Biology, 2002. 24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society EMBS/BMES Conference, 2002. Proceedings of the Second Joint*, volume 1, pages 96–97. IEEE, 2002.
- [87] F. Yingle, Y. Li, and T. Qinye. Speaker gender identification based on combining linear and nonlinear features. In *Intelligent Control and Automation, 2008. WCICA 2008. 7th World Congress on*, pages 6745–6749. IEEE, 2008.
- [88] S. Young, G. Evermann, M. Gales, T. Hain, D. Kershaw, X. Liu, G. Moore, J. Odell, D. Ollason, D. Povey, et al. The htk book. *Cambridge university engineering department*, 3 :175, 2002.

Annexe A

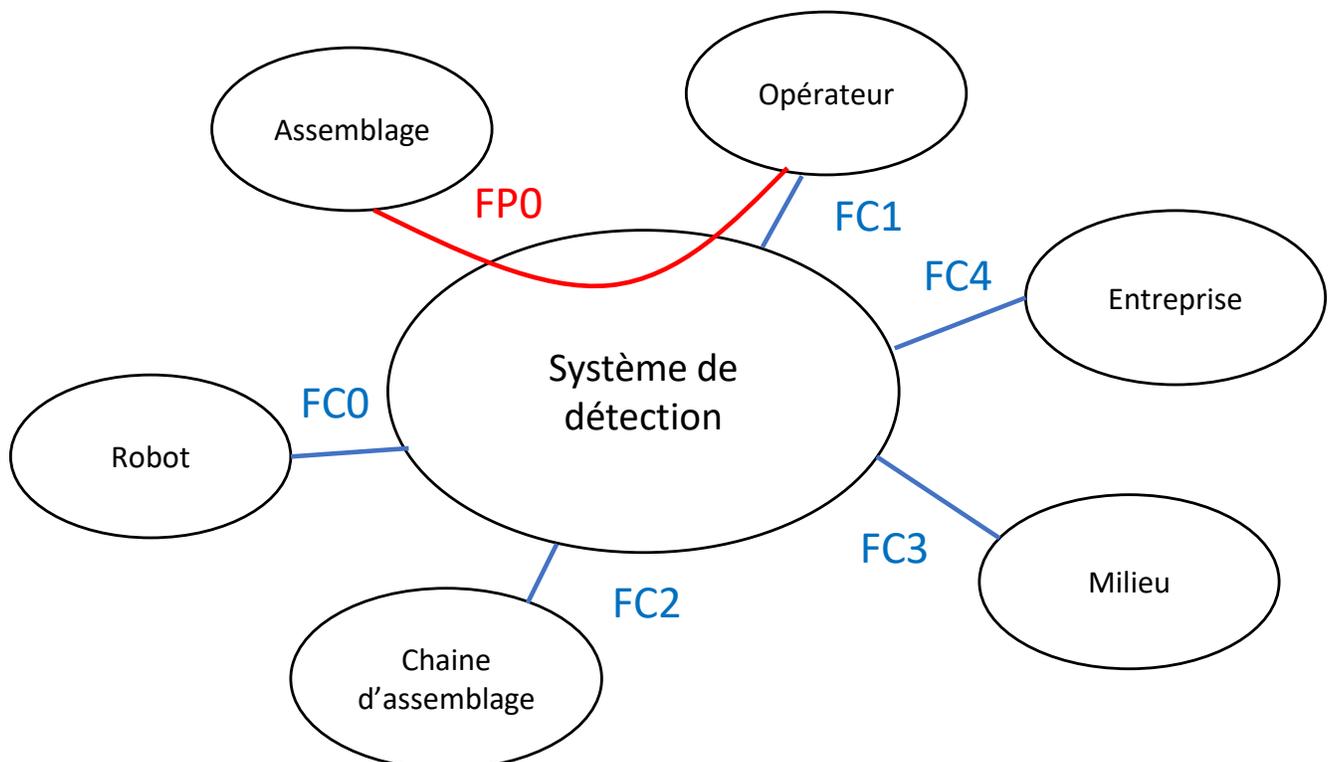
Étude du besoin et cahier des charges fonctionnel

Étude du besoin



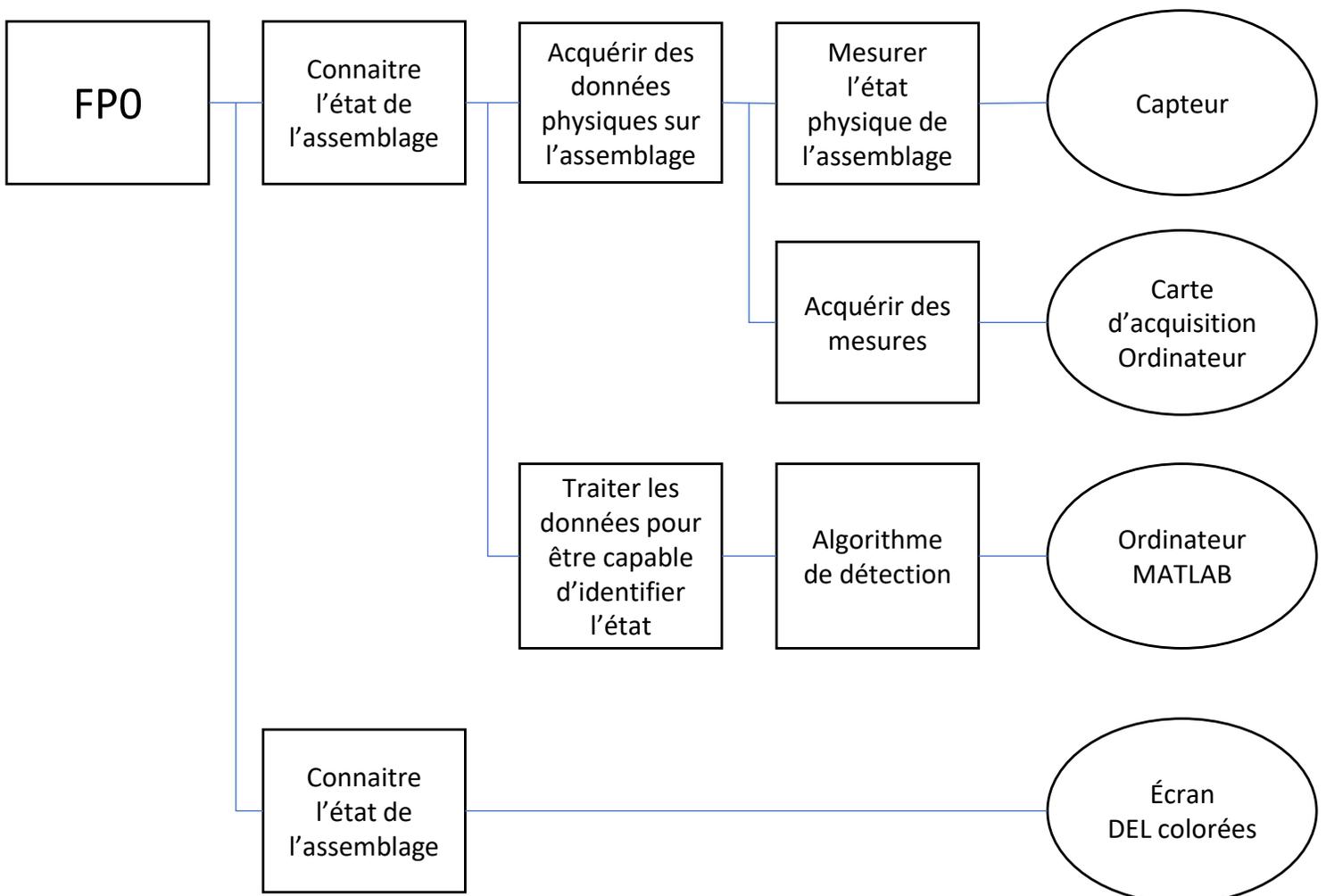
« En agissant sur le robot et les pièces à assembler, le système de détection permet aux opérateurs sur la chaine d'assemblage de savoir si l'assemblage a bien été effectué »

Diagramme des interacteurs



Fonction de service		Critères d'appréciation	Niveau
FPO	Permettre à l'opérateur de savoir si l'assemblage a bien été effectué	- Pourcentage de détection - Vitesse de détection - Temps de prise de décision - Moyen rapide de connaître l'état	≥ 85% ≤ 1s ≤ 1s aucun
FC0	Être portable et s'intégrer au robot et à l'outillage	- Poids réduit sur l'effecteur du robot - Volume occupé sur le robot - Capacité à être démonté	≤ 250g ≤ 5cm x 5cm x 5cm ≤ 5 min
FC1	Ne pas rajouter de tâche supplémentaire à l'opérateur	- Nombre de tâches effectuées par l'opérateur	≤ au nombre de tâches précédentes
FC2	Résister ou ne pas être affecté par le bruit ambiant	- Maintenir des performances identiques, même en cas de bruit élevé	- Perte d'acuité ≤ 5% par rapport au pourcentage de détection initial
FC3	Utiliser les énergies à disposition	- Électrique - Pneumatique	∅
FC4	Être peu coûteux	- Prix des capteurs	- ≤ 150 CAD

Diagramme FAST pour la fonction principale FPO



Annexe B

Fiches techniques de l'émetteur infrarouge et du phototransistor

Peak Emission Wavelength: 880nm

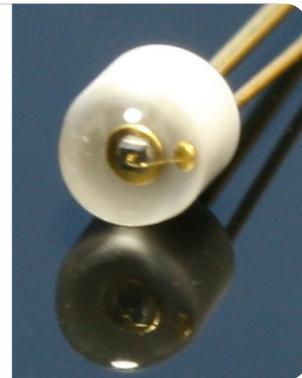
The 880nm IR emitter series is designed for applications requiring high output and precise optical / mechanical axis alignment. Custom package solutions and sorting are available.

FEATURES

- > Ceramic Package
- > High Output Power
- > Compact
- > High Reliability

APPLICATIONS

- > Optical Switches
- > Optical Sensor



Absolute Maximum Ratings (Ta=25°C)

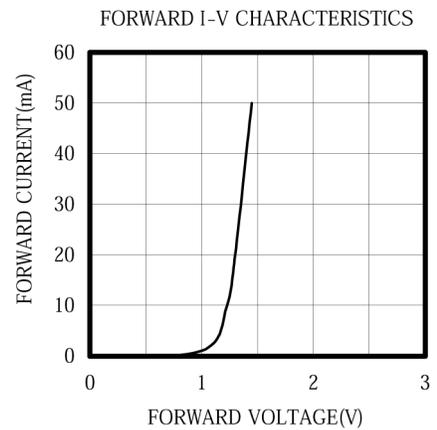
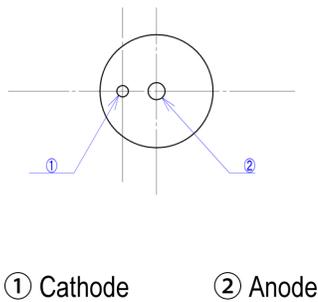
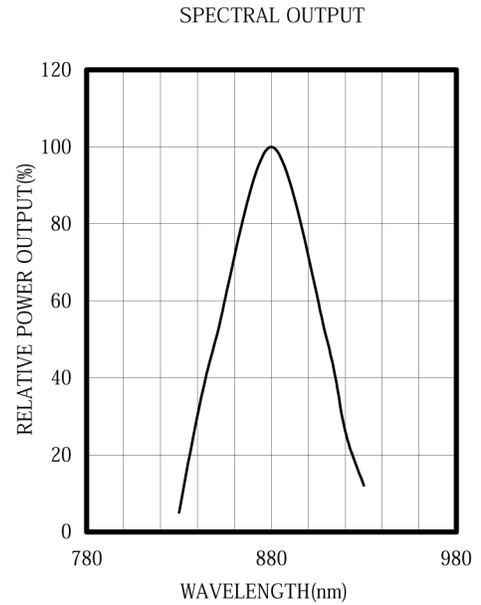
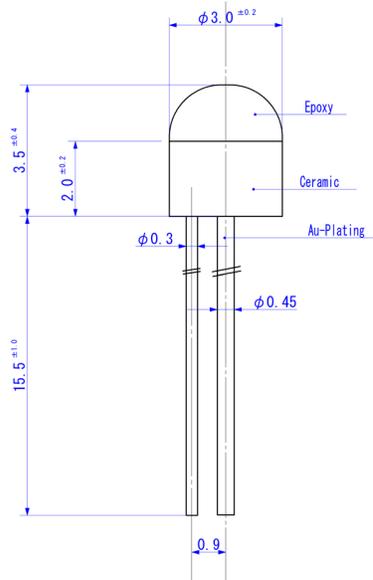


ITEMS	SYMBOL	RATINGS	UNIT
Forward Current (DC)	IF	50	mA
Forward Current (Pulse)*1	IFP	0.5	A
Reverse Voltage	VR	5	V
Power Dissipation	PD	100	mW
Operating Temperature Range	Topr	-20 ~ +85	°C
Storage Temperature Range	Tstg	-30 ~ +100	°C
Junction Temperature	Tj	100	°C
Lead Soldering Temperature*2	Tls	260	°C

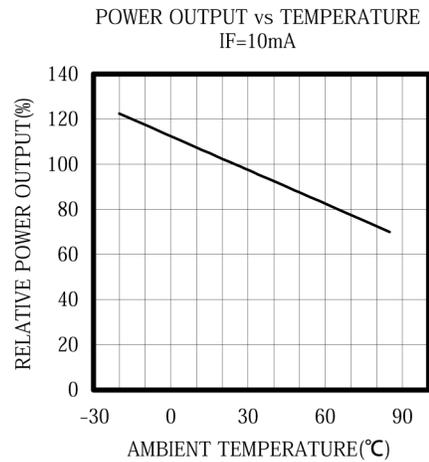
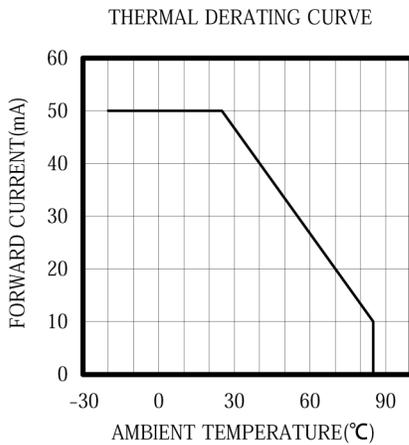
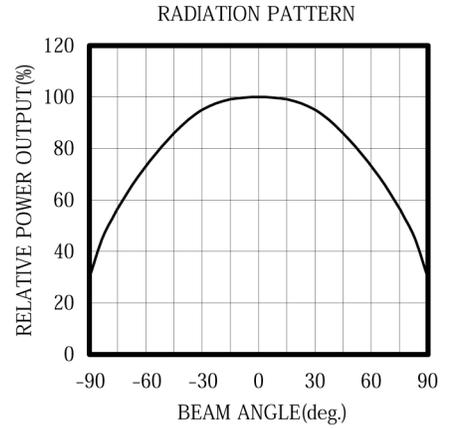
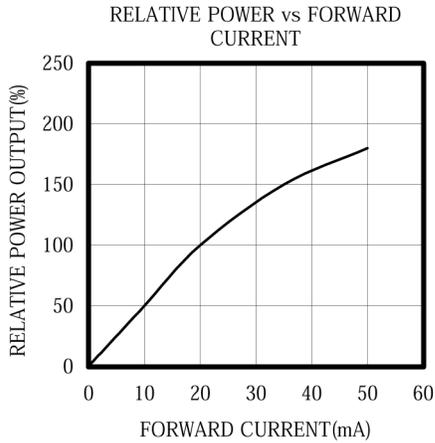
*1: Tw=10μsec, T=10msec. *2: Time 5 Sec max, Position: Up to 3mm from the body.

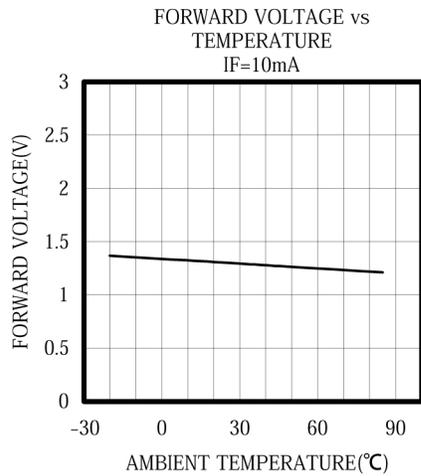
Electrical & Optical Characteristics (Ta = 25°C)

ITEMS	SYMBOL	CONDITIONS	MIN	TYP	MAX	UNIT
Power Output	PO	IF=20mA	--	4.5	--	mW
Forward Voltage	VF	IF=20mA	--	1.3	1.6	V
Reverse Current	IR	VR=5V	--	--	10	μA
Peak Emission Wavelength	λp	IF=20mA	--	880	--	nm
Spectral Line Half Width	Δλ	IF=20mA	--	60	--	nm
Half Intensity Beam Angle	Θ	IF=20mA	--	±80	--	deg
Rise Time	Tr	IFP=50mA	--	1.5	--	μS
Fall Time	Tf	IFP=50mA	--	0.8	--	μS
Junction Capacitance	Cj	1MHz, V=0V	--	15	--	pF
Temperature Coefficient of PO	P/T	IF=10mA	--	-0.5	--	%/°C
Temperature Coefficient of VF	V/T	IF=10mA	--	-1.5	--	mV/°C



Unit: mm, Tolerance: ± 0.2





Peak Sensitivity Wavelength: 880nm

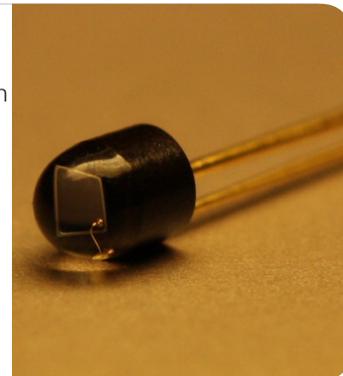
The MTD8000M3B-T is a photo transistor in a ceramic package. It is well suited for high reliability and high sensitivity applications.

FEATURES

- > High Reliability in Demanding Environments
- > Ceramic Package
- > Compact

APPLICATIONS

- > Optical Switches
- > Optical Sensors
- > Optical Detectors



Absolute Maximum Ratings (Ta=25°C)



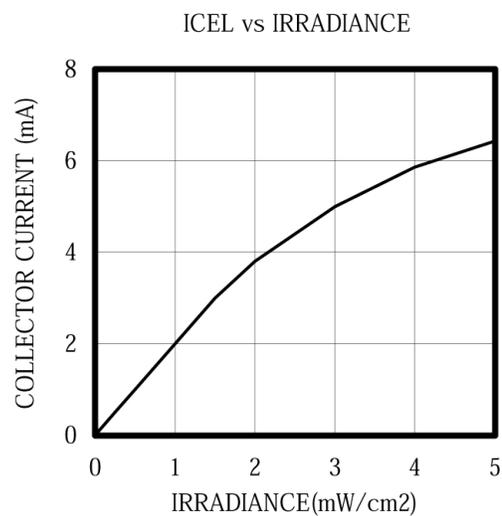
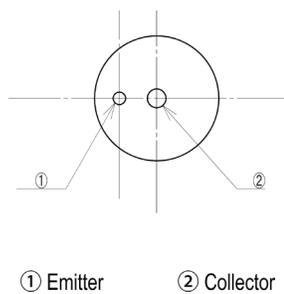
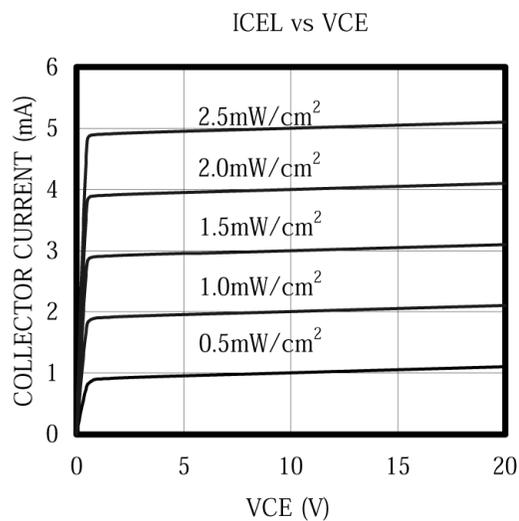
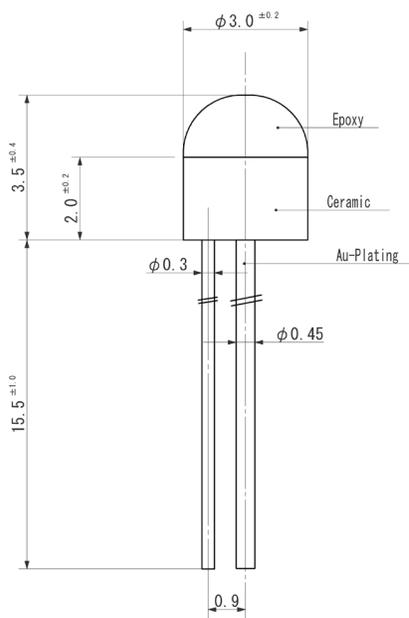
ITEMS	SYMBOL	RATINGS	UNIT
Collector-Emitter Voltage	V _{ceo}	20	V
Emitter-Collector Voltage	V _{eco}	5	V
Collector Current	I _c	30	mA
Collector Power Dissipation	P _c	80	mW
Operating Temperature Range	T _{opr}	-25 ~ +85	°C
Storage Temperature Range	T _{stg}	-30 ~ +100	°C
Junction Temperature	T _j	100	°C
Lead Soldering Temperature*1	T _{ls}	260	°C

*1: Time 5 Sec max, Position: Up to 3mm from the body.

Electrical & Optical Characteristics (Ta = 25°C)

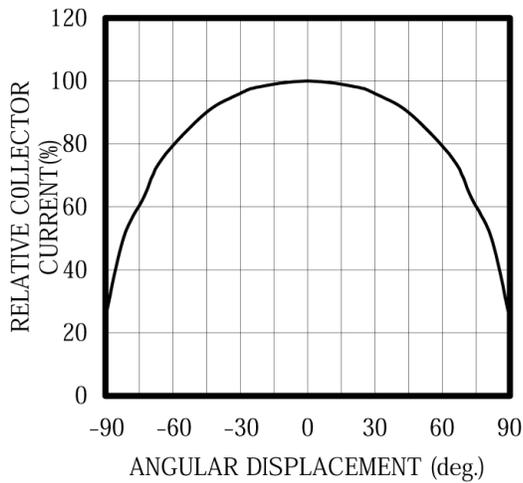
ITEMS	SYMBOL	CONDITIONS	MIN	TYP	MAX	UNIT
Collector Emitter Current	I _{cel}	V _{ce} =10V, E _e =0.5mW/cm ² *1	--	1.0	--	mA
Collector Dark Current	I _{ceo}	V _{ce} =10V, E _e =0mW/cm ² *1	--	--	100	nA
C-E Saturation Voltage	V _{CE(sat)}	I _c =0.2mA, E _e =5mW/cm ² *1	--	0.2	--	V
Spectral Sensitivity	λ	--	--	400~1100	--	nm
Peak Sensitivity Wavelength	λ _p	--	--	880	--	nm
Switching Time (Rise Time)	T _r	R _L =100Ω, V _{cc} =5V, I _c =0.5mA	--	10.0	--	μS
Switching Time (Fall Time)	T _f	R _L =100Ω, V _{cc} =5V, I _c =0.5mA	--	10.0	--	μS
Angular Response	θ	--	--	±80	--	deg

*1: Color Temperature=2870°K Standard Tungsten Lamp.

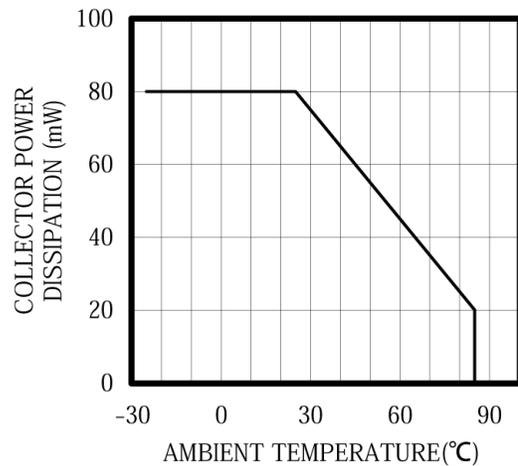


Unit: mm, Tolerance: ± 0.2

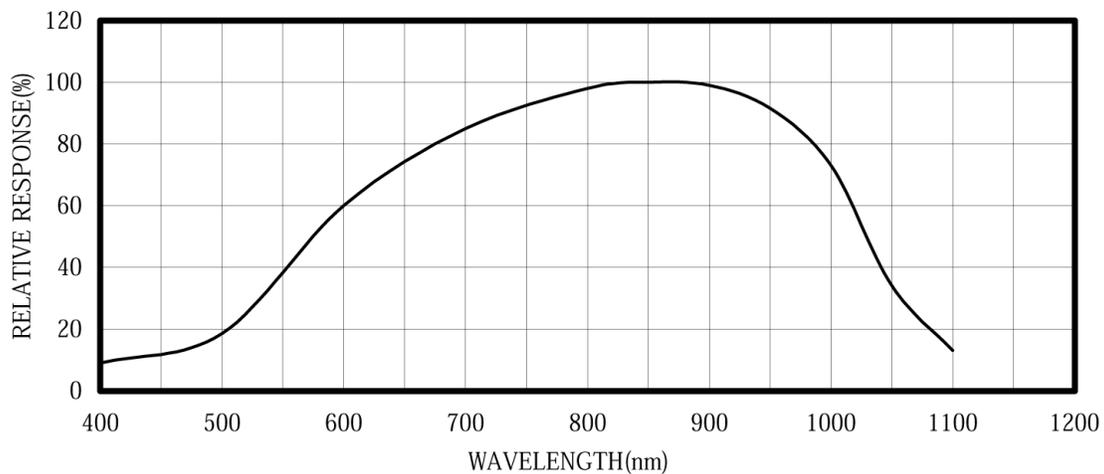
ANGULAR DISPLACEMENT



THERMAL DERATING CURVE



RELATIVE RESPONSE vs λ



Annexe C

Fiche technique de l'accéléromètre

FEATURES

- Complete acceleration measurement system on a single monolithic IC**
- Available in $\pm 120\text{ g}$ or $\pm 250\text{ g}$ output full-scale ranges**
- Full differential sensor and circuitry for high resistance to EMI/RFI**
- Environmentally robust packaging**
- Complete mechanical and electrical self-test on digital command**
- Output ratiometric to supply**
- Sensitive axes in the plane of the chip**
- High linearity (0.2% of full scale)**
- Frequency response down to dc**
- Low noise**
- Low power consumption (1.5 mA)**
- Tight sensitivity tolerance and 0 *g* offset capability**
- Largest available prefilter clipping headroom**
- 400 Hz, 2-pole Bessel filter**
- Single-supply operation**
- Compatible with Sn/Pb and Pb-free solder processes**

APPLICATIONS

- Vibration monitoring and control**
- Vehicle collision sensing**
- Shock detection**

GENERAL DESCRIPTION

The ADXL193 is a low power, complete single-axis accelerometer with signal conditioned voltage outputs that are all on a single monolithic IC. This product measures acceleration with a full-scale range of $\pm 120\text{ g}$ or $\pm 250\text{ g}$ (minimum). It can also measure both dynamic acceleration (vibration) and static acceleration (gravity).

The ADXL193 is a fourth-generation surface micromachined *i*MEMS[®] accelerometer from ADI with enhanced performance and lower cost. Designed for use in front and side impact airbag applications, this product also provides a complete cost-effective solution useful for a wide variety of other applications.

The ADXL193 is temperature stable and accurate over the automotive temperature range, with a self-test feature that fully exercises all the mechanical and electrical elements of the sensor with a digital signal applied to a single pin.

The ADXL193 is available in a 5 mm \times 5 mm \times 2 mm, 8-terminal ceramic LCC package.

FUNCTIONAL BLOCK DIAGRAM

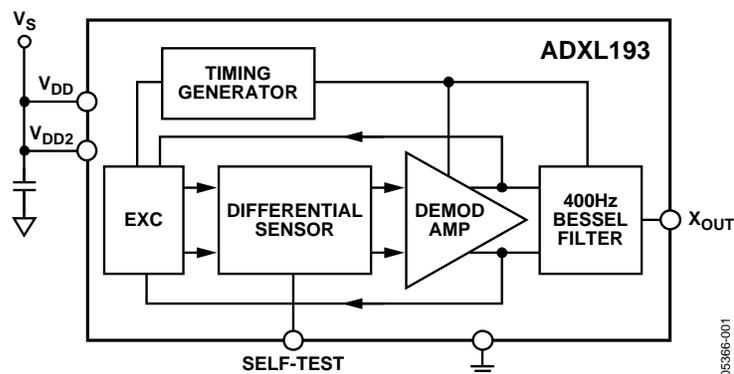


Figure 1.

TABLE OF CONTENTS

Specifications.....	3	Power Supply Decoupling	8
Absolute Maximum Ratings.....	4	Self-Test	8
ESD Caution.....	4	Clock Frequency Supply Response	8
Pin Configuration and Function Descriptions.....	5	Signal Distortion	8
Theory of Operation	7	Outline Dimensions	9
Applications.....	8	Ordering Guide	9

REVISION HISTORY

5/05—Rev. 0 to Rev. A

SPECIFICATIONS¹

At $T_A = -40^{\circ}\text{C}$ to $+105^{\circ}\text{C}$, 5.0 V dc $\pm 5\%$, acceleration = 0 g; unless otherwise noted.

Table 1.

Parameter	Conditions	Model No. AD22282			Model No. AD22283			Unit	
		Min	Typ	Max	Min	Typ	Max		
SENSOR									
Output Full-Scale Range	$I_{\text{OUT}} \leq \pm 100 \mu\text{A}$	120			250			g	
Nonlinearity			0.2	2		0.2	2	%	
Package Alignment Error				1			1	Degree	
Cross-Axis Sensitivity			-5		+5	-5		+5	%
Resonant Frequency				24			24	kHz	
Sensitivity, Ratiometric (Over Temperature)	$V_{\text{DD}} = 5 \text{ V}$, 100 Hz	17.1	18	18.9	7.6	8	8.4	mV/g	
OFFSET									
Zero-g Output Voltage (Over Temperature) ²	$V_{\text{OUT}} - V_{\text{DD}}/2$, $V_{\text{DD}} = 5 \text{ V}$	-125		+125	-100		+100	mV	
NOISE									
Noise Density	10 Hz – 400 Hz, 5 V		3	10		5	15	mg/ $\sqrt{\text{Hz}}$	
Clock Noise				5			5	mV p-p	
FREQUENCY RESPONSE									
-3 dB Frequency	Two-pole Bessel	360	400	440	360	400	440	Hz	
-3 dB Frequency Drift	25°C to T_{MIN} or T_{MAX}		2			2		Hz	
SELF-TEST									
Output Change (Cube vs. V_{DD}) ³	$V_{\text{DD}} = 5 \text{ V}$	400	500	600	200	250	300	mV	
Logic Input High	$V_{\text{DD}} = 5 \text{ V}$	3.5			3.5			V	
Logic Input Low	$V_{\text{DD}} = 5 \text{ V}$			1			1	V	
Input Resistance	Pull-down resistor to GND	30	50		30	50		k Ω	
OUTPUT AMPLIFIER									
Output Voltage Swing	$I_{\text{OUT}} = \pm 400 \mu\text{A}$	0.25		$V_{\text{DD}} - 0.25$	0.25		$V_{\text{DD}} - 0.25$	V	
Capacitive Load Drive			1000			1000			pF
PREFILTER HEADROOM									
			800			1400		g	
CFSR @ 400 kHz			2			1.5		V/V	
POWER SUPPLY (V_{DD})									
Functional Range		4.75		5.25	4.75		5.25	V	
Quiescent Supply Current	$V_{\text{DD}} = 5 \text{ V}$	3.5	1.5	2	3.5	1.5	2	V	
Quiescent Supply Current								mA	
TEMPERATURE RANGE									
		-40		+125	-40		+125	$^{\circ}\text{C}$	

¹ All minimum and maximum specifications are guaranteed. Typical specifications are not guaranteed.

² Zero g output is ratiometric.

³ Self-test output at $V_{\text{DD}} = (\text{Self-Test Output at } 5 \text{ V}) \times (V_{\text{DD}}/5 \text{ V})^3$.

ADXL193

ABSOLUTE MAXIMUM RATINGS

Table 2.

Parameter	Rating
Acceleration (Any Axis, Unpowered)	4,000 <i>g</i>
Acceleration (Any Axis, Powered)	4,000 <i>g</i>
V_s	-0.3 V to +7.0 V
All Other Pins	(COM - 0.3 V) to ($V_s + 0.3$ V)
Output Short-Circuit Duration (Any Pin to Common)	Indefinite
Operating Temperature Range	-65°C to +150°C
Storage Temperature	-65°C to +150°C

Stresses above those listed under Absolute Maximum Ratings may cause permanent damage to the device. This is a stress rating only; functional operation of the device at these or any other conditions above those indicated in the operational section of this specification is not implied. Exposure to absolute maximum rating conditions for extended periods may affect device reliability.

ESD CAUTION

ESD (electrostatic discharge) sensitive device. Electrostatic charges as high as 4000 V readily accumulate on the human body and test equipment and can discharge without detection. Although this product features proprietary ESD protection circuitry, permanent damage may occur on devices subjected to high energy electrostatic discharges. Therefore, proper ESD precautions are recommended to avoid performance degradation or loss of functionality.



PIN CONFIGURATION AND FUNCTION DESCRIPTIONS

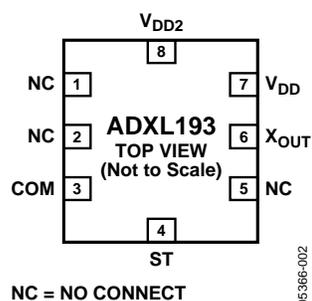


Figure 2. Pin Configuration

Table 3. Pin Function Descriptions

Pin No.	Mnemonic	Description
1	NC	Do Not Connect
2	NC	Do Not Connect
3	COM	Common
4	ST	Self-Test
5	NC	Do Not Connect
6	X_{OUT}	X Channel Output
7	V_{DD}	3.5 V to 6 V
8	V_{DD2}	3.5 V to 6 V

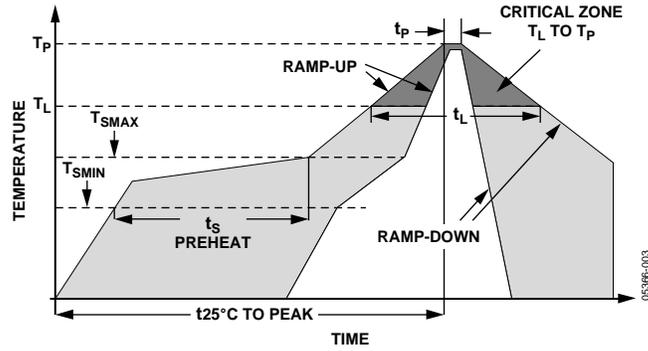


Figure 3. Recommended Soldering Profile

Table 4. Recommended Soldering Profile

Profile Feature	Sn63/Pb37	Pb-Free
AVERAGE RAMP RATE (T_L TO T_P)	3°C/s max	3°C/s max
PREHEAT		
Minimum Temperature (T_{SMIN})	100°C	150°C
Maximum Temperature (T_{SMAX})	150°C	200°C
TIME (T_{SMIN} TO T_{SMAX}), t_s	60 s – 120 s	60 s – 150 s
T_{SMAX} TO T_L		
Ramp-Up Rate	3°C/s	3°C/s
TIME MAINTAINED ABOVE LIQUIDOUS (T_L)		
Liquidous Temperature (T_L)	183°C	217°C
Time (t_L)	60 s – 150 s	60 s – 150 s
PEAK TEMPERATURE (T_P)	240°C + 0°C/-5°C	260°C + 0°C/-5°C
TIME WITHIN 5°C OF ACTUAL PEAK TEMPERATURE (t_p)	10 s – 30 s	20 s – 40 s
RAMP-DOWN RATE	6°C/s max	6°C/s max
TIME 25°C TO PEAK TEMPERATURE	6 min max	8 min max

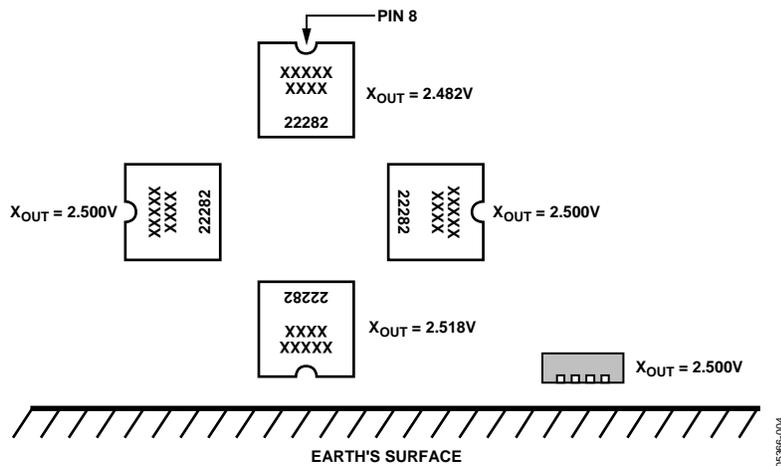


Figure 4. Output Response vs. Orientation

THEORY OF OPERATION

The ADXL193 provides a fully differential sensor structure and circuit path, resulting in the industry's highest resistance to EMI/RFI effects. This latest generation uses electrical feedback with zero-force feedback for improved accuracy and stability. The sensor resonant frequency is significantly higher than the signal bandwidth set by the on-chip filter, avoiding the signal analysis problems caused by resonant peaks near the signal bandwidth.

Figure 5 is a simplified view of one of the differential sensor elements. Each sensor includes several differential capacitor unit cells. Each cell is composed of fixed plates attached to the substrate and movable plates attached to the frame. Displacement of the frame changes the differential capacitance, which is measured by the on-chip circuitry.

Complementary 400 kHz square waves drive the fixed plates. Electrical feedback adjusts the amplitudes of the square waves such that the ac signal on the moving plates is 0. The feedback signal is linearly proportional to the applied acceleration. This unique feedback technique ensures that there is no net electrostatic force applied to the sensor. The differential feedback control signal is also applied to the input of the filter, where it is filtered and converted to a single-ended signal.

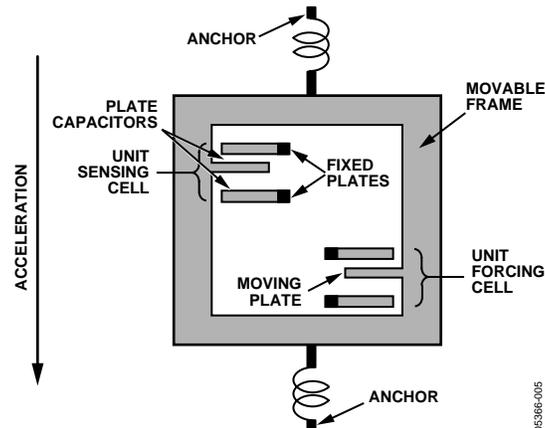


Figure 5. Simplified View of Sensor Under Acceleration

APPLICATIONS

POWER SUPPLY DECOUPLING

For most applications, a single 0.1 μF capacitor, C_{DC} , adequately decouples the accelerometer from noise on the power supply. However, in some cases, particularly where noise is present at the 400 kHz internal clock frequency (or any harmonic thereof), noise on the supply can cause interference on the ADXL193's output. If additional decoupling is needed, a 50 Ω (or smaller) resistor or ferrite bead can be inserted in the supply line. Additionally, a larger bulk bypass capacitor (in the 1 μF to 4.7 μF range) can be added in parallel to C_{DC} .

SELF-TEST

The fixed fingers in the forcing cells are normally kept at the same potential as that of the movable frame. When the self-test digital input is activated, the voltage on the fixed fingers on one side of the moving plate in the forcing cells is changed. This creates an attractive electrostatic force, which causes the frame to move toward those fixed fingers. The entire signal channel is active; therefore, the sensor displacement causes a change in V_{OUT} . The ADXL193's self-test function is a comprehensive method of verifying the operation of the accelerometer.

Because electrostatic force is independent of the polarity of the voltage across capacitor plates, a positive voltage is applied in half of the forcing cells, and its complement in the other half of the forcing cells. Activating self-test causes a step function force to be applied to the sensor, while the capacitive coupling term is canceled. The ADXL193 has improved self-test functionality, including excellent transient response and high speed switching capability. Arbitrary force waveforms can be applied to the sensor by modulating the self-test input, such as test signals to measure the system frequency response, or even crash signals to verify algorithms within the limits of the self-test swing.

The ST pin should never be exposed to voltages greater than $V_s + 0.3$ V. If this cannot be guaranteed due to the system design (for instance, if there are multiple supply voltages), then a low V_F clamping diode between ST and V_s is recommended.

CLOCK FREQUENCY SUPPLY RESPONSE

In any clocked system, power supply noise near the clock frequency may have consequences at other frequencies. An internal clock typically controls the sensor excitation and the signal demodulator for micromachined accelerometers.

If the power supply contains high frequency spikes, they may be demodulated and interpreted as an acceleration signal. A signal appears as the difference between the noise frequency and the demodulator frequency. If the power supply spikes are 100 Hz away from the demodulator clock, there is an output term at 100 Hz. If the power supply clock is at exactly the same frequency as the accelerometer clock, the term appears as an offset.

If the difference frequency is outside of the signal bandwidth, the filter attenuates it. However, both the power supply clock and the accelerometer clock may vary with time or temperature, which can cause the interference signal to appear in the output filter bandwidth.

The ADXL193 addresses this issue in two ways. First, the high clock frequency eases the task of choosing a power supply clock frequency such that the difference between it and the accelerometer clock remains well outside of the filter bandwidth. Second, the ADXL193 is the only micromachined accelerometer to have a fully differential signal path, including differential sensors. The differential sensors eliminate most of the power supply noise before it reaches the demodulator. Good high frequency supply bypassing, such as a ceramic capacitor close to the supply pins, also minimizes the amount of interference.

The clock frequency supply response (CFSR) is the ratio of the response at V_{OUT} to the noise on the power supply near the accelerometer clock frequency. A CFSR of 3 means that the signal at V_{OUT} is 3 \times the amplitude of an excitation signal at V_{DD} near the accelerometer internal clock frequency. This is analogous to the power supply response, except that the stimulus and the response are at different frequencies. The ADXL193's CFSR is 10 \times better than a typical single-ended accelerometer system.

SIGNAL DISTORTION

Signals from crashes and other events may contain high amplitude, high frequency components. These components contain very little useful information and are reduced by the 2-pole Bessel filter at the output of the accelerometer. However, if the signal saturates at any point, the accelerometer output does not look like a filtered version of the acceleration signal.

The signal may saturate anywhere before the filter. For example, if the resonant frequency of the sensor is low, the displacement per unit acceleration is high. The sensor may reach the mechanical limit of travel if the applied acceleration is high enough. This can be remedied by locating the accelerometer where it does not see high values of acceleration and by using a higher resonant frequency sensor, such as the ADXL193.

Also, the electronics may saturate in an overload condition between the sensor output and the filter input. Ensuring that internal circuit nodes operate linearly to at least several times the full-scale acceleration value can minimize electrical saturation. The ADXL193 circuit is linear to approximately 8 \times full scale.

OUTLINE DIMENSIONS

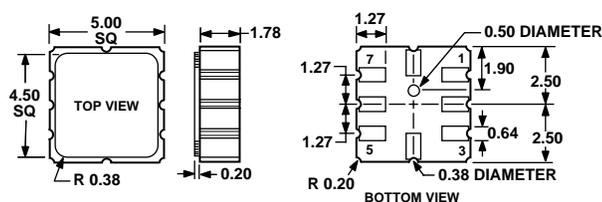


Figure 6. 8-Terminal Ceramic Leadless Chip Carrier [LCC]
(E-8)

Dimensions shown in millimeters

ADXL193 ORDERING GUIDE

Model ¹	Parts per Reel	Measurement Range	Specified Voltage (V)	Temperature Range	Package Description	Package Option
AD22282-A-R2	250	±120 g	5	−40°C to +125°C	8-Terminal Ceramic Leadless Chip Carrier	E-8
AD22282-A	3000	±120 g	5	−40°C to +125°C	8-Terminal Ceramic Leadless Chip Carrier	E-8
AD22283-B-R2	250	±250 g	5	−40°C to +125°C	8-Terminal Ceramic Leadless Chip Carrier	E-8
AD22283-B	3000	±250 g	5	−40°C to +125°C	8-Terminal Ceramic Leadless Chip Carrier	E-8

¹ All models are on tape and reel and are Pb-free parts.

ADXL193

NOTES

NOTES

ADXL193

NOTES

Annexe D

Fiche technique du microphone

General

PYLE PLMS30/PLM3 lavalier microphone is an ideal choice for stage performances as it sets you free from holding a microphone and lets you be totally yourself on the stage.

With a small and light tie-clip you can enjoy the sound quality similar to the one delivered by a standard condenser microphone, which makes it perfectly suitable for a variety of applications such as stage performances, dramas, speeches, etc.

Features

High quality back electret condenser capsule
Flat frequency response and superior EMI suppression
Uni-directional polar pattern
Easy to match clothes
Easy to fit foam windscreen

General rules for use

1. Convenient being hidden in clothes somewhere.
2. Aim the microphone toward the corner of the speakers mouth.
3. Connect the microphone to the appropriate wireless system.
4. Always use the supplied foam windscreen to control breath noise.

Connectors

Connectors:

SHURE type 4pin mini XLR



Standard 3.5mm plug



1/4" Adapter



Accessories

Accessories: windscreen, Tip-Clip

PYLE AUDIO INC.

[Http://www.pyleaudio.com](http://www.pyleaudio.com)

Specifications

Model.....	PLMS30/PLM3
Element.....	Back Electret Condenser
Polar Pattern.....	Uni-directional
Frequency Response.....	50Hz- 16KHz
Sensitivity.....	-45dB ± 3dB
Output Impedance.....	2000Ω ± 30%
Max.Input SPL.....	130dB
S/N Ratio.....	>70dB
Power Supply.....	1.5V-10V
Cable.....	Φ2*1.0M
Dimension.....	Φ12mm
Color.....	Black
Connector.....	(PLMS30)SHURE type 4pin mini XLR (PLM3)Standard 3.5mm plug+1/4" Adapter
Accessories.....	Windscreen, Tie-Clip

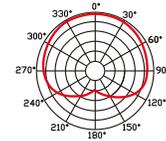


Figure 1: Polar pattern

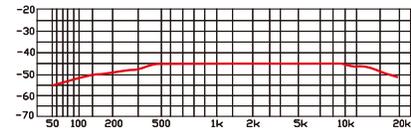


Figure 2: Frequency response

PYLE AUDIO INC.

[Http://www.pyleaudio.com](http://www.pyleaudio.com)

PYLE® **PLMS30**
PLM3

LAVALIER MICROPHONES



USER MANUAL

PYLE PYLE AUDIO INC.



Address: 1600 63rd. Street Brooklyn N.Y. 11204, USA
Tel: 718-535-1800, 1-888-318-PYLE
Fax: 718-236-2400
URL: <http://www.pyleaudio.com>
E-mail: sales@pyleaudio.com

2012-PYLEAUDIO-PLMS30-PLM3-A0001

PYLE AUDIO INC.
<http://www.pyleaudio.com>
sales@pyleaudio.com