

Analyse et classification pour le contrôle qualité par le traitement du signal : méthodologie et mise en œuvre

THÈSE N° 6180 (2014)

PRÉSENTÉE LE 23 MAI 2014

À LA FACULTÉ DES SCIENCES ET TECHNIQUES DE L'INGÉNIEUR
LABORATOIRE DE PRODUCTION MICROTECHNIQUE 1
PROGRAMME DOCTORAL EN SYSTÈMES DE PRODUCTION ET ROBOTIQUE

ÉCOLE POLYTECHNIQUE FÉDÉRALE DE LAUSANNE

POUR L'OBTENTION DU GRADE DE DOCTEUR ÈS SCIENCES

PAR

Pierre-Henri François Édouard MORIN

acceptée sur proposition du jury:

Prof. H. Shea, président du jury
Prof. J. Jacot, Dr A. Dufaux, directeurs de thèse
Prof. A. Benschair, rapporteur
Prof. H. Bleuler, rapporteur
Dr F. Marquis Weible, rapporteuse



ÉCOLE POLYTECHNIQUE
FÉDÉRALE DE LAUSANNE

Suisse
2014

Analyse et classification pour le contrôle qualité par le traitement du signal

Méthodologie et mise en œuvre

Lausanne, EPFL 2014
Thèse partiellement financée par
l'Association Suisse pour la Recherche Horlogère (ASRH)

À l'industrie horlogère suisse
qui a su matérialiser le Temps
au sein d'écrins magiques.

« Pour qu'un enfant grandisse, il faut tout un village. »

Proverbe africain

Remerciements

Déjà en 1965, Louis Leprince-Ringuet disait au cours d'une interview accordée au Club 44 de La Chaux-de-Fonds : « Les chercheurs travaillent par groupe. Une découverte n'est pas due à un homme. [...] Actuellement, l'individualisme est mort. Mais vraiment mort ! » ¹

Un demi-siècle plus tard, ce discours est toujours autant d'actualité. Ce travail de recherche, qui est le fruit de cinq années de travail et dont ce document n'est que la synthèse, a nécessité l'apport de très nombreuses personnes. Certaines par leurs contributions directes, d'autres par leurs réflexions, leurs remarques et leurs idées, et d'autres encore par leur temps et leur soutien. Par ces lignes, je tiens à remercier les nombreux acteurs qui ont permis que cette étude prenne vie et puisse arriver à son terme.

Tout d'abord, j'adresse mes sincères remerciements au professeur Jacques Jacot. Outre le fait d'être mon directeur de thèse, il a surtout été la personne qui m'a fait confiance et m'a donné l'opportunité de faire ma place dans son laboratoire et dans les milieux industriel et académique. Merci Jacques pour ces années de discussions construites et pour l'ouverture d'esprit que tu m'as permis de développer.

J'exprime toute ma reconnaissance aux membres de mon jury de thèse (Madame Fabienne Marquis-Weible et Messieurs Herbert Shea, Jean-Daniel Lüthi, Hannes Bleuler et Abdelaziz Bensrhair) pour avoir accepté la lourde tâche d'étudier mon travail dans le détail et de me faire part de leurs critiques et remarques afin de l'améliorer. J'espère que la lecture de cette thèse atypique vous aura été aussi agréable que j'ai eu du plaisir à la rédiger.

L'application industrielle de cette thèse n'aurait pas vu le jour sans Madame Fabienne Marquis-Weible, directrice de l'Association Suisse de la Recherche Horlogère, à qui j'exprime toute ma reconnaissance pour son travail de coordination auprès des nombreux partenaires. Nos petits repas d'avant-séance ont été un excellent soutien moral avant les longues présentations et débats qui ont ponctué le projet.

1. Interview filmée diffusée le 2 mars 1965 lors de l'émission Soir-Information. L'interview est disponible dans les archives numériques de la RTS, accessible sur le site internet de la RTS.

Je remercie particulièrement les partenaires industriels qui ont partiellement financé ce travail et m'ont également permis d'avoir accès à leurs mouvements horlogers, une partie de leurs connaissances et savoir-faire, ainsi qu'à du matériel de mesure hautement performant.

Merci également à Messieurs Daniel Hug, Martin Schürch et Roman Merz de l'entreprise Witschi Electronics pour avoir été à l'origine de la problématique technique servant d'illustration à ce travail. Merci à vous pour le matériel que vous avez mis à ma disposition, les passionnantes discussions techniques que nous avons eues et, surtout, pour les quelques déjeuners dans cet excellent restaurant italien au bord de l'Aare.

Ma reconnaissance va à Monsieur Guy Rion de la manufacture Audemars Piguet qui a passé de nombreuses heures à modifier et squeletter, à ma demande, des échappements déjà si petits. Merci beaucoup pour votre magnifique travail et pour la minutie et la patience que vous y avez mises.

J'exprime toute ma reconnaissance à Monsieur Nicolas Roland de la manufacture Tag Heuer pour m'avoir « prêté » une partie de son laboratoire. Mes séjours à la Chaux-de-Fonds et les petits restaurants dans les alentours que vous m'avez fait découvrir ont été une partie fort sympathique de ce projet. Merci de votre hospitalité et de votre disponibilité lors de ce travail.

Je rends hommage à feu Monsieur Alain Vallat, alors maître-horloger auprès de la manufacture Maurice Lacroix. Son aide, son implication dans le projet et ses conseils m'ont été forts précieux. Je le remercie d'avoir toujours promptement répondu présent lorsque je lui demandais de l'aide, même et surtout lorsque mes requêtes étaient, *a priori*, farfelues. Cependant, ce qui fait que je ne l'oublierai pas, c'est l'agilité chirurgicale dont il était capable en manipulant ces minuscules pièces horlogères « malgré » ces énormes doigts. Merci pour tout !

Je remercie également Messieurs Yves Corthésy de la manufacture Zénith, Michel Vermot de la manufacture Maurice Lacroix et Serge Meylan de la manufacture Audemars Piguet. Vos participations et votre enthousiasme durant les séances de coordination du projet ont été décisifs et ont permis, par vos remarques critiques, d'aller de l'avant. Merci d'avoir joué un rôle actif dans ce projet.

Mes pensées vont, tout spécifiquement, à mes collègues, Messieurs David Cortez et Laurenz Notter, qui n'ont épargné ni leur temps ni leur peine pour m'aider à réaliser les analyses fréquentielles des mouvements horlogers. La manipulation de spectrogrammes vibroacoustiques et la décomposition cepstrale à temps discret de « tic-tac » n'ont plus de secrets pour vous...

Certaines discussions peuvent apporter des éléments clefs à la résolution d'une problématique. J'exprime toute ma reconnaissance à Messieurs David Lengacher,

Pierluca Borsò, Patrick Marmarolli et Jean-Daniel Lüthi, dont l'esprit vif et la curiosité à toute épreuve m'ont ouvert les yeux sur des éléments techniques ou méthodologiques dont j'ignorais alors l'existence et qui se sont avérés être fondamentaux pour mes recherches. Merci à vous pour les échanges extrêmement riches que nous avons eus et pour les quelques brillantes idées que vous m'avez inspirées.

Merci également à Monsieur Alain Dufaux pour m'avoir fait découvrir, tout au début de ma thèse, les bases des systèmes de reconnaissances statistiques.

Ma reconnaissance va aussi à Madame Xanadu Halkias pour les passionnantes discussions que nous avons eues, à la réserve naturelle maritime de Port-Cros, sur les analyses acoustiques de mammifères marins. Merci de m'avoir mis à disposition des bases de données de chants de dauphins et de cachalots. Elles m'ont été fort utiles.

Je n'oublie pas ceux qui m'ont permis de réaliser mes premières mesures horlogères, à savoir Messieurs Derek Cremers et Oliver Cella de la bijouterie *À L'Émeraude* à Lausanne.

Je remercie également Monsieur Jean-Pierre Curchod de l'École d'Horlogerie de Genève qui m'a très gentiment ouvert les portes de son laboratoire pour me faire part d'une partie de son travail sur la « chute de dégagement ». Merci aussi de m'avoir autorisé à utiliser certaines de vos vidéos et images à ce sujet.

Même si les travaux que j'ai réalisés avec eux ne figurent pas dans le contenu de ce document, je remercie tout particulièrement Messieurs Majd Rahmani d'Iris Inspection Machines et Olivier Chopard de l'entreprise Mikron avec qui j'ai passé de nombreuses heures, lors de longues nuits de vols pour aller à l'autre bout du monde, à travailler sur nos problèmes de contrôle qualité.

Je remercie vivement les nombreux services au sein de l'EPFL qui, au cours de ces cinq dernières années, ont facilité mon travail d'ingénieur de bien des façons. Tout d'abord, Madame Karine Genoud, immuable secrétaire du Laboratoire de Production Microtechnique sans qui la vie au sein du laboratoire serait bien morne. Ensuite, le jovial professeur Max-Olivier Hongler pour ses nombreux encouragements, parsemés d'anecdotes historiques et baroques. Je remercie également les secrétaires de l'école doctorale, Mesdames Claire Chabanel et Corinne Lebet, qui ont aplani, au cours des années, les inévitables tracasseries administratives d'un parcours doctoral. Enfin, j'adresse mes sincères remerciements à Messieurs Guillaume Sartoretti et Laurenz Notter qui m'ont soutenu, au fil des années, dans ma charge de responsable informatique avant de m'en soulager dans les derniers mois de ma thèse. Avec vous et l'inconditionnel soutien de Mesdames Natalie Hershlag et Ashleigh Ball, Holocron et Ahsoka ne pourront que bien se porter et je m'en réjouis.

Les composants des posages qui ont servi lors de l'analyse phénoménologique de

ce travail ont été usinés par Messieurs Nicolas Favre-Victoire et Alfred Thomas de l'atelier de l'institut de production et robotique. Je les remercie pour le travail effectué et les adaptations qui ont dû être faites à la dernière minute.

L'écriture du manuscrit de thèse est une phase très intense, aussi bien pour celui qui rédige que pour son entourage et ceux qui acceptent de lire et relire les multiples ébauches du document. Je remercie chaleureusement mon professeur, Monsieur Jacques Jacot, mes collègues, Messieurs David Cortez, Laurenz Notter, Guillaume Sartoretti, Jean-Baptiste Gay et Laurency Csaba, Madame Nicole Didisheim et ma mère Françoise Morin pour l'attention et le sérieux avec lesquels ils ont lu et relu mes brouillons de chapitres, encore et encore. Merci à vous tous pour les innombrables critiques constructives dont vous m'avez fait part et pour les nombreuses et passionnantes discussions qui s'en sont suivies. Vous avez passé, certes, des heures à me relire, mais sachez que toutes vos corrections m'ont occupé des jours et des nuits pour les prendre en compte, une par une !

Merci également à mes collègues de bureau, Messieurs Thibault Maillot, David Cortez et Jean-Baptiste Gay. Ces années ont été particulièrement intenses et pourtant l'ambiance du bureau a toujours été très joviale. Entre blagues, soutien, discussions techniques ou loufoques, fous rires et pauses café. Un grand merci à vous trois !

Chemin faisant, un projet d'une telle ampleur connaît toujours des hauts et des bas. C'est dans ces moments que le soutien de la famille et des amis s'avère précieux et indispensable. Merci à vous tous pour vos encouragements, votre support sans faille, votre présence et votre foi aveugle en ma personne, même et surtout quand vous ne compreniez rien à mes discours d'ingénieur.

Ma petite Chloée, les nombreuses heures durant lesquelles nous avons joué et l'inconditionnelle attention dont tu m'as fait preuve durant ces dix dernières années ont été et sont toujours un véritable baume pour mon cœur. Ne change rien !

Enfin, je termine par mes chers parents. Imaginez-vous que j'en arriverais là ? Que *nous* arriverions là, devrais-je dire ! Le parcours a beau avoir été réalisé différemment, cette thèse est aussi la vôtre. Vous avez si bien su veiller au grain, pendant tous les hauts et les bas. C'est bien grâce à vous que j'ai pu accomplir ce chemin et devenir ce que je suis aujourd'hui. Un ingénieur certes, mais surtout un homme critique, indépendant et cherchant, jour après jour, pas après pas, à se construire de manière cohérente et humaine. Les mots ne me suffisent pas pour vous remercier. Je commencerai tout de même par là :

Françoise, Gérald, merci !

Préface

C'est à la demande expresse de Pierre-Henri que j'ai rédigé cette préface. En effet, j'ai pour habitude de laisser mes doctorants imprimer leur marque personnelle à leur rapport de thèse et j'essaie d'apparaître le plus discrètement possible dans leur travail. Dans ce cas, Pierre-Henri a mis tant de soin à écrire son document que je n'ai pas pris le risque de le dénaturer en écrivant quelques mots pour présenter le contexte de ce travail au lecteur.

Étudiant, Pierre-Henri sortait déjà de l'ordinaire. Ses questions originales, ses remarques, très souvent pertinentes, le distinguaient de l'étudiant moyen. Quand j'ai fait sa connaissance, il était en 3e année et s'acquittait notamment de la tâche de délégué de classe : très peu représentatif de ses collègues, il remplissait sa fonction avec grande précision et un souci constant de ne pas rater un point important. Je trouvais parfois que ses collègues étudiants ne méritaient pas un délégué aussi soucieux de leurs intérêts. Quand, à la fin de son master en micro-technique, il est venu me trouver et m'a fait cet aveu : « avec vous c'est noir ou blanc, soit les étudiants vous fuient, soit ils aimeraient travailler avec vous ; c'est mon cas », j'ai immédiatement accepté et j'ai discuté avec mes assistants du bel os que nous allions lui donner à ronger. Nous avions un nouveau projet avec un industriel qui nécessitait la résolution technique d'un ensemble de problèmes pour parvenir à obtenir des signaux de qualité dans une plage de travail étendue. Finalement, les assistants étaient quatre à l'encadrer et à lui donner des tâches à faire, dont l'un d'eux faisait sa thèse avec moi et donnait des cours en tant que professeur dans une école d'ingénieurs. Nous avons littéralement déversé les problèmes techniques liés à la mesure du son sur Pierre-Henri. C'est bien là une de ses caractéristiques : plus les sujets sont difficiles et complexes, plus cela le stimule. Il était donc bien naturel qu'après son travail de diplôme, Pierre-Henri s'attaque à une thèse. Le sujet n'a pas été clair dès le début, il a bien fallu un an pour le cerner. Ceci n'a pas empêché Pierre-Henri d'être productif ni de se mettre au service de ses collègues en occupant la fonction de gestionnaire informatique du laboratoire. C'était aussi l'occasion de mettre au point son approche méthodologique, acquise notamment en encadrant des étudiants et en participant avec d'autres collègues ingénieurs à plusieurs projets de maîtrise des procédés de production. Tout ceci ne

figure pas dans ce rapport de thèse, mais vous sentirez la solidité de l'approche de Pierre-Henri dans la résolution de problèmes, l'activité qui est au cœur du métier de l'ingénieur. Ce n'est que durant ces trois derniers mois que Pierre-Henri s'est presque exclusivement consacré à rédiger sa thèse. Cela nous a permis de passer de bons moments à discuter des valeurs sous-jacentes de son travail de recherche. Vous verrez apparaître quelques philosophes dans ce texte, ce n'est pas de la coquetterie d'auteur, bien au contraire, la philosophie constitue une des composantes sur lesquelles Pierre-Henri a construit ses connaissances.

Je souhaite à chaque lecteur autant de plaisir dans la lecture de cette thèse que j'en ai eu pendant que Pierre-Henri l'écrivait.

Jacques Jacot

Résumé

Cette thèse traite de l'analyse des sons issus de mouvements mécaniques horlogers pour en identifier d'éventuelles anomalies de fonctionnement. L'horlogerie a été choisie comme domaine d'application, mais la démarche et les outils développés sont applicables à de nombreux autres domaines.

Les mouvements horlogers, comme la plupart des systèmes mécaniques, émettent un bruit qui leur est propre au cours de leur fonctionnement. Ce bruit provient d'un grand nombre de chocs entre les composants mobiles internes qui constituent le mécanisme de la montre. Chaque type de mouvements, chaque calibre donc, présente un bruit qui lui est relativement spécifique. Cette spécificité se retrouve aussi bien dans la structure temporelle du bruit que dans celle fréquentielle. Un mouvement avec une anomalie émet, pour sa part, un bruit qui diffère de celui d'un mouvement sans défaut.

Le but de ce travail a été de développer une méthode et des outils statistiques pour pouvoir dire si un mouvement horloger présente une anomalie ou non, uniquement sur la base de son bruit de fonctionnement.

Ce travail a permis de mettre en évidence qu'il est possible de distinguer des mouvements horlogers avec et sans anomalie à partir du bruit « tic - tac » des mouvements. Par ailleurs, cette distinction est réalisable, strictement dans le domaine temporel, à l'aide d'outils statistiques simples à mettre en œuvre tels que des classificateurs bayésiens. Ce travail a aussi permis de mieux comprendre le fonctionnement d'un échappement à ancre suisse et la structure sonore qu'il engendre.

Les résultats de ce travail, la méthode et les outils qui y ont été développés peuvent être utilisés de deux manières complémentaires. L'approche la plus évidente consiste à les utiliser afin de développer un outil permettant de diagnostiquer le bon fonctionnement de mouvements horlogers une fois ceux-ci fabriqués. Un tel outil permettrait de diagnostiquer, sans contact et en quelques secondes, le fonctionnement de mouvements prêts à être emboîtés. L'autre approche consiste à développer des outils pour la maîtrise statistique des procédés de fabrication à partir de leur bruit de fonctionnement. Dans ce cas, il s'agit de monitorer, de

manière statistique, les paramètres principaux de ces procédés afin de pouvoir les surveiller et, en cas de dérive, agir avant qu'elle ne soit plus tolérable.

Mots-clefs : Méthodologie, contrôle qualité en cours de production, analyse fonctionnelle, maîtrise statistique des procédés, analyse vibroacoustique, système de reconnaissance statistique, application industrielle.

Abstract

This thesis deals with the analysis of sounds of mechanical watch movements to identify any malfunctions. Watchmaking was chosen as the field of application. However, the method and tools that have been developed can be applied in many other fields.

Watch movements, as most of mechanical systems, produce sounds that are typical of their functionality. Those operational noises are due to a large number of impacts between the internal moving components which form the watch mechanism. Each type of movements, each caliber, produces a sound which is relatively specific. This specificity might be found as well in the temporal structure of the noise as well as in the frequential one. Movement with anomalies produces operational sounds that differ compared to movement without any fault.

The goal of this thesis was to develop a methodology and statistical tools in order to tell whether a watch movement has malfunctions or not, solely based on its operational noise. This thesis shows that it is possible to distinguish movements with and without anomalies based on the watch sound, the famous « tic-tac ». Furthermore, this distinction can be performed strictly in the temporal domain. It can be done using simple to implement statistical tools such as bayesian classifiers. With this work we may have a better understanding of the swiss anchor escapement functioning and the sound structure it produces.

The results of this research, the method and tools developed, may be used in two complementary ways. The easiest one consists to use them to develop tools in order to diagnosis the good functioning of mechanical watch movements ready to be encased and thus without contact and in a few seconds. Another way is to develop various tools for the Statistical Process Control (SPC) based on the sounds processes emit. Thus, we can statistically monitor the principal parameters of those processes in order to supervise them and react if they drift away.

Keywords : Methodology, Statistical Process Control, functional analysis, vibration analysis, acoustic analysis, statistical pattern recognition system, industrial application.

Table des matières

Remerciements	v
Préface	ix
Résumé	xi
Abstract	xiii
1 Cadre et structure du propos	1
1.1 État de l'art des outils liés au contrôle qualité	4
1.2 Motivation et objectifs de la thèse	7
1.2.1 Entendre et interpréter	8
1.2.2 Objectifs de la thèse	11
1.3 Structure de la thèse	12
1.4 Remarques globales	13
2 Description d'un système de classification supervisée	15
2.1 Les différents types de systèmes de reconnaissance	16
2.2 Hypothèse de base d'un système de reconnaissance statistique	18
2.3 Vue d'ensemble d'un processus de reconnaissance statistique supervisée	20
2.4 Mise en place du processus d'apprentissage statistique supervisé	21
2.4.1 Création de la base de données	21
2.4.2 Identification des signatures	26
2.4.3 L'espace de signature	29
2.4.4 Modélisation des classes	33
2.4.5 Mise à l'épreuve des modèles	36
2.4.6 Matrice de confusion	40
2.4.7 Signification statistique de la matrice de confusion	43
2.4.8 Résultats du processus d'apprentissage	45
2.5 Processus de reconnaissance	45
2.6 Résumé	46

3	Méthodologie	49
3.1	Cahier des charges et détermination du domaine physique	50
3.1.1	Horizons de réalité	51
3.2	Extraction d'attributs potentiels « à blanc »	54
3.3	Analyse phénoménologique	56
3.4	Conclusions	58
4	Application à un cas industriel	63
4.1	Description générale du problème technique	64
4.2	Description du système d'acquisition	65
4.3	Protocole d'acquisition et base de données	65
4.4	Résultats du projet industriel	67
5	Fonctionnement d'un échappement à ancre suisse	69
5.1	Brève histoire de la mesure du temps	69
5.2	Vue d'ensemble d'une montre mécanique	73
5.3	L'organe réglant	75
5.4	L'échappement	82
5.4.1	Grand plateau	82
5.4.2	Ancre	84
5.4.3	Roue d'échappement	85
5.5	La réserve d'énergie	90
5.6	Le rouage	91
5.7	Fonctionnement en détail de l'échappement à ancre suisse	92
5.7.1	Dégagement	94
5.7.2	Impulsion	95
5.7.3	Chute	97
5.7.4	Diagramme énergétique de phase	98
5.7.5	Chocs au cours d'une alternance	99
5.8	Critères de mesure de la qualité d'un échappement	103
5.9	Conclusions	107
6	Mise en application du système de reconnaissance statistique	109
6.1	Modèle utilisé	110
6.2	Stratégie d'apprentissage utilisée et phase de tests	113
6.3	Redéfinition de la certitude de la matrice de confusion	114
6.4	Détermination automatique de la signature	115
6.5	Conclusions	119
7	Analyse « à blanc » des signaux	121
7.1	Analyses et observations temporelles	123
7.2	Analyses et observations fréquentielles	129

7.2.1	Variabilité à court terme et stationnarité des signaux . . .	130
7.2.2	Mise en évidence de composantes fréquentielles d'intérêt .	131
7.2.3	Conclusions des analyses fréquentielles	134
7.3	Utilisation de ces attributs au sein du système de reconnaissance .	135
7.4	Conclusions	137
8	Analyse phénoménologique	139
8.1	Mise en place de l'analyse	140
8.1.1	Systèmes d'acquisition	140
8.1.2	Échantillons fonctionnels	144
8.1.3	Protocole d'analyse	148
8.2	Dégagement	148
8.3	Impulsion	156
8.4	Chute	159
8.5	Déplacements verticaux de l'ancre et ébats radiaux	162
8.6	Discussion	164
8.7	Conclusions	167
9	Utilisation des connaissances acquises	169
9.1	Balisage	171
9.2	Attributs potentiels	171
9.3	Utilisation de ces attributs au sein du système de reconnaissance .	174
9.4	Conclusions	174
10	Résultats et discussion	177
10.1	Apports du point de vue méthodologique	177
10.2	Apports du point de vue des systèmes de reconnaissance statistique	179
10.3	Apports du point de vue des connaissances horlogères	181
10.4	Perspectives	182
A	Spécification du système d'acquisition vidéo	189
B	Cahier des charges du posage	193
	Bibliographie	198
	Glossaire	199
	Liste des crédits photographiques	213

« L'univers m'embarrasse, et je ne puis songer
Que cette horloge existe et n'ait point d'horloger. »

François-Marie Arouet, *alias* Voltaire (1694 – 1778)

1

Cadre et structure du propos

L'industrie helvétique est fortement spécialisée dans la production de produits à très forte valeur ajoutée. Les industries horlogères, microélectroniques et micro-techniques, pour ne citer que celles-ci sont des exemples typiques de la spécialisation suisse. Les développements nécessaires à de telles industries demandent des investissements importants, de nombreuses connaissances et un savoir-faire acquis avec le temps et la pratique. Bien que ces éléments soient très présents en Suisse, la question de la production peut rapidement s'avérer problématique. Les produits à très forte valeur ajoutée issus de ces développements demandent très souvent de mettre en œuvre des techniques de production complexes, coûteuses et nécessitant du personnel formé et qualifié. Sous-traiter ce type de production auprès de pays où l'industrie est spécialisée dans la fabrication à moindre coût peut s'avérer tentant. L'expérience a cependant montré, au cours de ces dernières années, que cette stratégie n'était pas toujours payante à long terme et pouvait même s'avérer catastrophique, en particulier dans les cas de production à forte valeur ajoutée.

Comment l'industrie suisse peut-elle, du coup, produire localement tout en restant compétitive sur un marché international? La solution est la même que dans la plupart des pays industrialisés souhaitant produire à l'intérieur de leurs frontières : diminuer les coûts de production liés à la main d'œuvre¹ et diminuer les coûts liés à la non-qualité.

1. L'expérience industrielle montre que, pour produire dans des pays industrialisés tout en restant rentable, le coût de la main-d'œuvre ne doit pas dépasser le tiers du coût de production.

Les coûts horaires de la main-d'œuvre étant très élevés en Suisse, la production manuelle ne peut que très difficilement être rentable. Le seul moyen de parvenir à produire en Suisse tout en restant compétitif consiste à automatiser les processus de production et ceux de contrôles.

Le terme de *qualité*[•] est utilisé, au sein de ce document, au sens ingénieur du mot, à savoir l'aptitude d'un produit ou d'un processus à satisfaire les fonctions du cahier des charges dont il est issu. Par opposition, la *non-qualité* désigne un produit ou un processus qui ne satisfait pas son cahier des charges. Les trois principaux facteurs responsables de la non-qualité sont :

1. Une mauvaise conception du produit ou du processus ;
2. Des éléments de base (matière première, pièces achetées ou sous-processus) inadaptés ou présentant des variabilités trop importantes ;
3. Une *capabilité*^{•2} des processus insuffisante.

C'est la variabilité de ces facteurs qui est à l'origine de la très grande majorité des problèmes de non-qualité. Contrôler ces trois facteurs en connaissant leur variabilité et en la réduisant est la clef pour diminuer la non-qualité.

Les contrôles réalisés au sein d'une ligne de production n'ont pas pour unique but de s'assurer que la qualité des produits finis est garantie. Bien que cela puisse paraître surprenant, il est important d'être conscient que le contrôle de la conformité des composants n'assure pas la fonctionnalité du produit final. En effet, les étapes d'assemblage sont aussi cruciales, peuvent être à l'origine de nombreux défauts et sont tout autant responsables de la qualité finale du produit. Le contrôle qualité en fin de production, pourtant très répandu, n'offre que peu de possibilités d'actions. Une telle démarche permet uniquement de dire si le produit satisfait la qualité requise ou non. Si cela n'est pas le cas, il faut le jeter ou, si cela est possible et encore rentable, le reprendre. Un contrôle final permet donc de dire si le travail a été correctement fait ou non mais n'offre aucune possibilité d'agir avant que la non-qualité apparaisse. Il s'agit en quelque sorte d'un regard critique sur les actions passées. Au mieux, ce regard est l'élément déclencheur permettant de mettre en œuvre les actions nécessaires afin d'éliminer la non-qualité sur les productions futures.

À l'inverse, les contrôles en cours de production permettent de vérifier que des caractéristiques fonctionnelles critiques du produit sont correctement réalisées, mais permettent, surtout, de surveiller l'évolution de ces caractéristiques au fil du temps. L'intérêt de cette approche consiste à examiner ces paramètres afin de déterminer s'ils sont en train de dériver ou non.

2. La *capabilité* désigne le rapport entre la performance demandée et la performance réelle d'un processus ou d'une machine.

Tout processus présente une variabilité qui lui est propre et contre laquelle nous ne pouvons rien faire (à cause de contraintes techniques ou de rentabilité). Une fois cette variabilité « naturelle » identifiée et quantifiée, le propre d'un processus bien maîtrisé consiste à s'assurer que des paramètres externes (température, usure des outils, changement de lubrifiant, etc.) ne viennent pas augmenter cette variabilité. Afin de s'en assurer, les caractéristiques fonctionnelles du processus sont surveillées de telle sorte à observer leur variabilité à court terme. Si celle-ci commence à dériver, le responsable du processus doit alors faire ce qui est nécessaire pour corriger cette déviation et recentrer le processus avant que la dérive soit telle qu'elle génère de la non-qualité. Cette approche permet d'avoir un regard critique sur les actions à venir et permet donc d'agir avant que la non-qualité soit constatée. Contrairement au contrôle de produits finis, le contrôle en cours de production est une démarche proactive permettant de prendre des mesures avant d'observer de la non-qualité.

Diminuer la non-qualité revient à contrôler et diminuer la variabilité des processus de fabrication. Cela peut être réalisé en identifiant et quantifiant la variabilité naturelle des processus d'intérêt et en surveillant la variabilité à court terme effective des processus. Les contrôles qualité en cours de production servent principalement à cela. En raison de leur coût, ces contrôles ne sont pas déployés d'office sur tous les éléments critiques d'un processus de fabrication. Spontanément, ces éléments ne sont de toute manière pas forcément identifiables. En règle générale, les contrôles sont mis en œuvre lorsqu'un problème de non-qualité est constaté.

Le domaine du contrôle qualité est avant tout une question de méthodologie. Il s'agit d'introduire, au sein de l'entreprise, une démarche qualité avec un management de la qualité appliqué à l'ensemble de l'entreprise. Cette vision globale doit être appliquée dans tous les domaines, de manière cohérente, depuis la mise en évidence des besoins du client à la réalisation des produits en passant par leur conception. Avec les années et la pratique grandissante du management de la qualité, ces méthodes ont été formalisées. Les normes ISO 9000, entre autres, en sont l'illustration type. Malgré leur formalisation, l'application dogmatique et bornée des méthodes du contrôle qualité n'a plus raison d'être si elle n'est pas guidée par le bon sens. Il existe de nombreux outils dédiés au contrôle qualité. Il est important d'utiliser, en première approche, des outils simples et applicables par l'ensemble du personnel.

Avant de décrire quelques-uns de ces outils, précisons quel est l'intérêt d'avoir des outils utilisables par l'ensemble du personnel. La qualité est une démarche globale qui doit être comprise et appliquée à tous les niveaux d'une entreprise. Les problèmes de non-qualité sont détectés au niveau des lignes de production. C'est le personnel responsable des contrôles qui sera à même de détecter de tels problèmes. La récolte de données, afin de s'assurer qu'il y a bel et bien un problème de

non-qualité et d'en identifier les causes, est effectuée par le personnel responsable des lignes de production. Les méthodologies à mettre en place pour résoudre ces problèmes sont élaborées par des groupes de travail différents (ingénieurs qualité, responsables de ligne, etc.). Les décisions stratégiques quant à la vision globale de la qualité au sein de l'entreprise et l'acceptation des méthodes proposées (et donc des budgets qui les accompagnent) doivent être réalisées par la direction de l'entreprise. Il s'agit là uniquement de quelques exemples et il n'est pas difficile de faire le lien avec les autres départements essentiels d'une entreprise comme celui responsable des achats et de la logistique ou ceux en contact avec les clients (*marketing* et commercial). La qualité est une thématique qui touche l'ensemble de l'entreprise. Il faut donc des outils cohérents pour tous, quels que soient les domaines de compétence de chacun. En outre, ces outils doivent fournir des résultats qui peuvent être interprétés et utilisés par tous, de la direction d'entreprise au personnel responsable des lignes de production. Dans cette même optique, ces outils doivent être adaptés, relativement à leur utilisation et leur interprétation, au travail de groupe.

1.1 État de l'art des outils liés au contrôle qualité

Il existe de nombreux outils dédiés au contrôle qualité. Les outils simples, dont la mise en place est rapide et applicable par tous, sont cependant un peu plus rares. Je présente ici, en très bref, huit de ces outils. Ils existent depuis les années 1960 et proviennent majoritairement du Japon. Malgré leur simplicité d'usage et d'application, ceux-ci sont encore, hélas, trop peu souvent utilisés. Ces outils et de nombreux autres sont décrits en détail dans l'ouvrage *Qualité en Production : de l'ISO 9000 à Six Sigma* de D. Duret [1].

La qualité est avant tout une question de méthode de résolution de problème. Dans le cas du contrôle qualité, deux questions se posent quotidiennement :

1. Comment détecter les problèmes de non-qualité ?
2. Comment les supprimer ?

La méthode classique de résolution de problème consiste en cinq étapes itératives :

1. Identifier et caractériser le problème ;
2. Analyser les causes du problème ;
3. Rechercher des solutions au problème ;
4. Définir la mise en œuvre des solutions ;
5. S'assurer que le problème est résolu.

L'identification et la caractérisation du problème nécessitent de récolter des données sur le processus à contrôler et de les représenter de telle sorte à mettre en évidence son importance et sa nature. Trois outils existent à cette fin : la *feuille de relevés*, le *diagramme de concentration de défaut* et l'*histogramme*. La feuille de relevés liste l'ensemble des défauts observés dans une série de processus ou un lot de produits et en relève le nombre d'occurrences. Le diagramme de concentration de défaut liste d'un point de vue graphique l'ensemble des défauts cosignés dans la feuille de relevés. Dans le cas d'un produit, pour chaque défaut signalé dans la feuille de relevés, un point est ajouté sur une photo du produit à l'emplacement où le défaut a été observé. Dans le cas d'un processus, une démarche similaire est réalisée sur le schéma bloc logique du processus. Cette méthode offre rapidement une vue d'ensemble de la concentration des défauts et donc une visualisation des points faibles du produit ou du processus. Si les défauts sont majoritairement concentrés au même endroit, nous pourrions supposer qu'il s'agit là d'un défaut local améliorable, alors que si les défauts sont globalement répartis nous supposons qu'il s'agit du manque de contrôle d'un paramètre général (ce qui est plus inquiétant). Enfin, l'histogramme permet d'associer un modèle à la distribution des données, tout en offrant un positionnement visuel des données mesurées avec celles de références souhaitées.

Le problème identifié et caractérisé, il faut en déterminer les causes. Cette étape commence en général par un *brainstorming* afin de mettre en évidence les nombreuses causes potentielles du problème. Deux outils sont alors utilisables pour mieux organiser et représenter les résultats du *brainstorming* : le diagramme causes-effets, le diagramme de Pareto. Le diagramme causes-effets permet de regrouper les nombreuses idées du *brainstorming* et d'en faire une classification en regroupant les causes potentielles par familles cohérentes tout en synthétisant, dans un rendu graphique, l'ensemble des causes évoquées durant le *brainstorming*. Le diagramme de Pareto est un moyen simple permettant de hiérarchiser les informations afin de se concentrer sur l'essentiel. Ainsi, ce diagramme permet de mettre en évidence les causes principales à traiter en priorité parmi toutes celles présentes dans le diagramme causes-effets. Ce diagramme peut aussi être utilisé à la fin de la phase d'identification des problèmes afin de déterminer lesquels doivent être traités en priorité.

Les causes du problème déterminées, il faut rechercher des solutions pour le résoudre. L'un des outils les plus adaptés à cette fin est l'*analyse fonctionnelle*. Celle-ci permet de concevoir un cahier des charges fonctionnel du problème à partir duquel la recherche de solutions sera grandement facilitée. Elle facilitera également la détermination des critères permettant d'évaluer quelles fonctions seront les plus aptes à satisfaire les besoins initiaux. L'analyse fonctionnelle est une méthode de travail générique extrêmement puissante. Brièvement résumée, celle-ci consiste à

toujours partir des besoins du client et de développer des solutions satisfaisant, ni plus ni moins (pour éviter une coûteuse sur-qualité ou un désastreux manque de qualité), ces besoins. Cette démarche est utilisée dans de nombreux domaines techniques, notamment dans tout ce qui est lié à la conception de produits et au contrôle qualité. En raison de son caractère général, elle peut cependant être appliquée dans de nombreux autres domaines. Elle peut être synthétisée par la démarche itérative suivante :

1. Dresser la liste des besoins des « mandataires » du projet et des « utilisateurs » des résultats du projet ;
2. Exprimer ces besoins sous forme de fonctions formalisées et quantifiables de manière à établir un cahier des charges fonctionnel ;
3. Estimer les points techniques critiques, à savoir les fonctions qui seront particulièrement difficiles à satisfaire ;
4. Réaliser des échantillons fonctionnels afin de démontrer la faisabilité technique des points techniques critiques ;
5. Trouver les solutions techniques satisfaisant, au mieux, les fonctions du cahier des charges ;
6. Réaliser les solutions sélectionnées ;
7. Contrôler que l'ensemble des solutions réalisées satisfait toujours le cahier des charges fonctionnel du projet.

Notons que cette démarche n'est pas aussi linéaire qu'une simple énumération peut la faire illusoirement paraître. Elle est hautement itérative. L'itération n'a pas seulement lieu à la fin de la démarche, mais tout au long de celle-ci. Il s'agit, à chaque étape, de valider les étapes précédentes avec les nouvelles connaissances acquises. Cette démarche hautement non linéaire demande beaucoup de rigueur mais permet d'atteindre, rapidement et de manière sûre, les résultats souhaités et de manière justifiable. Cet outil extrêmement puissant ne peut malheureusement pas être décrit en quelques phrases et dépasse largement le cadre de ce document. Le lecteur intéressé par cet outil trouvera plus d'informations à son sujet dans l'ouvrage *Pratique d'Analyse Fonctionnelle* de R. Tassinari [2].

Une fois les solutions identifiées, il faut les mettre en œuvre. Il n'y a pas de méthode ou d'outils génériques pour cela. Chaque problème à résoudre nécessitera une approche qui lui est propre et qui doit être déterminée. Une fois la solution mise en place, une question se pose : cette solution corrige-t-elle vraiment le problème initial ? Il faut donc surveiller le processus de manière à évaluer si la solution a effectivement corrigé le problème et si elle n'en a pas apporté d'autres. Un outil très pratique à cette fin est la *carte de contrôle*. Cet outil est à la base de la *maîtrise statistique des procédés* (MSP). L'assomption de base de cette méthode consiste à

dire que n'importe quel procédé est soumis à des variations aléatoires naturelles non contrôlables, mais suivant une distribution que l'on peut déterminer par la mesure du procédé. En règle générale, cette distribution est supposée normale. Tant que les variations du procédé restent dans l'intervalle naturel de la distribution $[-3\sigma ; +3\sigma]$, le procédé est contrôlé et aucune action n'est à entreprendre. Dès que ses variations sortent de cet intervalle naturel, le système n'est plus sous contrôle et des actions doivent être entreprises pour reprendre le contrôle. La carte de contrôle regroupe l'ensemble des mesures de la variabilité du procédé de manière graphique afin de voir, en un coup d'œil, si la variabilité est contrôlée ou non. Il ne s'agit cependant là que d'un des aspects de la maîtrise statistique des procédés. Cette dernière tient plus de la philosophie d'entreprise que d'une « simple » méthode. Le lecteur intéressé par le sujet pourra découvrir ou approfondir le sujet auprès de l'ouvrage *Appliquer la Maîtrise Statistique des Processus* de M. Pillet [3].

Bien que très pratiques, ces outils sont parfois trop simples pour traiter des problèmes complexes. Dans certains cas, il convient de réaliser de nombreux essais pour déterminer quelles sont les causes d'un problème ou quelle est la solution la plus adaptée à un problème. Réaliser une campagne de tests ou de mesures peut s'avérer très rapidement extrêmement complexe et coûteux (en termes de temps et d'argent). En outre, il est souvent ardu d'interpréter les données obtenues et d'en tirer des conclusions pertinentes. La méthode appelée « plan d'expérience » permet de planifier ces campagnes tout en réduisant, considérablement, le nombre d'essais nécessaire pour obtenir un résultat représentatif et interprétable. Appliquée correctement, cette méthode fournit même un modèle expérimental du processus analysé.

L'ensemble de ces outils et de ces démarches s'intègre dans une approche globale couramment appelée « Six Sigma ». Celle-ci a pour but d'améliorer la qualité des produits d'une entreprise et la satisfaction des clients à travers un ensemble de méthodes, un management global de la qualité au sein de l'entreprise et la mise en place d'indicateurs de performance de la qualité, continuellement sous contrôle. Cette démarche, sortant largement du cadre de ce document, n'est pas traitée ici.

1.2 Motivation et objectifs de la thèse

Dans la maîtrise statistique des procédés, les caractéristiques utilisées pour contrôler la qualité d'un produit ou d'un procédé sont, très souvent, des éléments fonctionnels (une côte, une force, un couple, une vitesse, un courant électrique, etc.) propres au procédé ou au produit à qualifier. À contrepied de cette approche, l'objectif de cette thèse est de fournir un nouvel outil de contrôle fonctionnel tout en utilisant des informations *a priori* non fonctionnelles, mais disponibles « gra-

tuitement ». Plus particulièrement, je m'intéresserai à l'information sonore passive émise par le procédé ou le produit à qualifier. Bien entendu, cet outil n'est applicable que si le procédé ou le produit émet, de par sa nature, une information sonore que nous associerons, pour l'instant, à du bruit.

1.2.1 Entendre et interpréter

Le diagnostic par l'écoute active consiste à considérer le produit à analyser comme une « boîte noire » et à étudier sa réponse à un stimulus extérieur contrôlé.

Les sons ont toujours fait partie de la vie humaine. Cela est très certainement dû au fait que l'ouïe est le deuxième sens que nous utilisons le plus couramment. Nous en faisons usage au quotidien pour écouter notre environnement. Cependant, l'écoute, à savoir les faits d'entendre et d'interpréter, n'apporte pas uniquement des informations sur notre environnement visible (une voiture qui vient dans notre direction, un coup de feu, une porte qui claque, etc.) ou dans le contenu même de ce qui est perçu (un discours, de la musique, etc.). Elle offre aussi de nombreuses informations sur ce qui a émis le son entendu. Ainsi, dans les exemples précédents, ces mêmes sons peuvent nous renseigner sur le type de moteur du véhicule qui vient vers nous, sur le type d'arme à feu utilisé, sur le matériau dont est fait la porte, sur le niveau de stress de la personne qui parle ou sur la qualité de l'instrument de musique.

Cette approche, appelée *écoute passive*, a ceci d'intéressant qu'elle permet d'obtenir des informations sur la source du son perçu sans avoir à interagir (physiquement ou par l'apport d'informations supplémentaires) avec elle. L'écoute passive est opposée à l'écoute active. Dans cette dernière situation, il y a un apport d'énergie qui est fourni au produit et c'est la réponse acoustique du produit à cet apport d'énergie qui sert de base au diagnostic. L'écoute passive, pour sa part, n'injecte aucune énergie dans le produit et se « contente » d'écouter les bruits émis naturellement par celui-ci. L'écoute passive nécessite une connaissance approfondie des processus à l'origine des sons acquis, ce qui rend cette technique un peu plus complexe à mettre en œuvre que l'écoute active.

Outre les aveugles qui sont, par obligation, des maîtres en matière d'écoute passive, certains corps de métier l'utilisent naturellement pour les aider dans leur diagnostic. Ainsi le garagiste écoute le moteur d'une voiture pour déterminer s'il « tourne rond » ou s'il présente une anomalie. Le conducteur fait de même pour déterminer si le rapport de vitesse est adapté à sa conduite. Le mécanicien écoute sa machine-outil au cours d'un usinage pour déterminer si la vitesse de coupe est la bonne ou si l'outil doit être affûté.

Ces exemples illustrent le savoir-faire de ces humains qui, avec le temps et la pratique, ont « formé » leur sens auditif. Bien que, dans ces exemples, la démarche ne soit pas formalisée, ces personnes ont développé, par l'expérience, une forme « d'intuition construite » leur permettant d'identifier et de reconnaître des sons particuliers propres à donner des informations supplémentaires sur les sujets à diagnostiquer. Ces informations peuvent souvent être obtenues par d'autres moyens, mais l'écoute passive s'avère alors un outil de diagnostique bien plus rapide et pas ou peu invasif.

Il existe des cas où cet apprentissage de l'écoute passive est formalisé. L'exemple le plus parlant est celui de ces sous-mariniers professionnels, familièrement appelés « oreilles d'or ». Ce personnel spécialisé est formé à écouter le sonar passif et ceux actifs du sous-marin de manière à percevoir son environnement puis détecter et identifier les sujets d'intérêt au sein de la cacophonie sonore sous-marine³. Leur entraînement spécifique et leur grande pratique leur permettent, uniquement à partir des sons, d'identifier le type de navire (parfois même individuellement), de calculer leur vitesse, de déterminer des changements de trajectoire, de reconnaître l'ouverture ou la fermeture de portes de tubes lance-torpilles, de déterminer la présence d'un hélicoptère volant à basse altitude, etc.

La justesse du diagnostic de ces professionnels dépend, bien souvent, de leur apprentissage et d'une pratique régulière des sons à analyser. Dans certains cas cependant, comme pour celui des sous-mariniers, des systèmes de reconnaissance automatique apportent leur aide à l'analyse de ces sons. De tels systèmes automatiques, dédiés à l'identification et la classification de sujets à travers les sons qu'ils émettent, peuvent être utilisés dans de nombreux domaines. Les scientifiques les utilisent, par exemple, pour estimer la population de cétacés dans des régions d'intérêt. Lors d'études sur l'impact environnemental que peuvent avoir certaines constructions (comme des éoliennes) sur la faune locale, des experts sont mandatés pour identifier les populations d'oiseaux et de chauve-souris locales ainsi que leurs habitudes. De nombreux outils sont utilisés à cette fin dont ceux de reconnaissance et d'identification automatique de sons. Dans le domaine de la sécurité, la reconnaissance de sons est fortement exploitée. Que ce soit pour l'identification d'individus par reconnaissance vocale, la détection et l'identification de bruits suspects (bris de verre, coup de feu, explosion) [4] ou, plus récemment, pour extraire des clefs de chiffrement d'un ordinateur en ne faisant que l'écouter, à distance [5]. Le domaine de la production industrielle n'est pas non plus étranger à ces outils.

3. Contrairement à une croyance commune, le monde sous-marin n'est pas celui du silence. Les sons s'y propagent plus vite et plus loin que dans l'air ; les sources sonores sont nombreuses ; les échos bien plus nombreux. Les sons sub aquatiques marins sont divisés en quatre catégories : ceux environnementaux (vagues, volcans et tectoniques), ceux biologiques (cétacés, crevettes « claqueuses », valves des coquillages, etc.), ceux liés au bruit de trafic maritime lointain et enfin ceux recherchés par celui qui écoute et dont la nature dépend alors des ses objectifs.

Le diagnostic d'une machine-outil par l'analyse vibroacoustique est une technique connue et l'une des plus utilisées ([6], chapitre 3). De tels diagnostics permettent de surveiller les dérives naturelles des processus d'usinage, de détecter une panne ou la nécessité de changer un outil de coupe.

L'écoute est aussi utilisée dans le domaine du *contrôle qualité* comme outil supplémentaire pour déterminer la qualité du produit en fin de production.

En général, c'est surtout l'écoute active qui est utilisée. Le cas le plus courant d'utilisation d'acoustique active est l'analyse de contenu par ultrasons. Dans cette situation, un signal ultrasonique est envoyé au travers du produit afin de déterminer son homogénéité ou pour savoir s'il contient des inclusions non désirées. Cette technique est très courante dans le domaine alimentaire où les normes d'hygiène obligent de limiter le contact avec les aliments (p. ex. : le contrôle de chocolats de confiserie pour vérifier qu'ils ne contiennent pas de bulles d'air). Cette approche est aussi utilisée pour l'inspection de lingots (or, argent, platine) afin de déterminer s'ils sont homogènes et éviter une potentielle fraude [7]. Un autre exemple d'écoute active, toujours dans l'industrie alimentaire, consiste à faire tomber des fruits à coque (noix, pistaches, noisettes, etc.), entiers, sur une surface dure en métal. En fonction du bruit émis par la noix à la suite de cette chute, il est possible de déterminer si son contenu est mûr et propre à la vente ou s'il est gâté [8].

Le diagnostic par l'écoute active consiste à considérer le produit à analyser comme une « boîte noire » et à étudier sa réponse à un stimulus extérieur contrôlé. L'écoute active consiste à trouver le stimulus externe qui donnera une réponse différente selon que le produit est conforme ou non aux attentes du cahier des charges. L'écoute passive se base sur une approche assez différente. Celle-ci consiste à écouter l'information sonore produite naturellement par le produit et à déterminer, en connaissant les processus à l'origine de ces informations sonores, si le produit est conforme ou non. Il s'agit donc de trouver dans l'information sonore émise les éléments qui permettent de distinguer les produits conformes de ceux qui ne le sont pas.

Le domaine automobile est l'un des grands utilisateurs de l'écoute passive pour le contrôle qualité. De nombreuses études sont réalisées de manière à « maîtriser » le bruit d'un moteur de voiture. Des bruits de cliquets, des sifflements ou des crissements sont indésirables dans un véhicule. De plus, même lorsque le moteur est à son régime maximal, le conducteur doit pouvoir écouter la radio ou un morceau de musique sans gêne particulière. Certaines marques automobiles vont même jusqu'à faire des développements techniques particuliers pour que le bruit du moteur soit « agréable » à entendre. Du coup, des outils de contrôle sont développés afin de vérifier que les sons produits par les véhicules sont conformes au cahier des charges. L'un des outils les plus répandus dans ce domaine est la *caméra acous-*

tique. Ce système de réalité augmentée est composé d'un réseau de microphones extrêmement directifs et d'une caméra. Le réseau de microphones permet de localiser, spatialement, la provenance des sons. En superposant ces informations avec l'image acquise par la caméra, il est possible de « voir » la provenance des sons avec leur niveau d'intensité. Il s'agit d'un outil très pratique pour localiser, visuellement, les sources sonores les plus bruyantes.

1.2.2 Objectifs de la thèse

L'étude du bruit est un domaine vaste et beaucoup traité que ce soit dans les milieux industriels ou académiques. Ces études ont cependant tendance à se focaliser principalement sur la gestion du bruit de manière à l'atténuer ou même le supprimer. L'utilisation du bruit à des fins de contrôle qualité des produits finis existe, mais reste, aujourd'hui, relativement rare et s'applique principalement à l'écoute active, au travers d'outils ultrasoniques. En revanche, l'utilisation des bruits « naturels » d'un produit à des fins de contrôle qualité en cours de production est un domaine encore très peu exploité. Pourtant, les outils pour réaliser cela existent et peuvent s'intégrer, naturellement, au sein d'une stratégie de contrôle statistique de la qualité. Ces outils sont cependant complexes et sont principalement utilisés dans les milieux académiques ou dans des entreprises spécialisées dans ces domaines. La difficulté pour amener de tels outils au sein de ligne de production provient d'une part, même si en moindre mesure, d'un manque de vulgarisation de ces outils pour les mettre à disposition de non-expert du domaine et d'autre part du manque de méthodologie accessible pour intégrer de tels outils au sein d'un processus industriel de fabrication.

Certaines entreprises ont, cependant, fait l'effort d'investir du temps et des moyens pour acquérir les connaissances nécessaires dans ce domaine. Les milieux industriels ne sont cependant pas connus pour diffuser les connaissances qu'ils ont acquises (ce n'est d'ailleurs ni leur but ni forcément dans leur intérêt). Les méthodes et les outils que ces entreprises ont pu mettre en place nous sont donc inaccessibles. Une exception notable, dans ce domaine, est l'entreprise Faulhaber qui a produit un ouvrage technique à ce sujet [9]. Ce document décrit les bases de l'analyse vibroacoustique ainsi que les différents outils et tests réalisables sur la base de cette information pour le contrôle qualité de moteurs électriques miniatures et de réducteurs mécaniques (le cœur de métier de Faulhaber). Si de nombreuses et précieuses informations sont disponibles dans cet ouvrage sur la manière d'aborder les informations vibroacoustiques et de les traiter, il n'aborde que très succinctement la manière d'utiliser ces informations pour qualifier, au sein même d'une ligne de production et de manière statistique, un produit.

L'objectif de cette thèse est double. Le premier but est méthodologique. Ce travail propose une méthodologie robuste permettant d'exploiter des systèmes de classification statistique tout en garantissant d'obtenir des résultats pertinents et valides. Bien que je l'ai exploitée principalement dans le cadre de l'analyse sonore passive, cette méthode est applicable à de nombreux autres domaines. Le deuxième but est technique. Ce travail fournit un outil de contrôle statistique basé sur la méthodologie proposée et s'appuyant sur l'analyse vibroacoustique passive de produits réalisés en série. Cet outil est compatible avec les démarches de la maîtrise statistique des processus et s'y intègre naturellement.

Afin de valider aussi bien la méthode que l'outil, tous deux ont été appliqués à un problème industriel réel de contrôle qualité qui sert d'exemple et d'illustration dans la seconde partie de ce document.

1.3 Structure de la thèse

Ce document est composé de deux parties principales. La première, composée des chapitres 1 à 3, décrit la problématique traitée ainsi que la méthodologie mise en place pour la résoudre. La deuxième partie, composée des chapitres 4 à 10, illustre cette méthodologie par un cas pratique réalisé au cours d'un mandat industriel.

Le chapitre 1 présente l'état des pratiques actuelles dans le domaine du contrôle qualité. En parallèle, ce chapitre met en évidence certaines caractéristiques des analyses sonores et en quoi elles sont intéressantes pour le domaine du contrôle qualité. Enfin, ce chapitre détaille l'état de l'art du contrôle qualité par l'analyse sonore.

Le chapitre 2 détaille les systèmes de reconnaissance statistique sur lesquels se base la méthodologie proposée dans ce travail. Ce chapitre a pour but de présenter la structure de tels systèmes ainsi que leur fonctionnement détaillé.

Le chapitre 3 décrit la méthodologie que je propose pour implémenter, sur une ligne de production, un outil de contrôle qualité par l'acoustique. Cette méthode comporte principalement quatre phases qui sont illustrées par un cas pratique dans les chapitres 7 à 9.

Le chapitre 4 présente le problème technique du projet industriel sur lequel j'ai appliqué la méthode présentée au chapitre précédent ainsi que le résumé des principaux résultats que j'ai pu en tirer. Ceux-ci sont décrits plus en détails dans les chapitres 6 à 9.

Le chapitre 5 décrit le fonctionnement d'un mouvement à ancre suisse et s'attarde tout particulièrement sur l'échappement. Les connaissances qui y sont décrites sont

un prérequis nécessaire pour comprendre les chapitres suivants. Le lecteur familier du fonctionnement d'un mouvement à ancre suisse peut s'épargner la lecture du début du chapitre et lire à partir de la section 5.7.

Le chapitre 6 présente, dans le détail, les subtilités d'implémentation du système de reconnaissance statistique qui ont été mises en œuvre dans le cadre du projet industriel. Ce chapitre présente également, dans le même cadre, une implémentation particulière d'un système d'identification et d'extraction automatique de signatures optimales.

Le chapitre 7 décrit la première phase de la méthodologie appliquée au problème industriel. Elle décrit l'analyse « à blanc » des signaux, c'est-à-dire les premières analyses qui sont faites des signaux sans avoir réalisé d'études spécifiques préalables sur leurs origines. Ce chapitre décrit les résultats de reconnaissance obtenus à la suite de telles analyses.

Le chapitre 8 est consacré à l'analyse phénoménologique qui a été réalisée dans le cadre du projet industriel. Il s'agit de l'illustration pratique de la deuxième phase de la méthodologie proposée au chapitre 3.

Le chapitre 9 présente les résultats de reconnaissance que j'ai pu obtenir à la suite de l'analyse phénoménologique. En exploitant les connaissances acquises au chapitre 8, le système de reconnaissance décrit aux chapitres 2 et 6 permet d'obtenir des résultats de reconnaissance bien supérieurs à ceux du chapitre 7. Ce chapitre détaille les connaissances qui ont permis d'atteindre ces performances et interprète, de manière critique, les résultats obtenus.

Le chapitre 10 conclut ce document. Il résume la méthodologie tout en présentant ses avantages et ses inconvénients théoriques ainsi que ceux, pratiques, observés au cours du projet industriel. Enfin, ce chapitre établit le bilan de l'apport de ce travail à l'état de l'art du domaine et fait l'état des perspectives d'intérêt de la problématique.

1.4 Remarques globales

L'ensemble du travail à la base de ce document est à la jonction de deux domaines techniques – les systèmes de reconnaissance statistique et l'horlogerie mécanique – et d'une méthode de travail – l'analyse fonctionnelle.

Ces deux domaines techniques sont extrêmement matures et possèdent, chacun, un vocabulaire subtil qui leur est propre. Celui-ci s'exprime d'ailleurs dans des langues différentes. Le français est la langue internationale de l'horlogerie et l'anglais celle des systèmes de reconnaissance statistique. Dans le cadre de ce document, j'ai

inclus les descriptions et informations techniques d'horlogerie et de reconnaissance statistique que je juge nécessaires pour garantir une bonne compréhension de ce travail. J'ai inclus, au fil du texte, des références bibliographiques clefs afin que le lecteur puisse, s'il le désire, compléter mes descriptions et avoir une vue d'ensemble plus globale de ces domaines. De manière à faciliter la compréhension des concepts abordés, la plupart des termes techniques spécifiquement liés à ces deux domaines sont définis dans le glossaire présent à la fin de ce document. La première occurrence de chacun de ces mots est signalée par une pastille.

Même si ce travail est applicable dans de nombreux domaines, il est tout spécialement dédié à l'industrie horlogère suisse. C'est la raison pour laquelle il est écrit en français et que de nombreux exemples sont issus de l'horlogerie mécanique.

Concernant les schémas-blocs présents dans ce document, ils respectent les conventions de représentation du domaine des flux de données. Les rectangles désignent des données ou des objets en entrée ou en sortie, les ovales désignent des processus ou des fonctions, les éléments entre deux traits horizontaux désignent des bases de données ou des fichiers et les diamants désignent des choix ou des sélections.

Ce travail a été réalisé dans le cadre d'un partenariat tripartite entre des industriels du milieu horloger, l'Association Suisse pour la Recherche Horlogère (ASRH) et l'École Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL). La partie expérimentale du projet a été majoritairement financée par les onze partenaires industriels, au travers de l'ASRH. Afin de ne pas porter atteinte à leurs intérêts, j'ai renoncé à présenter une partie des résultats obtenus dans le cadre de la partie pratique de ce projet. Cette partie ayant pour objectif d'illustrer la méthodologie proposée dans le cadre de ce travail, ces omissions volontaires ne devraient pas entraver la compréhension globale de la thématique.

« *If you torture the data long enough, it will confess.* »

Ronald Coase (1910 – 2013)

2

Description d'un système de reconnaissance statistique supervisée

Les systèmes de reconnaissance statistique sont des outils propres au domaine du traitement de l'information. De nombreuses expressions au sens voisin existent pour en parler : apprentissage artificiel ou automatique (*pattern recognition* ou *machine learning* en anglais), fouille de données (*data mining*), extraction de connaissances à partir de données (*Knowledge Discovery from Database [KDD]* en anglais). Les notions d'apprentissage et d'entraînements sont très fortement liées à ces domaines.

Il existe de nombreuses définitions du terme *apprentissage*, mais toutes dégagent le même sens. Le Larousse [10] décrit la notion d'apprentissage comme étant « [l'] ensemble des processus de mémorisation mis en œuvre par l'animal ou l'homme pour élaborer ou modifier les schèmes comportementaux spécifiques sous l'influence de son environnement et de son expérience ». Les schèmes, selon le même ouvrage, sont « [l'] ensemble de[s] concepts permettant de se faire une image de la réalité en résumant les éléments disparates de cette réalité à l'aide d'instruments fournis par la raison ». Autrement et plus simplement dit, il s'agit de « la capacité à améliorer les performances au fur et à mesure de l'exercice d'une activité »¹. De manière similaire, l'apprentissage artificiel correspond à l'ensemble des démarches et outils nécessaires pour permettre à un système artificiel d'acquérir et améliorer des connaissances, *par l'expérience*, en vue de résoudre un problème donné.

1. Citation extraite de [11], p. xvii

Les systèmes de reconnaissance statistique sont une famille d'outils permettant de mettre en œuvre des structures d'apprentissages artificiels. L'une de leurs possibilités – et celle pour laquelle je les utilise dans le cadre de ma thèse – est de déterminer la probabilité d'appartenance d'un **individu** à une **classe** donnée. C'est la raison pour laquelle ces systèmes sont aussi appelés classificateurs. Une classe est l'ensemble, **abstrait**, de tous les individus ayant des propriétés spécifiées communes. La notion de classe est donc fortement dépendante du problème considéré. Prenons un exemple. Admettons que nous souhaitions mettre en place un système de reconnaissance statistique sur une ligne de production de mouvements mécaniques horlogers afin de déterminer s'ils sont conformes au cahier des charges ou non. Un tel système sera composé de deux classes : la classe des mouvements respectant le cahier des charges et la classe de ceux ne le respectant pas. Dans un tel problème, l'individu, au sens statistique du terme, est le mouvement, à savoir la plus petite unité d'intérêt. La finalité d'un tel système de reconnaissance statistique est alors de pouvoir attribuer, d'une manière probabiliste, un individu pris au hasard sur la ligne de production à l'une des deux classes d'intérêt.

Avant d'entrer dans le détail des systèmes de reconnaissance statistique, le lecteur trouvera ici quelques références qui pourraient l'intéresser pour rafraîchir ou approfondir ses connaissances sur les différents sujets qui seront abordés ci-après. Le lecteur souhaitant rafraîchir ses bases de traitement du signal peut se référer à l'ouvrage [12]. Celui voulant approfondir la thématique des systèmes de reconnaissance statistique peut se reporter aux ouvrages de référence [13], [14] et [11], et aux thèses [4] et [15]. L'ouvrage [16] est un bon complément aux références précédentes en ce qui concerne les statistiques. Les ouvrages de référence [13], [14] offrent, à eux deux, une excellente vue d'ensemble de la vaste thématique de l'apprentissage artificiel. Tout comme le français est la langue de l'horlogerie, l'anglais est celle de l'apprentissage artificiel. L'ouvrage [11] offre cependant une bonne vision de la thématique, en français. C'est pourquoi les traductions françaises des concepts techniques utilisés dans ce document en sont issues. Les thèses [4] et [15] offrent, quant à elles, des exemples intéressants d'utilisation de ces outils dans des cas pratiques complexes.

2.1 Les différents types de systèmes de reconnaissance

Dans le cadre de ce document, je considérerai les systèmes de reconnaissance statistique comme des outils permettant de calculer la probabilité d'appartenance d'un individu à une classe donnée. Pour réaliser un tel système, de nombreux

éléments doivent être mis en place. Cette section décrit ces différents éléments ainsi que la méthode pour les mettre en place.

Les systèmes de reconnaissance statistique peuvent prendre de très nombreuses formes. La littérature regorge de méthodes différentes pouvant être utilisées à des fins de reconnaissance statistique : *Support Vector Machine*• (SVM), *K-means*•, *Gaussian Mixture Model*• (GMM) classifier, *Hidden Markov Model*• (HMM) classifier, *réseau de neurones*•, *arbres de classification*•, etc. De plus, ces systèmes présentent tous de très nombreuses variantes et peuvent être combinés dans le cadre de méta-algorithmes (de type *boosting*• pour n'en citer qu'un) pour améliorer leurs résultats. Chacun de ces algorithmes a ses avantages et ses inconvénients. Malheureusement, il n'est pas aisé de savoir quel est le système de reconnaissance statistique le plus adapté pour un problème donné. En général, le choix se trouve réduit en fonction des informations que l'on peut mettre à disposition du système et de celles que l'on souhaite obtenir du système.

Il existe trois grandes catégories de systèmes de reconnaissance :

1. Les systèmes non supervisés ;
2. Les systèmes semi-supervisés ;
3. Les systèmes supervisés.

Cette distinction est principalement due à la présence ou non, au préalable, de données d'apprentissage. Ces données sont des informations qui sont fournies au système de reconnaissance avant qu'il soit exploité dans un cas réel. Le système va alors utiliser ces données dans le cadre d'un algorithme d'apprentissage afin de pouvoir « apprendre à reconnaître » les données d'intérêt à partir de celles qui lui ont été fournies lors de l'apprentissage. De cette manière, le concepteur permet au système de se créer un *a priori* sur les données à traiter, ce qui rendra, en théorie, les résultats du système de reconnaissance plus fiables. Afin que les données d'apprentissage puissent être exploitées au mieux, elles sont *labélisées*. Cela signifie que les données d'apprentissage sont accompagnées de *métadonnées*•, les *labels*, désignant la classe d'où elles proviennent. Le couplage des données d'apprentissage et de leurs labels permet aux algorithmes d'apprentissage de fournir des *a priori* fiables aux systèmes de reconnaissance. Ces systèmes sont cependant sujets à un phénomène nommé *surapprentissage* (cf. section 2.4.4) qui, s'il n'est pas correctement géré, dégrade fortement les performances finales de reconnaissance.

Les systèmes non supervisés, aussi appelés système de partitionnement de données (*clustering algorithm* en anglais), se basent uniquement sur les données à partitionner sans information préalable sur les classes à distinguer. Ces systèmes fonctionnent principalement sur la base de la *topologie*• des données à traiter. Ces systèmes ne nécessitent donc pas de base de données labélisées mais atteignent,

en général, des performances de reconnaissance inférieures à celles d'un système de reconnaissance supervisée.

Les systèmes de reconnaissance semi-supervisée ont à leur disposition des données d'apprentissage. Celles-ci sont cependant partiellement labélisées. Cela signifie que toutes les données d'apprentissage se sont pas associées à l'une des classes d'intérêt. Sachant que les opérations permettant de labéliser une base de données sont longues et coûteuses, cette approche permet de travailler sur de nombreuses données d'apprentissage (ce qui est intéressant d'un point de vue statistique), mais à moindre effort puisque seule une partie de ces données sont labélisées. Ces systèmes sont un compromis entre les classificateurs supervisés et ceux de partitionnement. Le maniement d'une base de données partiellement labélisée n'est cependant pas une tâche aisée.

Les systèmes de reconnaissance supervisées ont à leur disposition des données d'apprentissage. Celles-ci sont entièrement labélisées. L'effort nécessaire pour labéliser toutes les données peut être très important. Ces systèmes offrent, en revanche, des taux de reconnaissance relativement élevés.

En théorie, pour un problème donné et dans des cas sans contrainte, un système de reconnaissance supervisée donne de meilleurs résultats qu'un système semi-supervisé qui, lui-même, donne de meilleurs résultats qu'un système non supervisé. La réalité est cependant un peu différente. La performance d'un système de reconnaissance ne dépend pas uniquement du type de système employé, mais aussi (pour ne pas dire surtout) des données à traiter (quantité, type, pertinence, bruit, etc.). Enfin, les cas réels sont rarement sans contrainte : les algorithmes doivent avoir une complexité limitée, les données sont bruitées, les données d'apprentissage sont insuffisamment nombreuses, etc. Ces contraintes font que le système de reconnaissance théoriquement le mieux adapté à un problème donné n'est pas toujours celui qui est utilisé. Il s'agit, comme souvent, d'une question de compromis.

Dans le cadre de la problématique pratique traitée dans cette thèse, il m'a été possible d'avoir accès à des données d'apprentissage labélisées, ce qui m'a permis de réaliser un système de reconnaissance statistique supervisée. La suite de ce chapitre décrit le fonctionnement d'un tel système.

2.2 Hypothèse de base d'un système de reconnaissance statistique

Afin de pouvoir mettre en place un système de reconnaissance statistique, nous devons faire l'hypothèse suivante :

Il existe des éléments mesurables dont les valeurs sont suffisamment distinctes pour séparer en classes les individus mesurés.

Dans le vocabulaire habituel du traitement statistique de l'information, ces éléments s'appellent des **signatures**[•]. Une signature est composée d'un ensemble de valeurs représentant des caractéristiques propres aux signaux. Ces caractéristiques sont appelées **attributs**[•]. Prenons, à nouveau, un exemple. Admettons que nous souhaitions mettre en place un système de reconnaissance permettant de distinguer des bracelets de montre selon trois classes de couleur : les rouges, les verts et les bleus. La signature permettant de distinguer les classes est ici évidente : elle se compose uniquement de l'attribut « teinte des couleurs des bracelets »². Si maintenant les trois classes de couleurs sont le vermeil, le tomate et l'incarnat (à savoir trois variations de la couleur rouge), la signature permettant de distinguer les classes n'est plus la teinte, mais une combinaison de la saturation et la clarté. Dans ce cas, la signature contient deux attributs.

L'hypothèse citée plus haut peut donc être résumée de la manière suivante :

Il existe des signatures mesurables.

Cette hypothèse pose un double problème. Tout d'abord, elle n'est pas vérifiable au début du processus de création d'un système de reconnaissance. Il se peut, effectivement, qu'il n'existe pas, mathématiquement parlant, de signature permettant de distinguer les classes. Ce cas, bien que possible, est fort peu probable, surtout si les données traitées sont issues d'un système physique. Ensuite, il se peut que les signatures idoines – c'est-à-dire des signatures qui permettraient au système de reconnaissance de satisfaire les performances exigées par le cahier des charges du problème – ne puissent être obtenues à partir des attributs extraits. Ceci peut être dû au fait que le concepteur « ne regarde pas au bon endroit » ou alors parce qu'il n'est pas possible, techniquement, de mesurer de tels attributs. Enfin, il se peut que le concepteur du système de reconnaissance n'ait pas réussi à trouver, au sein des nombreux attributs d'intérêt, ceux qui permettent de former les signatures propres au problème considéré.

Le deuxième problème que pose cette hypothèse est lié à la notion de « suffisamment distinctes ». Celle-ci est floue et dépend fortement des performances attendues du système de reconnaissance. En effet, si l'objectif est de distinguer deux classes avec un taux de réussite de 80 %, la notion de « suffisamment distinctes » sera alors moins critique qu'un système dont nous attendons un taux de bonne classification de 99.9 %.

2. Le système de colorimétrie utilisé ici est le *HSL* (*Hue, Saturation, Lightness*).

Malgré tout, c'est en partant de cette hypothèse que nous pouvons commencer à construire un système de reconnaissance. Cette démarche peut paraître aventureuse. Dans la pratique, nous nous rendons compte que cette hypothèse, notamment grâce à la notion de « suffisamment distinctes », n'est pas si contraignante. Elle est plutôt le reflet des nombreux compromis que le concepteur du système de reconnaissance doit faire entre le temps à investir dans l'élaboration du système et les performances qu'il souhaite en obtenir.

2.3 Vue d'ensemble d'un processus de reconnaissance statistique supervisée

Un système de reconnaissance statistique supervisée se compose de deux processus :

1. Le processus d'apprentissage ;
2. Le processus de reconnaissance.

Au cours du processus d'apprentissage, le système va utiliser des algorithmes d'apprentissage sur les données d'apprentissage de manière à acquérir un *a priori* sur les données. Les processus d'apprentissage se composent, en général, d'une étape de modélisation des données suivie d'une étape de mise à l'épreuve des modèles. Ces deux étapes sont généralement appliquées de manière itérative afin d'améliorer les modèles en fonction des résultats de la mise à l'épreuve. Les modèles finaux sont alors les *a priori* cherchés sur les données d'intérêt. Le processus de reconnaissance utilisera, pour sa part, les modèles qui auront été déterminés lors du processus d'apprentissage de manière à pouvoir classer les données qui lui seront fournies.

L'ensemble du processus d'apprentissage peut être relativement complexe et gourmand en ressources (en calculs et en mémoire notamment). Il doit cependant être mis en place et utilisé uniquement lors de la phase de conception du système de reconnaissance. Lors de l'utilisation du système de reconnaissance pour réaliser la classification des données d'intérêt, seul le processus de reconnaissance est utilisé. Or celui-ci est nettement moins complexe à mettre en œuvre.

La mise en place d'un processus d'apprentissage se réalise, en règle générale, en quatre étapes :

1. Créer une base de données d'apprentissage ;
2. Identifier la signature optimale ;
3. Modéliser des classes d'intérêt ;
4. Mettre à l'épreuve les modèles des classes.

La mise en place d'un processus de reconnaissance se réalise, en règle générale, en quatre étapes :

1. Acquérir les signaux d'intérêt issus de l'individu à classer ;
2. Extraire la signature de ces signaux ;
3. Déterminer les probabilités d'appartenance à chaque classe de cette signature ;
4. Classer l'individu.

Ces deux processus sont illustrés, de manière plus complète, par les schémas-blocs des figures 2.1 et 2.2 et sont détaillés dans la suite du chapitre.

2.4 Mise en place du processus d'apprentissage statistique supervisé

2.4.1 Création de la base de données

La première étape pour construire un système de reconnaissance statistique supervisée consiste à réunir les données qui serviront à l'apprentissage. Comme nous le verrons un peu plus loin, plus les données d'apprentissage sont nombreuses, plus le processus d'apprentissage permettra d'obtenir de bons résultats de reconnaissance par la suite. Il est donc courant que les données d'apprentissage soient nombreuses. Elles sont, en général, réunies au sein de bases de données structurées. Ceci facilite l'accès aux données ainsi que l'ajout de nouvelles données à la base de données. Les données d'apprentissage peuvent prendre de nombreuses formes : des valeurs numériques, des symboles, des signaux mono- ou pluri-dimensionnels, des images, des vidéos, etc. La nature multiple de ces données peut rapidement devenir complexe à gérer. Il faut, de plus, ajouter à chacune de ces données un ensemble de métadonnées décrivant les données en question. Dans le cadre d'un système de reconnaissance statistique supervisée, une seule métadonnée est strictement nécessaire : les labels. Ceux-ci désignent les classes desquelles proviennent les données d'apprentissage. Très souvent d'autres métadonnées sont également présentes. Elles sont généralement liées aux conditions d'acquisitions des données d'apprentissage. Ces métadonnées, bien que non strictement nécessaires pour le processus d'apprentissage, sont extrêmement précieuses pour pouvoir retracer l'origine d'une anomalie dans la base de données. En général, ces anomalies sont détectées bien plus tard après avoir composé la base de données et, sans ces métadonnées, remonter à la source de l'anomalie serait presque impossible.

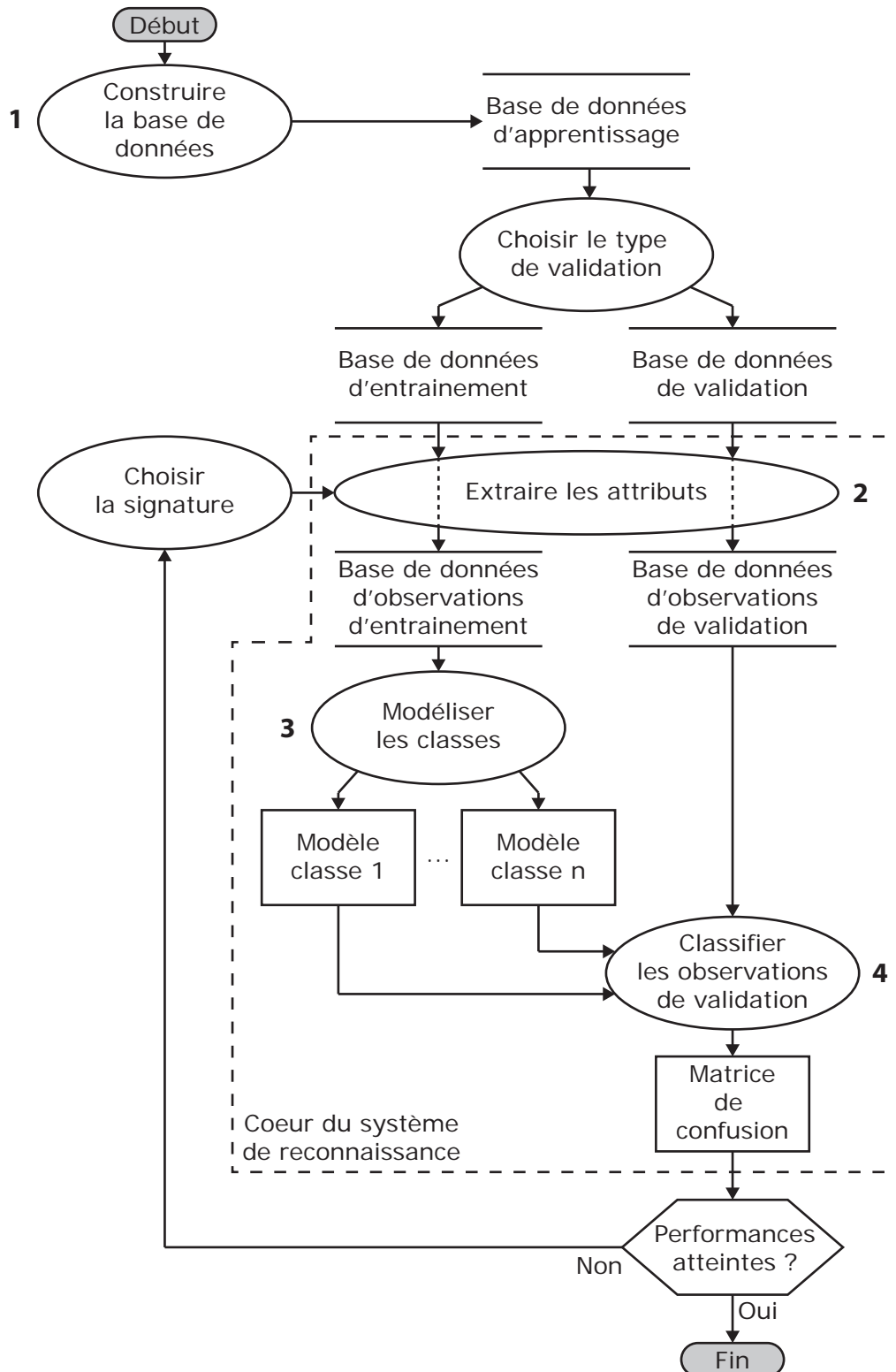


Figure 2.1 – Schéma-bloc décrivant le processus d'apprentissage. Les blocs numérotés 1, 2, 3 et 4 désignent les quatre étapes principales du processus. Le processus complet tel que représenté ici est décrit dans la suite de ce chapitre.

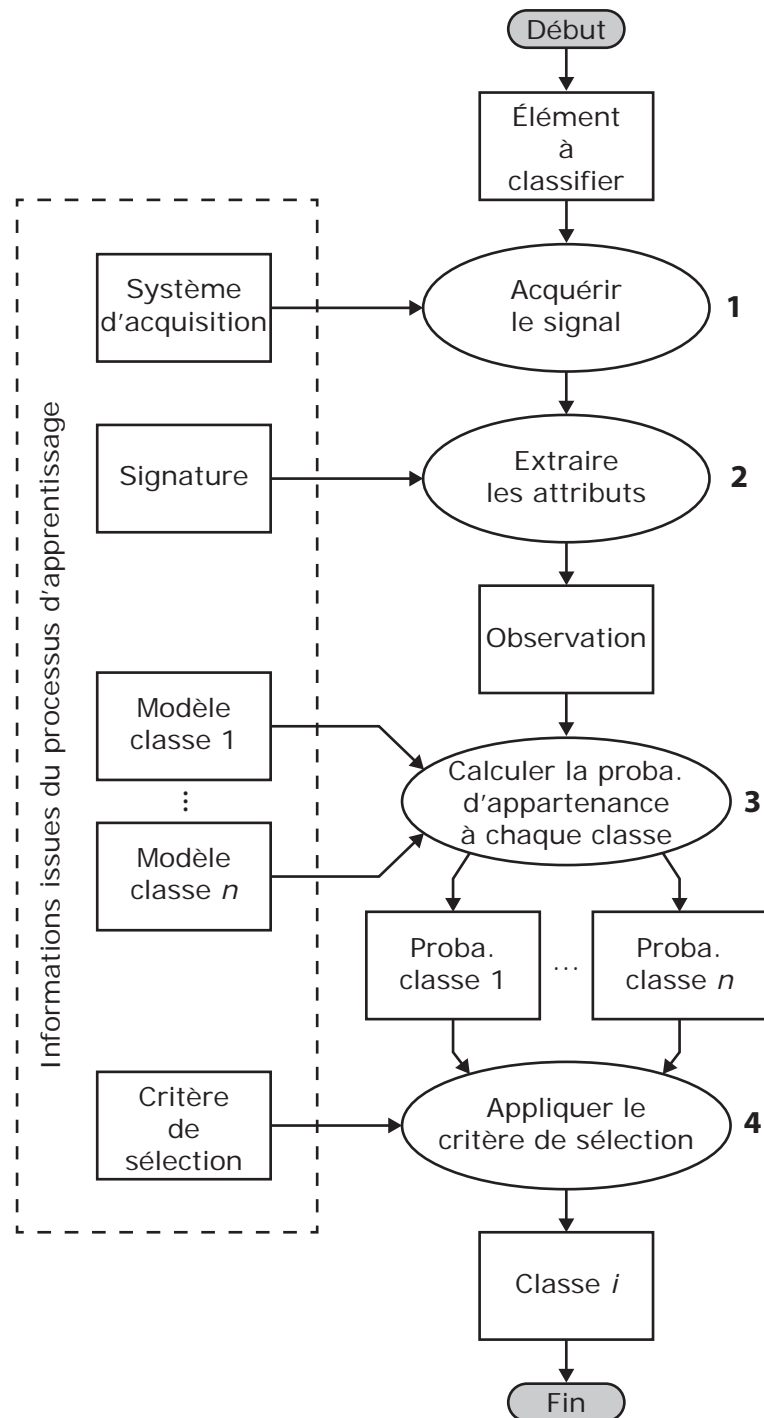


Figure 2.2 – Schéma-bloc décrivant le processus de reconnaissance. Les blocs numérotés 1, 2, 3 et 4 désignent les quatre étapes principales du processus. Le processus complet tel que représenté ici est décrit dans la suite de ce chapitre.

Prenons un exemple. En cétologie³, il est courant de ne pouvoir « observer » les cétacés que par leurs chants. Il est donc intéressant de pouvoir distinguer les différents cétacés uniquement sur la base de cette information. Des classificateurs statistiques supervisés ont donc été développés de manière à distinguer, sur la base d'enregistrements sonores, des baleines, des cachalots, des dauphins, des marsouins et des orques (pour ne citer que les plus courants) [17]. La base de données d'apprentissage d'un tel classificateur est alors composée de multiples enregistrements sonores provenant de différents cétacés avec, pour chaque enregistrement, un label spécifiant si cet enregistrement provient d'une baleine, d'un cachalot, d'un dauphin, d'un marsouin ou d'une orque. En plus du label, chaque enregistrement est accompagné de sa date et son lieu d'acquisition, les références du matériel qui a permis son acquisition, les conditions d'acquisition ainsi que les références des opérateurs qui ont réalisé ces acquisitions.

La création de la base de données d'apprentissage peut être relativement complexe et selon les cas peut prendre beaucoup de temps pour être composée. Cela dépend principalement de la facilité pour acquérir les données d'intérêt et de la disponibilité du matériel d'acquisition. Dans le meilleur des cas, des bases de données similaires existent déjà, souvent dans des contextes et pour des besoins différents, et sont disponibles ou monnayables. En général, de telles bases de données ne sont pas labélisées et cette étape doit être réalisée après coup. Dans le pire des cas, les données d'intérêt sont rares ou difficilement accessibles et le matériel de mesure n'existant pas, il doit être développé spécifiquement pour créer cette base de données. Mais avant de développer un quelconque système d'acquisition ou même de choisir un système existant, il faut s'interroger sur la nature des données que nous souhaitons acquérir.

Celle-ci dépend du problème à résoudre. Dans certains cas, le concepteur du système est libre de choisir parmi différentes natures de données, dans d'autre non. Typiquement, dans le cas d'un système de reconnaissance appliqué à la bioacoustique des mammifères marins, nous n'avons pas la possibilité de travailler sur autre chose que les signaux acoustiques puisqu'il s'agit de la seule information disponible sur les cétacés à notre disposition. À l'opposé, pour le développement d'un système de contrôle d'accès sécurisé avec identification d'individu, le concepteur du système a le choix parmi de nombreuses informations pour composer sa base de données d'apprentissage : un enregistrement vocal, une photo du visage, l'image des empreintes digitales, une photo de l'iris ou de la rétine, etc. *A priori*, pour un problème donné, un système de reconnaissance peut atteindre les résultats souhaités à partir de différents jeux de données. La solution n'est pas unique. Bien entendu, certains choix sont plus avisés que d'autres, mais il est souvent difficile de s'en rendre compte au début de la conception d'un système de reconnaissance.

3. Branche de la zoologie qui s'occupe des cétacés.

Il faut alors se poser la question suivante : quels sont les types de données les plus susceptibles de contenir des signatures propres à résoudre mon problème de reconnaissance ? L'expérience du concepteur ayant déjà réalisé un système de reconnaissance pour des données similaires ou présentant une structure similaire est alors précieuse et doit être mise à profit. La littérature scientifique peut aussi fournir des indices intéressants sur la nature des données d'intérêt pour un problème spécifique. Le choix du type d'information à acquérir est aussi fortement dépendant du système d'acquisition qui découlera de ce choix, en fonction de sa disponibilité, de sa complexité et de son prix.

Lorsque le concepteur du système de reconnaissance a choisi la nature des données qu'il souhaite extraire, il peut alors commencer à créer la base de données d'apprentissage. D'un point de vue statistique, ces bases de données doivent contenir un nombre significativement représentatif d'individus de chaque classe. Cela signifie que l'échantillon de données d'apprentissage acquis dans la base de données doit être suffisamment grand pour représenter de manière statistiquement significative chacune des classes d'intérêt. Ceci peut s'avérer faisable sans soucis majeur pour une classe, mais extrêmement complexe pour une autre. Prenons le cas d'un système de reconnaissance appliqué au contrôle qualité d'une ligne de production industrielle pour distinguer les pièces conformes de celles non conformes. Le système est donc composé de deux classes : la classe des pièces conformes et la classe des pièces non conformes. Si le fabricant maîtrise bien son outil de production, il peut avoir un taux de rebut extrêmement faible, quelques pièces par mois. Dans un tel cas, afin de concevoir la base de données d'apprentissage, obtenir des pièces conformes ne posera aucun problème, alors qu'obtenir des pièces non conformes peut s'avérer très long si nous souhaitons en avoir suffisamment.

Dans une telle situation, il est courant de « créer » des individus pour compléter la classe qui manque d'éléments représentatifs. Typiquement, dans le cas d'un système dédié au contrôle qualité sur une ligne de production, il est tout à fait possible de produire, volontairement, des pièces non conformes de manière à pouvoir alimenter la base de données d'apprentissage. Les défauts introduits doivent être, alors, le plus similaire possible des défauts réels qui peuvent apparaître sur la chaîne de production. Ceci suppose que le concepteur du système de reconnaissance en partenariat avec l'industriel a déjà identifié les défauts susceptibles d'apparaître en production et qui ne sont pas admissibles. Il ne faut pas perdre de vue que si cette démarche facilite la création d'une base de données d'apprentissage représentative des classes d'intérêt, elle inclura un biais par rapport à la « réalité », puisque les défauts auront été faits de manière volontaire et qu'il est possible qu'ils n'aient pas les mêmes caractéristiques que les défauts « naturels ». Bien entendu, nous espérons que ce biais est faible et ceci est évalué à la fin de la conception du système de reconnaissance lors des phases finales de tests.

2.4.2 Identification des signatures

La base de données d'apprentissage créée, le concepteur va devoir alors identifier, au milieu de toutes ces données, les signatures propres à résoudre le problème de reconnaissance. Pour rappel, les signatures sont issues des individus mesurés et sont des éléments mesurables dont les valeurs sont suffisamment distinctes d'une classe à l'autre. Cette recherche est avant tout un travail minutieux d'observations des données d'apprentissage qui se déroule, en général, en trois étapes :

1. Identifier les attributs potentiels ;
2. Identifier les signatures ;
3. Créer des algorithmes robustes permettant d'extraire ces signatures.

Il y a une distinction importante à faire entre les *attributs* et les *signatures*. Un attribut est une caractéristique d'un individu permettant de le décrire. Le nombre de pattes, l'envergure des ailes, la couleur du bec, le nombre d'œufs par portée, le temps de couaison, etc. sont autant d'exemples d'attributs permettant de décrire des volatiles. Dans le cadre d'un système de reconnaissance, ces attributs sont appelés des *attributs potentiels*. La notion de potentialité signale que, si ces attributs décrivent bel et bien les individus considérés, ils ne sont pas forcément pertinents pour distinguer les classes d'intérêt. Ainsi, si nous souhaitons distinguer des oies et des canards, le nombre d'ailes n'est pas un attribut pertinent. L'exemple est ici simple et nous pouvons nous rendre compte très simplement que l'attribut n'est pas intéressant. Dans des systèmes plus complexes avec des attributs plus « abstraits » aux yeux du concepteur, il n'est pas évident de dire, à l'avance si un attribut est pertinent ou non pour les besoins du système. Si vous n'êtes pas ornithologue, il est difficile de savoir si le nombre ou la longueur des rémiges secondaires⁴ sont des attributs pertinents pour distinguer des oies et des canards. Tout comme pour la conception de la base de données, l'expérience est un atout précieux pour la sélection d'attributs pertinents. À défaut d'expérience, la recherche dans la littérature sur des sujets similaires s'avère, parfois, intéressante. Un excellent article [18] relate différents moyens et méthodes pour choisir au mieux les attributs potentiels d'un problème de reconnaissance.

Une remarque, au passage, sur la nature des attributs. Il existe des attributs scalaires et des attributs symboliques⁵. Les attributs scalaires peuvent être mesurés,

4. Les rémiges secondaires sont les plumes des ailes des oiseaux fixées sur l'os *ulna* (ce qui correspondrait, chez les humains, au *cubitus*). Ces plumes offrent la portance aux oiseaux.

5. La littérature détaille bien plus finement les différentes natures possibles d'un attribut. Dans le cadre de ce document, ces deux catégories génériques suffisent à la compréhension globale des problématiques qui sont liées à ces différentes natures.

alors que les attributs symboliques correspondent à des états, généralement discrets. Ainsi les attributs *bleu*, *rond*, *à plumes* ou *doux* sont de type symbolique. En raison de leur nature non numérique, les attributs symboliques sont toujours plus complexes à manipuler que ceux scalaires. C'est la raison pour laquelle, le concepteur d'un système de reconnaissance statistique tente très souvent d'exprimer les attributs symboliques à l'aide de valeurs scalaires (auquel cas, les attributs deviennent alors scalaires). Dans les énoncés précédents, les attributs *bleu* et *rond* sont facilement exprimables de manière scalaire, par exemple, dans le premier cas avec la valeur de teinte de la couleur et dans le deuxième cas avec le critère de **compacité**. Hélas, cette démarche n'est pas toujours possible (la notion de *plumes* en est une bonne illustration). Le concepteur du système de reconnaissance doit alors utiliser des outils de reconnaissance statistique spécifiquement dédiés à la manipulation d'attributs symboliques ou décider de ne pas utiliser de tels attributs.

En général, une fois un certain nombre d'attributs potentiels sélectionné, des tests statistiques sont réalisés sur ces attributs pour déterminer lesquels sont pertinents et lesquels ne le sont pas. Il faut être attentif au fait que ces tests doivent être menés en tenant compte de la manière dont ces attributs seront modélisés dans la suite du processus d'apprentissage. En effet, les tests statistiques les plus courants supposent une distribution gaussienne des données. Dans le cas où une telle modélisation des attributs permettrait d'obtenir les résultats de reconnaissance souhaités, alors ces tests statistiques sont adaptés. Dans le cas où un modèle plus élaboré est nécessaire, le concepteur du système devra alors vérifier que les conditions de validité des tests statistiques sont toujours atteintes, à défaut de quoi, il devra en utiliser d'autres ou créer ses propres tests.

La détermination d'attributs pertinents n'est pas suffisante pour identifier la signature adaptée au problème de reconnaissance. À moins de vouloir résoudre un problème simple où les classes sont facilement distinguables (auquel cas l'utilisation d'un système de reconnaissance *statistique* n'est alors peut-être pas la plus appropriée), il est en effet rare qu'un seul attribut, aussi pertinent soit-il, suffise à obtenir de bons résultats de reconnaissance. À ceci, il faut ajouter que les attributs sont souvent bruités (conditions d'acquisition défavorables, matériel de mesure naturellement bruité, etc.) ce qui détériore la performance que l'on peut en attendre. C'est en général la combinaison de différents attributs pertinents qui permet d'atteindre les résultats de reconnaissance souhaités. Les individus des classes d'intérêt ne sont alors plus décrits par un seul attribut, mais par un ensemble d'attributs. Cet ensemble d'attributs est appelé *vecteur d'attributs*. Pour distinguer les femelles des canards colverts et des oies cygnoïde, un vecteur d'attributs possible pourrait, par exemple, être le suivant : nombre de rémiges secondaires, longueur du bec, couleur du bec, masse de l'animal, nombre d'œufs par portée. Il pourrait être, aussi, celui-ci : envergure des ailes, périodes de ponte, type d'alimen-

tation. Les analyses réalisées par les ornithologues ont montré que les attributs de ces deux vecteurs sont tous statistiquement pertinents. Comment déterminer, du coup, quelle est la signature d'intérêt, c'est-à-dire le vecteur d'attributs permettant d'obtenir le meilleur résultat de classification ? Est-ce le premier vecteur ? Le deuxième ? Une autre combinaison des attributs de ces deux vecteurs ? Pour répondre à cette question, il faut déjà savoir exactement ce que l'on cherche. Si le concepteur du système de reconnaissance souhaite obtenir le meilleur résultat possible, alors, pour un problème et une base de données d'apprentissage donnés, il n'y a qu'un seul vecteur optimal. Sa recherche peut être extrêmement complexe et longue. En général, le concepteur du système de reconnaissance a un cahier des charges dans lequel il est spécifié le taux de reconnaissance souhaité. La marge d'erreur tolérée donne un peu de souplesse au problème et permet l'existence de multiples signatures.

Nous pouvons donc préciser la définition d'une signature. Une signature, au sens d'un système de reconnaissance statistique supervisée, est un ensemble d'attributs décrivant les individus des classes d'intérêt et permettant de les classifier en respectant le taux de reconnaissance imposé dans le cahier des charges du système.

Parmi tous les vecteurs d'attributs, comment identifier lesquels sont des signatures ? Il n'est, *a priori*, pas possible de répondre à cette question de manière analytique. La seule manière de répondre de manière exhaustive consiste à réaliser le processus d'apprentissage pour tous les vecteurs d'attributs qui ont été identifiés puis de comparer les résultats de reconnaissance qui en découlent pour déterminer quels vecteurs sont des signatures. Cette approche n'est pas toujours réalisable, car le processus d'apprentissage est souvent coûteux en calcul. Selon le problème à résoudre et la dimension des vecteurs (c'est-à-dire la quantité d'attributs présents dans les vecteurs), le processus d'apprentissage appliqué à tous les vecteurs d'attributs identifiés peut prendre un temps totalement déraisonnable. Dans ce genre de situation, le concepteur du système de reconnaissance doit sélectionner un lot réduit de vecteurs d'attributs et éliminer les autres, généralement sur la base d'informations externes au système (expérience du concepteur, documentation, etc.). L'autre solution consiste à réduire la quantité d'attributs pertinents en ne sélectionnant que les x plus pertinents du point de vue de leur fonction, x étant un nombre entier, défini par l'infrastructure de calcul à disposition, rendant le temps nécessaire aux processus d'apprentissage raisonnable.

Selon le problème considéré, le temps nécessaire à la recherche des signatures peut être extrêmement variable. Cette étape fait probablement partie des tâches les plus complexes lors de la conception d'un système de reconnaissance statistique supervisée, car elle nécessite une bonne connaissance des systèmes de reconnaissance ainsi que du problème à résoudre. Une très grande partie de « l'intelligence » d'un système de reconnaissance se situe dans le choix des attributs et est souvent issue

de connaissances *a priori* que le concepteur du système de reconnaissance a de la problématique. Il est particulièrement complexe de fixer une limite temporelle à cette recherche, cette dernière étant souvent très chronophage. C'est au concepteur de décider quel est l'investissement « raisonnable » à fournir pour cette étape, au vu des objectifs fixés par le cahier des charges et du planning du projet.

2.4.3 L'espace de signature

Un problème de reconnaissance statistique peut être vu comme un problème géométrique. Chaque individu est représenté à l'aide d'un ensemble d'attributs qui, s'il est correctement choisi, forme une signature. D'un point de vue géométrique, chaque individu est représentable par un point dans l'espace défini par ces attributs. Cet espace est appelé *espace de signature*.

Reprenons l'exemple de la classification des oies cygnoïdes femelles et des canes colverts et admettons que la signature {masse de l'animal, envergure des ailes} soit pertinente. Nous pouvons donc définir un espace à deux dimensions (l'une étant liée à l'attribut « masse de l'animal » et l'autre à celui « envergure des ailes ») où chaque individu est représenté par un point. Dans un tel espace, les classes sont principalement localisées dans des régions spécifiques. Ces régions peuvent d'ailleurs, s'intersecter d'une classe à l'autre. Lorsque les vecteurs d'attributs sont correctement choisis, ces régions se superposent peu, voire pas du tout. Au début du processus de reconnaissance, les régions attribuées à chaque classe ne sont pas connues. Le but du processus d'apprentissage est de déterminer ces régions à l'aide des données d'apprentissage. Ces données forment, dans l'espace de signature, des « nuages » de points (cf. 2.3). Si les vecteurs d'attributs sont correctement choisis, les « nuages » de points appartenant aux différentes classes sont bien distincts et la séparation entre ces nuages est facilement réalisable, à l'aide d'une simple droite dans le meilleur des cas ou, le cas échéant, à l'aide d'une courbe plus complexe. Le résultat d'un processus d'apprentissage est la détermination de la ligne de démarcation entre les classes dans l'espace de signature. Bien entendu, l'exemple présenté ici est simple. Dans un cas réel, les « nuages » se superposent partiellement et l'espace de signature possède une dimension bien supérieure à deux (les vecteurs d'attributs possèdent très souvent plus de deux attributs). La visualisation devient alors complexe, voire impossible. L'exercice mental de considérer un problème de reconnaissance comme un problème géométrique reste cependant toujours valable et facilite la compréhension et l'élaboration du système.

Un mot sur la notion d'*observation*. Une **observation**[•], au sens d'un système de reconnaissance statistique, est la représentation dans l'espace de signature d'un individu donné. Du point de vue géométrique, une observation est donc un point dans l'espace de signature. L'individu désigne une entité complexe (un canard, une

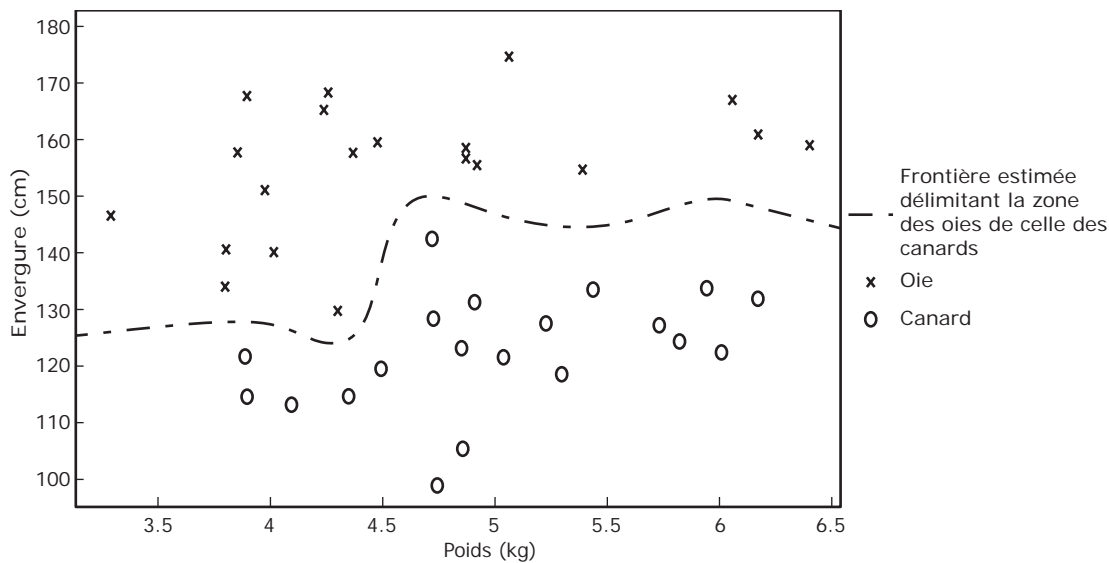


Figure 2.3 – Une visualisation géométrique de l'espace de signature permet de faire le lien entre les attributs, la signature et les classes. Dans ce cas, un exemple avec deux classes (des oies et des canards) représentées à l'aide d'une signature à deux attributs : le poids de l'animal et l'envergure de ses ailes.

oie, un dauphin, une montre avec défaut, etc.) que l'on souhaite classer. L'observation, quant à elle, désigne la représentation simplifiée de cet individu dans l'espace de signature (cf. figure 2.4). L'ensemble des individus de la base de données d'apprentissage va donc produire un ensemble d'observations (un « nuage » de points) dans l'espace de signature.

En règle générale, durant la phase d'identification de la signature, les attributs potentiels sont extraits à la main ou de manière semi-automatique. Une fois la signature identifiée, il faut alors développer des algorithmes robustes pour extraire, de manière automatique, les attributs composant la signature. Il arrive qu'il ne soit pas possible de développer des algorithmes automatiques permettant d'extraire exactement les mêmes attributs que ceux qui ont été extraits à la main. Dans une telle situation, le concepteur essaie de trouver des attributs relativement proches et devra refaire un processus d'apprentissage avec ces nouveaux attributs en espérant que les légères différences dues au système automatique ne dégradent pas de manière significative les performances du système de reconnaissance.

Fléau des grandes dimensions

Lors de la sélection des attributs, il est tentant de vouloir en choisir beaucoup afin d'augmenter la probabilité qu'une combinaison d'un certain nombre d'entre eux forme une signature. Cette approche est cependant risquée. Tout d'abord, plus le

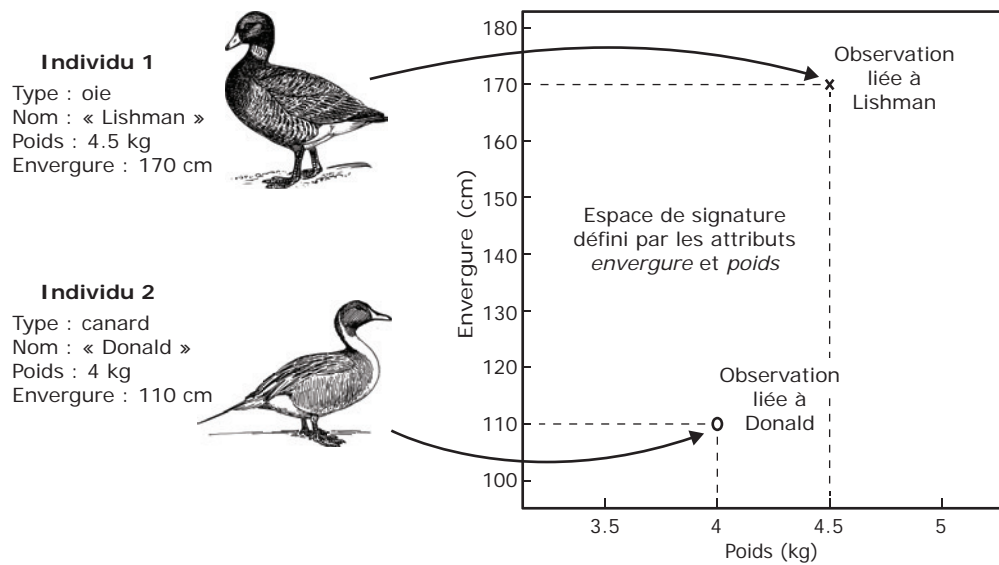


Figure 2.4 – Schéma illustrant le lien entre les notions d'individu, d'attribut, d'espace de signature et d'observation. Les individus sont les objets réels et mesurables que nous souhaitons classifier (dans cet exemple, il s'agit de l'oie Lishman et du canard Donald). Les observations (ici la croix et le rond) sont des représentations partielles de ces individus à l'aide d'un ensemble fini d'attributs (l'envergure et le poids) qui ont été mesurés sur Donald et Lishman.

nombre d'attributs sélectionnés est grand, plus la probabilité qu'un certain nombre soit fortement dépendant entre eux augmente. Les attributs présentant une telle dépendance n'apportent alors aucune information pertinente au système de reconnaissance, détériorent les résultats et occupent des ressources inutilement. L'autre point encore plus important est la notion de *fléau des grandes dimensions*, appelée en anglais *curse of dimensionality*. Ce phénomène, identifié par Richard E. Bellman en 1961, peut être observé lors de l'analyse et l'organisation de données dans des espaces à hautes dimensions, alors qu'il n'est pas présent dans des espaces à faibles dimensions. Il est lié aux notions d'échantillonnage et de rareté des données (*data sparsity* en anglais). Prenons directement un exemple. Admettons que soixante-quatre observations équidistribuées – ce chiffre nous simplifiera les calculs – suffisent à échantillonner de manière satisfaisante un espace de signature $([0, 1] \subset \mathbb{R})$. À partir de cet échantillonnage, offrant alors une résolution entre les observations de $1/64$, il devient alors possible de calculer un histogramme ou des probabilités sur l'intervalle d'intérêt. Admettons, maintenant, qu'avec la même quantité d'observations, toujours équidistribuées, nous cherchions à échantillonner un espace de signature tridimensionnel $([0, 1]^3 \subset \mathbb{R}^3)$. Alors que l'intervalle linéaire du cas précédent était échantillonné par soixante-quatre points, une arête du cube de ce nouvel espace de signature sera échantillonnée par quatre observations ($\sqrt[3]{64} = 4$), réduisant la résolution à peau de chagrin. Afin de pouvoir avoir une

résolution similaire au cas unidimensionnel, il faudrait échantillonner le cube à l'aide de 26 214 observations ($64^3 = 26\,214$). Il s'agit d'une situation où, pour garantir une densité d'échantillonnage semblable, le nombre d'observations doit augmenter exponentiellement avec la dimension de l'espace à échantillonner (cf. figure 2.5).

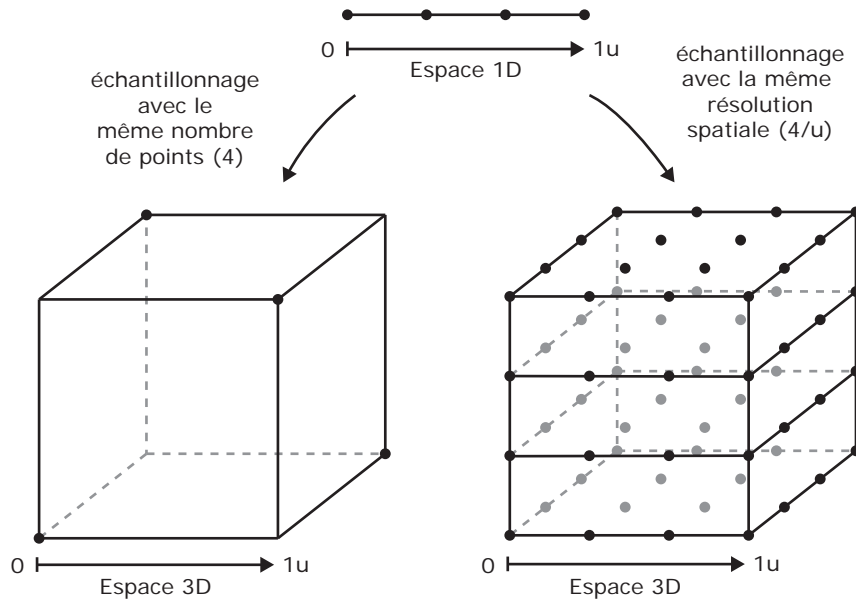


Figure 2.5 – Schéma illustrant les implications du *fléau des grandes dimensions*. Afin de pouvoir échantillonner avec une résolution spatiale similaire l'espace défini par une droite unitaire (définie sur \mathbb{R}^2) et celui d'un cube unitaire (défini sur \mathbb{R}^3), il faudra beaucoup plus d'échantillons dans le cas du cube que dans celui de la droite. Dans cet exemple, pour une résolution de quatre échantillons par unité, il faut quatre échantillons pour échantillonner la droite et... soixante-quatre pour le cube. Si nous décidons d'échantillonner le cube avec seulement quatre échantillons, la résolution spatiale chutera alors de 4 par unité à 1.41 par unité.

Les dimensions traitées dans des problèmes de reconnaissance statistique avoisinent plutôt des ordres de grandeur de l'ordre de trente à cent dimensions, nécessitant alors, si le concepteur du système souhaite garantir un bon échantillonnage de toutes les dimensions, une quantité telle d'observations que la simple entreprise de les acquérir est alors impraticable. À l'autre extrémité, si le concepteur accepte d'être fortement sous-échantillonné, il devient alors difficile de faire des analyses statistiques ou même simplement des histogrammes des données, puisque chaque observation sera alors un point isolé au milieu d'un vaste « espace » vide et ne présentera plus aucune structure cohérente avec ses « voisines ».

Afin de limiter ce phénomène et pouvoir, malgré tout, traiter les données malgré leur grande dimension, il est tout d'abord raisonnable de limiter, volontairement, la quantité de dimensions (et donc la quantité d'attributs) à traiter. Mieux vaut, ef-

fectivement, se concentrer sur les attributs qui, à partir d'informations *a priori*, nous semblent plus pertinents et dont nous pouvons garantir une certaine indépendance avec les attributs précédemment choisis. En outre, une fois une série d'attributs choisie, il existe de nombreuses méthodes permettant de réduire la dimension d'un lot de données en éliminant les dimensions les moins pertinentes. Les deux méthodes les plus courantes dans les systèmes de reconnaissance statistique sont la **PCA**• (*Principal Component Analysis* en anglais) et la **LDA**• (*Linear Discriminant Analysis* en anglais). Ces méthodes sont souvent utilisées, comme prétraitement, pour des lots de données de fortes dimensions afin de réduire ce nombre de dimensions et rendre les données exploitables malgré une quantité d'observations réduite.

2.4.4 Modélisation des classes

Une fois la signature identifiée, il faut construire un modèle permettant de représenter les classes d'intérêt sur la base de ces attributs. La modélisation des classes consiste à décrire, mathématiquement, l'espace occupé par celles-ci dans l'espace de signature. Le but de cette étape est double.

Tout d'abord, elle doit permettre de décrire, à partir des observations décrivant les classes d'intérêt, la manière dont les classes sont distribuées dans l'espace des signatures.

Enfin, les modèles de classe doivent permettre de généraliser les données d'apprentissage. Il faut garder en tête que nous cherchons à modéliser des classes abstraites, c'est-à-dire des classes dont nous ne pouvons pas obtenir les observations de l'ensemble de la population, mais uniquement d'un échantillon que nous espérons représentatif. Le modèle que nous construisons ne doit donc pas représenter trop fidèlement les données d'apprentissage (une situation connue sous le nom de **surapprentissage**•, cf. figure 2.6), mais doit pouvoir tirer de ces échantillons de quoi extrapoler un « comportement » plus générique décrivant la classe abstraite d'où sont issues les données d'apprentissage. Nous disons alors que le modèle généralise les données (cf. figure 2.7). Grâce à cela, si de nouveaux échantillons sont mis à disposition du système, le modèle devrait, s'il a correctement généralisé les données, rester valide et ne nécessiter que de légers ajustements. Cette propriété de généralisation doit cependant être modérée de manière à ce que le modèle reste spécifique et représentatif de la classe d'intérêt. Finalement, le degré de généralisation souhaitable dépend de la taille de l'échantillon de population que nous avons à disposition pour réaliser la modélisation. Si l'échantillon est riche et statistiquement représentatif, nous chercherons à limiter la généralisation du modèle. Dans le cas où l'échantillon serait pauvre et statistiquement peu repré-

sentatif, nous chercherons à obtenir un modèle plus généralisant, tout en sachant que ceci sera probablement une source d'erreur par la suite.

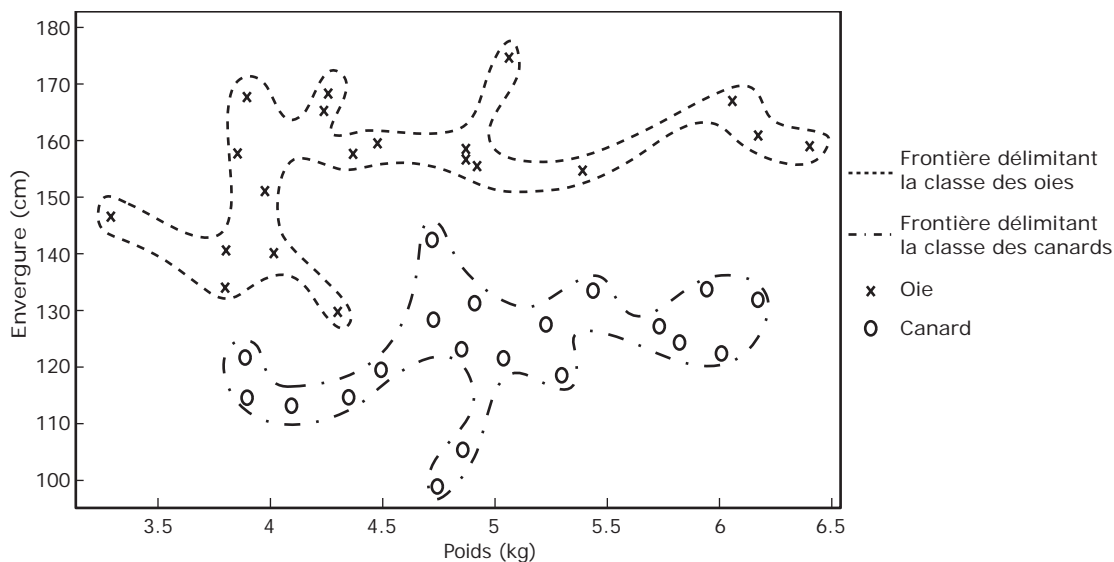


Figure 2.6 – Illustration du principe de généralisation de la modélisation des données d'apprentissage sur une même base de données d'apprentissage. Dans l'espace de signature, les modèles des classes sont représentés par des frontières délimitant la région « appartenant » à la classe considérée. Dans cette figure, le modèle généralise peu les données d'apprentissage.

Il existe de très nombreux moyens de modéliser des données. Il s'agit d'un domaine mathématique à part entière. Dans le cadre d'un système de reconnaissance statistique, les moyens les plus connus et exploités varient fortement d'un domaine d'application à l'autre. Les analystes financiers utilisent certains modèles, les ingénieurs en traitement du son en utilisent d'autres et les ingénieurs spécialisés en *big data* d'autres encore. Voici quelques exemples de modèles couramment utilisés dans le traitement du son : les différents types de modélisation bayésienne, les modélisations de type mixture de gaussiennes, les automates de Markov à états cachés, les réseaux de neurones, etc. Il en existe un très grand nombre d'autres, qu'ils soient issus d'architectures différentes ou qu'ils soient des variations d'architectures déjà existantes. Il n'est généralement pas possible de dire qu'un modèle est meilleur qu'un autre en absolu. Cela dépend toujours de l'application considérée et chaque technique de modélisation a ses avantages et ses inconvénients. L'expérience de celui qui conçoit un système de reconnaissance provient, entre autres, de la connaissance de ces modèles et de leurs subtilités associée à une bonne connaissance de la structure des données à modéliser. Lorsque le concepteur n'a pas suffisamment d'expérience pour pouvoir choisir un modèle, il est alors courant de commencer avec un modèle simple, puis, si les résultats obtenus ne sont pas satisfaisants, d'en augmenter la complexité.

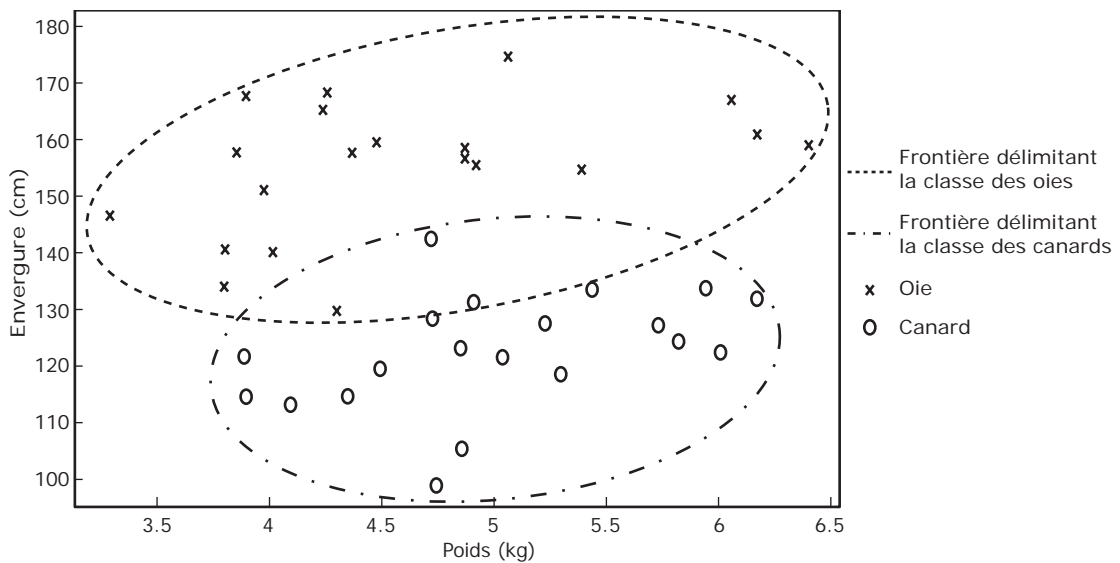


Figure 2.7 – Illustration du principe de généralisation de la modélisation des données d'apprentissage sur une même base de données d'apprentissage. Dans l'espace de signature, les modèles des classes sont représentés par des frontières délimitant la région « appartenant » à la classe considérée. Dans cette figure, le modèle généralise beaucoup les données d'apprentissage, au point que les régions propres à chaque classe se superposent.

Il faut cependant, dans la pratique, prendre en compte certains paramètres qui peuvent s'avérer contraignants afin de garantir la pertinence de la modélisation. Les deux paramètres principaux à prendre en compte sont :

1. La quantité de données à disposition pour la modélisation ;
2. La topologie des données d'apprentissage pour chaque classe.

La quantité de données à disposition permet de définir la complexité maximale du modèle, c'est-à-dire le nombre de paramètres à déterminer au sein du modèle lors de l'apprentissage. Un modèle contenant de nombreux paramètres libres nécessite beaucoup plus de données pour pouvoir déterminer ces paramètres efficacement qu'un modèle en contenant peu. À l'inverse, la topologie des données d'apprentissage détermine la complexité minimale que le modèle doit avoir de manière à pouvoir représenter au mieux les classes d'intérêt. Dans certains cas extrêmes, lorsque la topologie des données est particulièrement complexe, il peut être utile de diviser les données d'apprentissage liées à une classe en sous groupes dont la topologie est plus simple à modéliser. Dans un tel cas, une classe sera définie par l'ensemble des modèles représentatifs de chacun de ses sous groupes.

Par souci de simplicité, il est courant d'utiliser le même type de modèle pour modéliser les différentes classes d'intérêt. Il est cependant tout à fait possible d'utiliser

des modèles différents pour modéliser chacune des classes d'intérêt. Selon la topologie des données d'apprentissage, cette démarche peut s'avérer extrêmement utile. Elle peut permettre de mieux modéliser une classe dont la topologie est particulièrement complexe ou de réduire la quantité de calculs nécessaires pour modéliser une classe « simple » en utilisant un modèle moins complexe.

Les résultats finaux de cette phase de modélisation des classes sont la nature des modèles utilisés ainsi que les paramètres de ces modèles relatifs à chacune des classes.

2.4.5 Mise à l'épreuve des modèles

Les étapes consistant à identifier les signatures puis à modéliser les classes sont désignées, dans la conception d'un système de reconnaissance, par les termes de *phase d'entraînement*. Les résultats de cette phase sont l'identification des attributs formant la signature choisie, les types de modèles choisis pour modéliser les classes ainsi que les paramètres des modèles relatifs à chacune des classes. Ces résultats obtenus, nous pouvons commencer la *phase de tests* ou, selon les cas, la *phase de validation*. Cette phase consiste à réaliser une série de tests pour vérifier que les modélisations des classes répondent aux cahiers des charges du système de reconnaissance. Ces tests sont réalisés à partir de données labélisées, c'est-à-dire de données dont nous connaissons la classe d'origine. Nous utilisons alors ces données, appelées *données de test*• ou *données de validation*•, pour valider ou invalider les modèles construits lors de la phase d'entraînement. Les données utilisées pour cette phase doivent être différentes de celles utilisées lors de la phase d'entraînement (*données d'entraînement*•) de manière à pouvoir tester les propriétés de généralisation des modèles. Dans certains cas, notamment lorsque la base de données contient un faible nombre d'échantillons, il peut s'avérer toutefois pratique de tester des données qui ont été utilisées lors de la phase d'entraînement. Il faut alors s'attendre à obtenir des résultats particulièrement performants. Cette performance est, malheureusement, totalement virtuelle et doit être interprétée avec une extrême précaution.

Pour terminer la mise à l'épreuve des modèles, nous avons besoin encore de deux éléments :

1. La *fonction discriminante*• ;
2. Le *seuil de décision*•.

La fonction discriminante permet de calculer la probabilité qu'une observation, où qu'elle soit dans l'espace des signatures, appartienne à une classe donnée. Elle permet de calculer la distance, au sens mathématique du terme, d'une observation

à un modèle donné. Le seuil de décision, quant à lui, permet de déterminer à quelle classe l'observation appartient et ce à partir des probabilités d'appartenance d'une observation aux classes d'intérêt. Très souvent, le critère décisionnel utilisé est simple et consiste à dire que l'observation appartient à la classe dont elle a la plus grande probabilité d'être issue. Il arrive cependant que ce critère soit plus complexe, notamment lorsque nous considérons les systèmes ayant une *classe de rejet*, communément dénommée *world*, permettant de « ranger » toutes les observations qui n'auraient leur place dans aucune des classes d'intérêt, car leur probabilité d'appartenance à l'une ou l'autre de ces classes est trop faible pour être jugée pertinente. Un autre cas très souvent rencontré consiste à définir le critère de sélection comme étant la classe à laquelle l'observation a la plus grande probabilité d'être issue, à condition que cette probabilité soit supérieure à un certain seuil, défini dans le cahier des charges du système de reconnaissance.

D'un point de vue géométrique, la combinaison de la fonction discriminante et du seuil de décision permet de déterminer les frontières de démarcation entre les classes d'intérêt. Les régions ainsi partagées permettent de déterminer à quelle classe appartient une observation en fonction de son positionnement dans l'espace de signature (cf. figure 2.8).

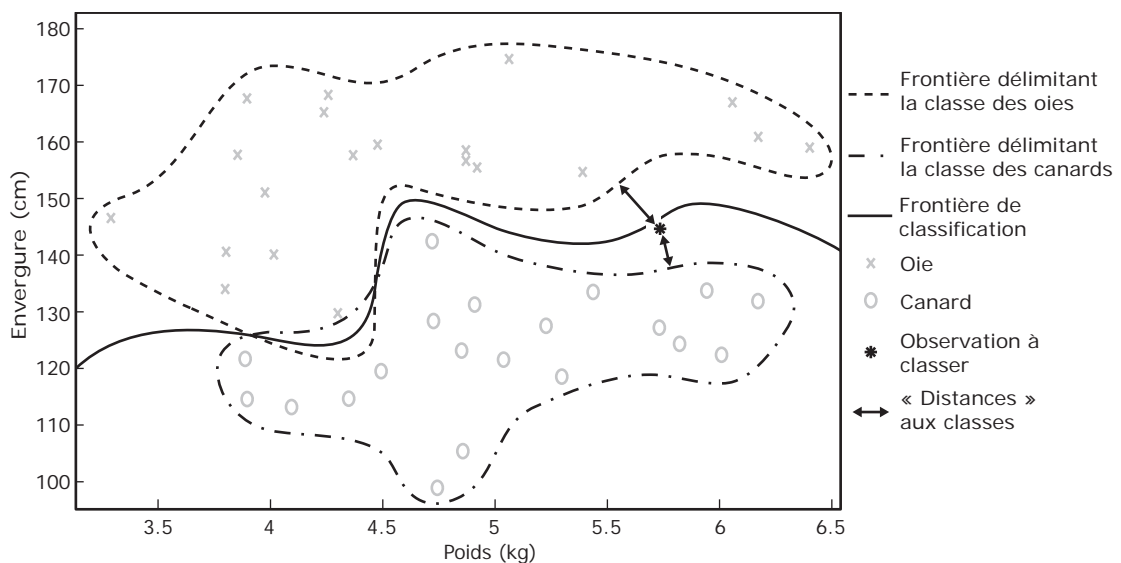


Figure 2.8 – Un problème de reconnaissance est aisément visualisable géométriquement. Tous les éléments prennent place dans l'espace de signature. Ici un exemple avec deux classes (l'une pour les oies et l'autre pour les canards), une observation * à classer et la ligne de démarcation (en trait plein) entre les classes définie par la combinaison de la fonction discriminante et du seuil de décision.

Bien qu'elle puisse paraître légère, il existe une distinction fondamentale entre les *données de validation* et les *données de test*.

Les données de validation sont utilisées au cours du processus d'apprentissage pour évaluer le degré de surapprentissage du système ou, autrement dit, pour déterminer les propriétés de généralisation des modèles construits. À cette fin, des données externes à la base de données d'apprentissage peuvent être utilisées – auquel cas, la validation est dite *externe* – ou alors, le cas le plus courant, les données de validation sont issues de la base de données d'apprentissage. La validation est alors dite *interne*. Afin de pouvoir réaliser une validation interne tout en évitant d'utiliser les données lors de l'entraînement et lors de la validation, différentes stratégies, regroupées sous le nom de *validation croisée*⁶ peuvent être mises en place. La plus courante s'appelle *holdout method*. Cette technique consiste à prendre la moitié des données de la base de données d'apprentissage pour former les données d'entraînement et de prendre la moitié restante des données pour former les données de validation. Si le système de reconnaissance est sujet au surapprentissage, les modèles peineront à généraliser la distribution des données d'entraînement et obtiendront des performances médiocres lors de la classification des données de validation. L'erreur du système de reconnaissance est alors estimée en calculant un score de performance défini pour le problème de classification (cf. 2.4.7). Cette méthode, bien que très pratique, nécessite de « perdre » la moitié des individus de la base de données d'apprentissage, individus dont les données ne pourront alors plus être utilisées pour l'entraînement. Malheureusement, bien souvent, ces bases de données d'apprentissage sont déjà bien maigres et peinent à représenter, de manière statistiquement significative, les classes d'intérêt. Dans cette circonstance, le concepteur du système de reconnaissance ne peut se permettre de sacrifier autant de données. Une autre stratégie de validation croisée est le *leave-one-out* (cf. figure 2.9). Cette stratégie consiste à extraire les données issues d'un seul individu de la base de données d'apprentissage et de l'utiliser comme donnée de validation. Toutes les autres données sont utilisées en tant que données d'entraînement. Cette stratégie est ensuite appliquée à tous les individus de la base de données d'apprentissage. Elle nécessite donc de réaliser autant de processus d'apprentissage qu'il y a d'individus dans cette base de données.

Entre ces deux stratégies extrêmes, il existe une version intermédiaire : la *K-fold cross-validation*. Cette technique consiste à diviser les données d'apprentissage en K groupes de tailles similaires. Un groupe, pris au hasard, est utilisé pour servir de groupe de validation alors que les $K - 1$ groupes restants servent pour l'entraînement. Tout comme pour la technique *leave-one-out*, cette stratégie est ensuite répétée en sélectionnant un autre groupe de validation parmi les $K - 1$ groupes qui

6. Les techniques de validation croisées sont très proches des techniques de *bootstrap* appliquées en statistique. La différence entre ces techniques se situe, majoritairement, dans le biais et la variance des résultats obtenus. Les techniques de validation croisée produisent des résultats moins biaisés, mais présentent une forte variance. À l'inverse, les techniques de *bootstrap* réduisent drastiquement la variance au détriment d'un biais plus important.[19]

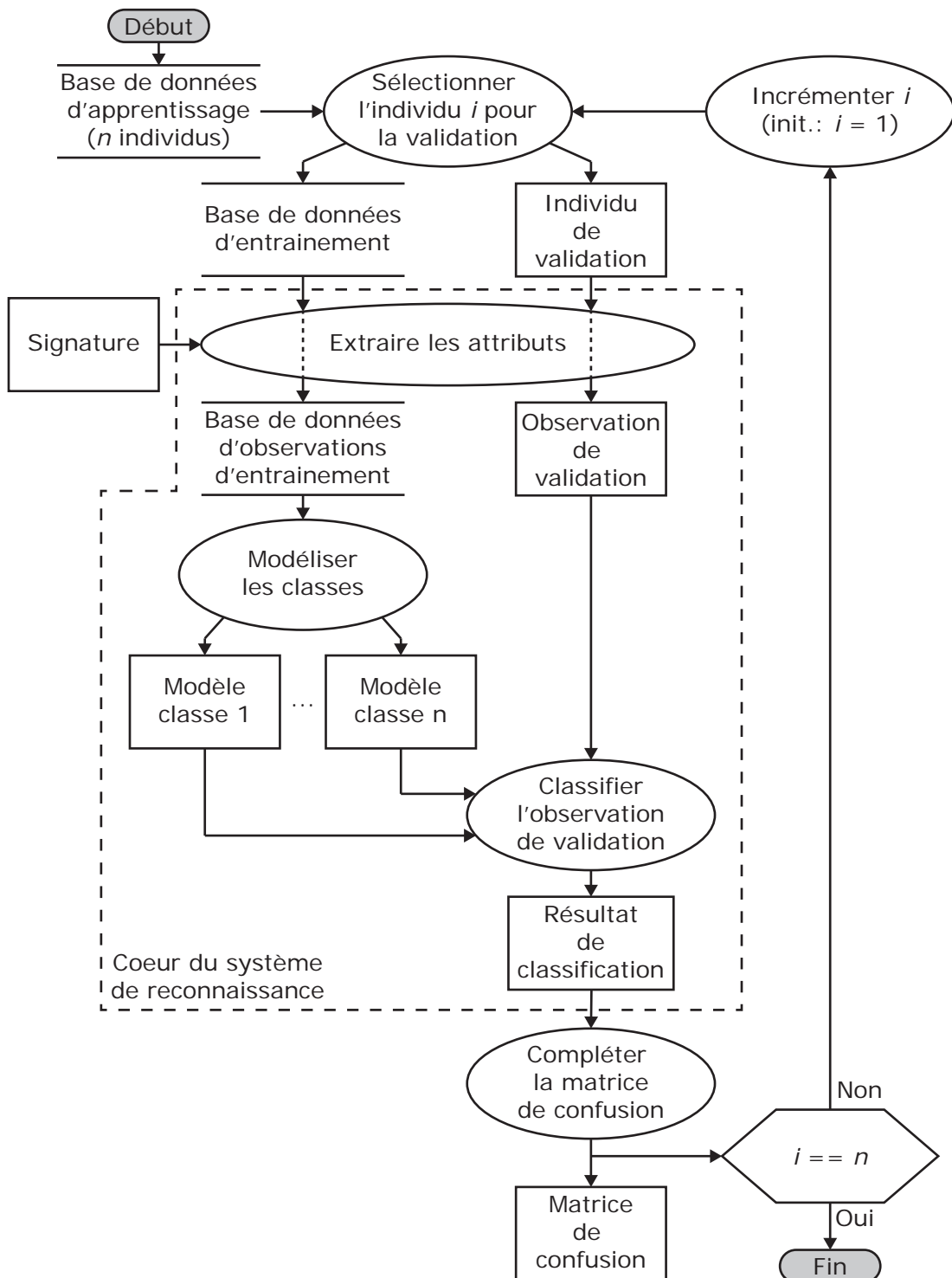


Figure 2.9 – Schéma-bloc détaillant la logique de fonctionnement d'une validation croisée de type *leave-one-out*.

n'ont pas encore été utilisés comme groupe de validation. Les K scores d'évaluation calculés sont ensuite moyennés entre eux pour obtenir le score final.

Les données de test, quant à elles, sont utilisées pour vérifier que le système fonctionne selon les spécifications du cahier des charges. Ce sont donc des données issues directement du milieu dans lequel le système de reconnaissance « travaillera ». Les données de tests présentent, de plus, une particularité notable : le ratio des données entre les différentes classes respecte le ratio réel du processus à classifier que verra le système de reconnaissance.

2.4.6 Matrice de confusion

Les nombreuses classifications réalisées lors de la phase de validation ou de tests sont regroupées au sein d'une matrice appelée *matrice de confusion*^{*}. Cette matrice permet de qualifier le système de reconnaissance. Elle dénombre le nombre d'éléments correctement classés et ceux faussement classés pour chaque classe. Le tableau 2.1 présente une matrice de confusion pour un système de reconnaissance à deux classes. Cette matrice peut, bien entendu, être étendue à un nombre de classes plus élevé.

Tableau 2.1 – La matrice de confusion est le résultat issu des phases de validation ou de test d'un système de reconnaissance. Elle recueille l'ensemble des résultats des tests et permet de voir, en un coup d'œil, le nombre d'observations qui ont été correctement classées et le nombre d'observations mal classées ainsi que leur répartition entre les différentes classes d'intérêt.

		Classes réelles		
		Classe A	Classe B	
Résultats des tests	Résultats classe A	11 Vrais positifs	2 Faux positifs	0.85 Prédiction positive
	Résultats classe B	5 Faux négatifs	23 Vrais négatifs	0.82 Prédiction négative
		0.69 Sensibilité	0.92 Spécificité	0.83 Exactitude

Chaque colonne de la matrice de confusion correspond aux classes de provenance des observations testées. Chaque ligne correspond aux classes dans lesquelles les observations ont été classées. Une observation correctement classée sera donc comptabilisée dans les éléments de la diagonale principale de la matrice. Les éléments mal classés seront en dehors de cette diagonale. L'intérêt de cette matrice, outre le fait de pouvoir comptabiliser combien d'observations ont été correctement

classées, est qu'elle permet de voir, par les valeurs hors de la diagonale principale, quelles sont les classes qui ont le taux de reconnaissance le plus bas et avec quelles autres classes les observations de test de ces classes sont confondues. Ceci permet alors d'améliorer, de manière sélective et spécifique, les classes les moins bien reconnues par le système.

Faisons une lecture du tableau 2.1. Cette matrice présente les résultats de reconnaissance pour un test ou une validation ayant porté sur 41 observations (la somme des éléments de la matrice) dont 16 sont issues de la classe A et 25 de la classe B (les sommes par colonne). Le système de reconnaissance a classé 13 observations dans la classe A (la somme de la première ligne) dont 11 proviennent effectivement de la classe A, et 2 qui sont mal classées et proviennent de la classe B. De manière similaire, le système de reconnaissance a classé 28 observations dans la classe B (la somme de la deuxième ligne) dont 23 proviennent effectivement de la classe B, et 5 qui sont mal classées et proviennent de la classe A.

Dans un système à deux classes, les quatre éléments de la matrice de confusion portent des noms spécifiques : *vrais positifs*, *faux positifs* (aussi appelé *erreur de type I*), *faux négatifs* (aussi appelé *erreur de type II*) et *vrais négatifs*. Ces noms sont issus du domaine des tests statistiques où la matrice de confusion sert à valider une hypothèse ou à la rejeter. Dans un système à plus de deux classes, ces noms n'ont plus de signification.

Dans le tableau 2.1, cinq informations supplémentaires ont été ajoutées à la matrice de confusion : la *sensibilité*, la *spécificité*, l'*exactitude*, la *prédiction positive* et la *prédiction négative*.

La sensibilité et la spécificité sont les performances du système de reconnaissance pour chacune des classes dans un système à deux classes. Si le nombre de classes traitées est plus grand, nous parlerons alors de *taux de reconnaissance de la classe i* . Ces taux de reconnaissance a_j (a pour *accuracy* en anglais) sont déterminés par l'équation

$$a_j = \frac{C_{jj}}{\sum_{i=1}^n C_{ij}} \quad (2.1)$$

où C la matrice de confusion, n est le nombre total de classes et i et j respectivement les indices des lignes et des colonnes de la matrice. Ces valeurs sont des outils pratiques pour le concepteur du système de reconnaissance statistique. Dans le cas d'un processus de validation, elles lui signalent à quel point le système est sujet au surapprentissage. Si les résultats sont proches de 100 %, alors le système y est peu sujet. Dans le cas d'un processus de test, ces valeurs signalent le niveau de performance réelle du système par classes.

L'exactitude est un estimateur de la performance globale du système de reconnaissance. Il peut être interprété comme une mesure de l'erreur du système de reconnaissance. Il permet de comparer des matrices de confusion entre elles (et donc les différentes configurations de système de reconnaissance dont elles sont issues en manipulant une donnée scalaire plutôt qu'un ensemble de valeurs. Il existe de nombreuses implémentations de cet estimateur. L'exactitude a la plus souvent utilisée (et aussi la plus simple) est déterminée par l'équation

$$a = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^n C_{ii} \quad (2.2)$$

où m est le nombre total d'observations testées, n le nombre total de classes, C la matrice de confusion et i et j respectivement les indices des lignes et des colonnes de la matrice. Cet estimateur n'est cependant pas très fiable et est fortement influencé par l'équilibrage des classes testées. Cet estimateur est biaisé en faveur des résultats de la classe présentant le plus d'observations testées. Il est donc particulièrement sensible à l'équilibrage des classes⁷. C'est la raison pour laquelle il n'est pas rare que le concepteur du système de reconnaissance construise un estimateur propre à son problème.

Les prédictions positives et négatives sont les taux d'erreur effectifs par classe du système de reconnaissance lorsqu'une observation est classifiée. Si le nombre de classes traité est plus grand que deux, nous parlerons alors de *taux de prédiction de la classe i* . Ces informations sont particulièrement utiles pour l'utilisateur final du système de reconnaissance. Elle lui spécifie quel est le taux de réussite de reconnaissance pour chaque classe. Ces taux de prédiction a_i sont calculés à partir de l'équation

$$a_i = \frac{C_{ii}}{\sum_{j=1}^n C_{ij}} \quad (2.3)$$

où n le nombre total de classes, C la matrice de confusion et i et j respectivement les indices des lignes et des colonnes de la matrice. Il faut prendre particulièrement garde à ces valeurs. En effet, elles n'ont un sens que si le ratio d'individus testés entre les classes est le même que celui que le système de reconnaissance « verra » au cours de son utilisation. Par exemple, pour un système devant être utilisé sur une ligne de production industrielle afin de détecter des pièces défectueuses, les valeurs de prédiction n'auront un sens que si le ratio par classe des individus utilisés lors de la phase de test est égal au taux de pièces défectueuses de la ligne de production.

7. Un test est dit équilibré lorsqu'il prend en compte un nombre d'individus équivalent ou proche pour chaque classe.

Tous les critères décrits jusqu'à présent (les taux de reconnaissance par classe, l'exactitude et les taux de prédiction) se basent sur les données issues de la matrice de confusion. Cela suppose donc que ces données sont fiables. Mais le sont-elles vraiment ? Dans le cas de la classification des oies et des canards, nous savons qu'il existe des critères fiables pour les distinguer. Ceux-ci sont parfois difficiles à extraire (comme le code génétique de l'animal, par exemple), mais ils existent. Certains problèmes de reconnaissance statistique ne présentent pas toujours ce genre de certitudes. Ainsi, dans le cadre d'un problème industriel de contrôle d'aspect esthétique de pièces produites, il peut être difficile d'obtenir des données fiables. Ceci est d'autant plus vrai lorsque le nombre d'experts labélisant les données est faible et que leurs avis respectifs peuvent diverger. Dans certains cas extrêmes, il n'est même pas possible d'avoir des données fiables. Un exemple rencontré au sein du laboratoire consistait à classer des diamants synthétiques en fonction de leur variation de couleurs. S'il était humainement possible, après avoir été formé, de distinguer les différents niveaux de couleur d'intérêt, il a été impossible de réaliser un système artificiel pour observer ces couleurs.

2.4.7 Signification statistique de la matrice de confusion

Un système de reconnaissance statistique donne toujours un résultat, quelles que soient les données d'entraînement ou de tests qui lui sont fournies et quelle que soit la stratégie mise en place pour réaliser la validation. Il est donc tout à fait possible que les résultats obtenus par un système de reconnaissance soient bons, mais non significatifs pour le problème que l'on cherche à résoudre. Ces résultats auront alors été obtenus par le jeu d'un hasard mathématique et non parce que le système a été conçu de manière idoine pour le problème spécifié.

Cette notion de « résultats obtenus par hasard » est formalisée, en statistique, sous les termes de *signification statistique*. Un résultat est dit statistiquement significatif lorsqu'il est improbable qu'il ait pu être obtenu par le hasard. Ainsi, différents processus de test ou de validation peuvent mener à des matrices de confusion dont les résultats sont très bons, mais statistiquement non significatifs. L'utilisateur d'un système de reconnaissance préfère, en général, des matrices dont les performances sont moins élevées, mais dont la signification statistique est garantie. La détermination de la signification statistique d'une matrice de confusion est donc particulièrement importante et doit être réalisée à la fin de chacun des apprentissages dont les résultats nous semblent prometteurs. La signification statistique d'un système de reconnaissance permet alors de pondérer les résultats obtenus par le système et, dans certains cas, de rendre un résultat d'apparence prometteur caduc.

L'estimation de cette signification statistique ne peut, à ma connaissance, être déterminée de manière analytique. Une démarche numérique y parvient, en revanche, très bien. Le principe consiste, pour être tout à fait exact, à déterminer la signification statistique non pas de la matrice de confusion, mais des estimateurs qui ont été choisis par le concepteur du système pour représenter la matrice de confusion. Le principe pour déterminer ces valeurs de signification statistique se base sur le raisonnement suivant. Si, en fournissant des données aléatoires à la base de données de tests ou de validation, nous observons, au fur et à mesure des résultats de reconnaissance que les estimateurs prennent des valeurs préférentielles, nous pouvons en déduire que, naturellement, le système a tendance, si les données fournies ne sont pas cohérentes, à faire tendre les estimateurs vers ses valeurs de prédilection. Du coup, lors d'un véritable processus de test (réalisé à partir de données non aléatoires), si les estimateurs de la matrice de confusion prennent les mêmes valeurs que celles issues des tests aléatoires précédents, que pouvons-nous dire ? *A priori*, rien. Nous ne pouvons pas dire si ces estimateurs sont pertinents, ni même s'ils ne le sont pas. Cette valeur de l'estimateur est donc fortement non significative. Non significative ne veut pas dire que la valeur est fautive. Cela signifie uniquement qu'elle a autant de chance d'être juste et correspondre à la réalité que d'être issue du « hasard ». Il s'agit donc d'une valeur dont nous ne pouvons pas tirer d'information utile.

Dans la pratique, la démarche pour obtenir ces valeurs contient trois étapes successives :

1. Fixer les paramètres du système dont nous souhaitons déterminer la signification statistique ;
2. Construire l'histogramme des estimateurs d'intérêt de la matrice de confusion pour de multiples entraînements réalisés « au hasard » ;
3. Déterminer la signification statistique d'un résultat de reconnaissance à partir de l'histogramme calculé au point précédent.

La première étape consiste à fixer tous les paramètres du système de reconnaissance, à savoir : la base de données d'apprentissage, les signatures, les modèles, la fonction discriminante, le seuil de décision et les estimateurs de la matrice de confusion, de manière à fixer le système que nous souhaitons évaluer.

Ces paramètres fixés, de nombreux apprentissages sont effectués. La notion de « hasard » est alors introduite en mélangeant les individus de la base de données d'apprentissage à chaque nouvel apprentissage. Cela revient à mélanger tous les labels des données d'apprentissage. Cette méthode est la plus simple pour entraîner « au hasard » un système de reconnaissance tout en évitant d'apporter de nouvelles données (et donc de modifier le système) au cours de l'apprentissage. À la fin de

chaque apprentissage, nous extrayons les estimateurs de la matrice de confusion pour en construire, apprentissage après apprentissage, l'histogramme.

À partir de ces histogrammes, nous pouvons déterminer la signification statistique des résultats. En effet, plus une valeur donnée d'un estimateur apparaît souvent lors des nombreux apprentissages réalisés à l'aide de données « aléatoire », plus la probabilité que cette valeur, dans le cadre d'un résultat de reconnaissance réel, ne soit pas significative est élevée. Dans la pratique, l'estimateur de la matrice de confusion est construit de telle sorte à prendre en compte le niveau de signification statistique de l'estimateur « simple ».

2.4.8 Résultats du processus d'apprentissage

Le processus d'apprentissage s'arrête au moment où le concepteur du système a réussi, en choisissant correctement tous les paramètres du système de reconnaissance, à atteindre les performances spécifiées par le cahier des charges du projet. En général, ces performances sont spécifiées par rapport aux estimateurs de la matrice de confusion.

À la fin de ce processus, les résultats suivants sont conservés et transmis au processus de reconnaissance qui en aura besoin pour fonctionner :

1. Le système d'acquisition qui a été utilisé pour acquérir les données de la base de données d'apprentissage ;
2. La liste des attributs composant la signature des individus ;
3. Le type de modèles utilisés ainsi que les paramètres associés permettant de décrire les classes d'intérêt ;
4. La fonction discriminante utilisée ainsi que le seuil de décision.

2.5 Processus de reconnaissance

Le processus de reconnaissance est celui permettant la classification d'un individu qui est présenté au système. Il s'agit donc du cadre de travail « normal », c'est-à-dire en production, du système de reconnaissance statistique. Ce processus réalise quatre étapes (cf. figure 2.2 p. 23), relativement similaires à celles déjà présentées au cours du processus d'apprentissage.

La première étape consiste à acquérir l'information d'intérêt de l'individu à classer. Cette information est acquise à l'aide d'un système d'acquisition le plus similaire

possible à celui utilisé lors du processus d'apprentissage, afin d'obtenir une information aussi semblable que possible de celle qu'elle aurait été dans le cadre du processus d'apprentissage. En raison des contraintes imposées au système réalisant le processus de reconnaissance (limitations d'encombrement, exigences de réactivité du système, limitations de coût, etc.) qui n'étaient alors pas imposées lors du processus d'apprentissage, il n'est pas toujours possible d'avoir un système d'acquisition similaire à celui utilisé lors du processus d'apprentissage. Dans cette situation, il faut s'attendre alors à une détérioration des performances du système.

La deuxième étape consiste à extraire, de l'information acquise, la signature qui a été mise en évidence lors de l'apprentissage. Si les exigences imposées aux systèmes réalisant le processus de reconnaissance le permettent, ce sont les mêmes algorithmes que ceux utilisés dans le cadre du processus d'apprentissage qui sont utilisés. Lorsque cela n'est pas possible (puissance de calcul limitée ou exigences de réactivité plus élevée), d'autres algorithmes d'extraction doivent être développés. Une attention particulière est mise sur le fait que, quels que soient les algorithmes utilisés, l'information finale, à savoir les attributs, doit rester, avec un taux de fiabilité élevé, la même, au risque de détériorer les performances de reconnaissance du système.

La troisième étape consiste à déterminer la probabilité d'appartenance de cette signature (et donc de l'individu duquel elle provient) aux différentes classes d'intérêt. Ceci est réalisé à l'aide des modèles des classes qui ont été identifiés et dont les paramètres ont été déterminés au cours de la phase d'apprentissage ainsi que de la fonction discriminante.

Enfin, la quatrième étape consiste à attribuer, à partir de ces probabilités d'appartenance et à l'aide du seuil de décision, l'individu mesuré à l'une des classes d'intérêt. Cette dernière étape n'est pas toujours présente et, selon les besoins de l'utilisateur du système de reconnaissance, il arrive que celui-ci préfère avoir accès aux probabilités d'appartenance plutôt qu'à une simple classification au résultat parfois trop réducteur.

2.6 Résumé

Un système de reconnaissance statistique supervisée est composé de deux processus : le processus d'apprentissage et le processus de reconnaissance.

Le processus d'apprentissage est composé de trois étapes : l'entraînement, la validation et les tests. Ces trois étapes, bien que se suivant les unes les autres, sont réalisées de manière itérative. L'étape d'entraînement consiste, à partir des données d'apprentissage, à :

1. Identifier et définir des signatures permettant d'identifier, de manière unique, les individus tout en permettant une distinction claire entre les individus des différentes classes d'intérêt ;
2. Modéliser les classes d'intérêt de telle sorte à déterminer leur répartition spatiale dans l'espace de signature tout en permettant de « généraliser les données ».

L'étape de validation met à l'épreuve les modèles à l'aide des données de validation de telle sorte à vérifier que les modèles ne sont pas sujet à du surapprentissage. L'étape de test permet de tester le système de reconnaissance à l'aide des données de test de manière à vérifier que le système permet d'atteindre les objectifs fixés par le cahier des charges du projet.

Le processus de reconnaissance est composé de quatre étapes :

1. L'acquisition du signal à partir de l'individu à classifier ;
2. L'extraction de la signature décrivant l'individu dans l'espace de signature ;
3. La détermination des probabilités d'appartenance de cette signature aux différentes classes d'intérêt ;
4. La classification proprement dite de l'individu dans l'une des classes d'intérêt à partir des probabilités d'appartenance.

Si l'architecture d'un système de reconnaissance, quel que soit son type ou sa nature, peut présenter des subtilités d'implémentation ou des finesses de raisonnement un peu ardues quant à sa logique de fonctionnement, le cœur du système n'est, malgré tout, pas là. Les véritables valeurs ajoutées d'un tel système sont la nature des signatures qui ont été identifiées et les modèles qui ont été choisis pour représenter les classes d'intérêt. La très grande majorité de l'intelligence d'un tel système se trouve dans ces deux éléments, or, au moins pour le cas des signatures, mais aussi très souvent pour celui des modèles, la détermination de ces éléments n'est réalisable que par des experts humains.

« Si tu ne connais le vrai,
L'idoine il te faut chercher. »

Ferdinant Gonseth (1890 – 1975)

3

Méthodologie

Dans ce chapitre, je propose une méthode itérative permettant d'exploiter, de manière statistique, des informations physiques, quel que soit leur domaine d'origine, à des fins de contrôle qualité. Cette méthode peut être aisément généralisée pour être appliquée à d'autres domaines que celui du contrôle qualité. À cette fin, la méthodologie doit être robuste et adaptable à de nombreux problèmes aux structures variées et complexes. Elle doit, de plus, être en mesure de prendre en compte les connaissances humaines. En effet, avant de pouvoir être automatisé, le contrôle qualité est généralement réalisé par des humains qui, en raison de leur expérience des produits à contrôler et de leur connaissance du cahier des charges à l'origine de ces produits, sont en mesure de distinguer ceux conformes de ceux non conformes. Il faut donc que la méthodologie proposée soit en mesure d'intégrer ces précieuses informations « humaines ». Enfin, le domaine du contrôle qualité implique de travailler sur des productions systématiques, avec des quantités de produits relativement élevées. Ces éléments sont des conditions particulièrement favorables pour les systèmes de reconnaissance statistique.

La méthodologie que je propose se décompose en quatre étapes clefs (détaillées dans les sections suivantes) :

1. La détermination du domaine physique ;
2. L'extraction d'attributs potentiels « à blanc » ;
3. La mise en œuvre du système de reconnaissance statistique ;
4. L'analyse phénoménologique des phénomènes d'intérêt.

Bien que ces étapes puissent être appliquées de manière successive, il est rare que cette méthodologie permette d'obtenir les résultats souhaités lors de la première itération. L'intérêt de cette méthodologie consiste en sa structure hautement itérative. Il ne s'agit pas, ici, d'une itération globale où le processus doit être bouclé à la fin de la dernière étape. Il s'agit d'une itération qui peut être réalisée, selon les connaissances acquises et les observations faites au cours du travail, à n'importe quelle étape de la méthode, permettant d'ajuster, petit à petit, les différentes étapes de cette méthode afin de converger vers les résultats souhaités.

3.1 Cahier des charges et détermination du domaine physique

Lors de la prise en main d'un problème de classification, comme dans n'importe quel autre type de problème, le responsable du projet doit définir, de la manière la plus claire possible, un cahier des charges. Celui-ci, relativement simple pour un système de classification, doit spécifier :

1. Les différentes classes de produits à distinguer ;
2. Un critère de performance minimale admissible ;
3. Une durée maximum de temps pour que le système de reconnaissance fournisse un résultat une fois qu'un produit lui a été présenté.

Bien entendu, le cahier des charges d'un projet contient aussi des limitations quant aux ressources à disposition (humaines, temporelles et financières). Ce sujet, bien qu'étant très important et parfois extrêmement limitatif, dépasse le cadre technique de ce document et n'est pas abordé dans ces lignes¹.

Le critère de performance minimale exprimé dans le cahier des charges d'un système de classification est, en général, exprimé à l'aide de différents taux de classification (p. ex. : le critère d'exactitude, le taux d'erreurs de type I et de type II). Il arrive que le cahier des charges contienne des contraintes spécifiques au projet : ne pas avoir de contact avec les produits, ne pas pouvoir choisir les données physiques relatives aux produits et en utiliser certaines déjà prédéfinies, ne pas avoir accès à la chaîne de production (et donc ne pas pouvoir tester le système en cours de développement ou alimenter la base de données), etc. Ces contraintes apportent en général leur lot de complications au problème, mais ne changent pas, fondamentalement, la

1. Le lecteur intéressé par ce sujet peut se référer à l'ouvrage *Pratique d'analyse fonctionnelle* de R. Tassinari [2] qui détaille de manière approfondie la manière de structurer un cahier des charges fonctionnel.

méthodologie proposée. Dans la suite de ce chapitre, je détaille la méthodologie à partir d'un cahier des charges complet et sans contrainte spécifique.

La spécification des classes, lors de l'élaboration du cahier des charges, est une opération très importante qui doit être réalisée avec soin. À cette fin, il est d'ailleurs utile que celui qui réalisera le système de classification soit présent durant la phase de définition des classes. En général, la mise en place d'un système de classification pour réaliser un contrôle qualité provient soit d'une démarche visant à automatiser le processus afin d'amoindrir les coûts de main-d'œuvre, soit à diminuer les erreurs de types faux positifs (un produit considéré fonctionnel alors qu'il ne l'est pas) et faux négatifs (un produit considéré défectueux alors qu'il est fonctionnel). Dans tous les cas, des critères ont déjà été définis pour distinguer les produits fonctionnels de ceux défectueux. Il est tentant de vouloir utiliser ces mêmes critères et les classes qui leur sont associées pour concevoir le cahier des charges du système de classification. Bien que cela puisse donner des résultats intéressants, je recommande de réaliser, en complément, une analyse fonctionnelle [2] de la problématique à résoudre. Celle-ci permettra de définir et d'exprimer, clairement, à partir des besoins initiaux du projet quels sont les objectifs à atteindre et dans quelles mesures ceux-ci doivent être atteints. Cette démarche permet aussi de justifier ou réfuter la présence, *a priori* supposée judicieuse, de certaines contraintes spécifiques au projet. Enfin, cette démarche permet de spécifier, avec précision, la définition des classes d'intérêt du projet. Celles-ci sont alors exprimées de telles sortes à satisfaire exactement les besoins originaux du projet.

La définition des classes réalisée, le concepteur du système de classificateur doit alors choisir un domaine physique pour représenter les produits formant les classes d'intérêt. Ce choix, d'apparence simple, ne doit pas être négligé et est la conclusion d'une réflexion rondement menée.

3.1.1 Horizons de réalité

Un objet appartient, par nature, au monde physique. Sa description, qu'elle soit faite par un humain ou un système « intelligent » artificiel, passe nécessairement par la perception que l'humain ou le système ont de l'objet d'intérêt. Cette perception est réalisée à l'aide des sens pour l'humain et de capteurs pour le système artificiel. La notion de perception n'est cependant pas suffisante pour décrire un objet. La perception visuelle, à elle seule, ne permet pas de distinguer une véritable pomme d'une copie de très bonne facture en plastique. L'utilisation d'un autre sens, l'odorat par exemple, pourrait permettre de distinguer ces deux objets, à moins que la pomme en plastique n'ait été parfumée. Un sens supplémentaire, le goût ou le toucher, permettra alors de distinguer ces deux objets. Mais ces sens, naturels ou artificiels, sont-ils suffisants pour distinguer de manière certaine deux

objets de nature proche, mais différente ? L'exemple de la pomme montre que certains sens semblent plus adaptés que d'autres pour identifier la nature d'un objet. Nous pouvons sans peine imaginer que, dans certains cas, c'est une combinaison de sens qui permettrait de le faire. Cependant, les sens sont-ils vraiment le moyen idéal pour avoir accès à la nature d'un objet, à son essence ? Descartes, dans sa « Méditation Seconde » [20], nous montre, entre autres choses, que non.

« Commençons par la considération des choses les plus communes, et que nous croyons comprendre le plus distinctement, à savoir les corps que nous touchons et que nous voyons. Je n'entends pas parler des corps en général, car ces notions générales sont d'ordinaire plus confuses, mais de quelqu'un en particulier. Prenons pour exemple ce morceau de cire qui vient d'être tiré de la ruche : il n'a pas encore perdu la douceur du miel qu'il contenait, il retient encore quelque chose de l'odeur des fleurs dont il a été recueilli ; sa couleur, sa figure, sa grandeur, sont apparentes ; il est dur, il est froid, on le touche, et si vous le frappez, il rendra quelque son. Enfin toutes les choses qui peuvent distinctement faire connaître un corps, se rencontrent en celui-ci.

Mais voici que, cependant que je parle, on l'approche du feu : ce qui y restait de saveur s'exhale, l'odeur s'évanouit, sa couleur se change, sa figure se perd, sa grandeur augmente, il devient liquide, il s'échauffe, à peine le peut-on toucher, et quoiqu'on le frappe, il ne rendra plus aucun son. La même cire demeure-t-elle après ce changement ? Il faut avouer qu'elle demeure ; et personne ne le peut nier. Qu'est-ce donc que l'on connaissait en ce morceau de cire avec tant de distinction ? Certes ce ne peut être rien de tout ce que j'y ai remarqué par l'entremise des sens, puisque toutes les choses qui tombaient sous le goût, ou l'odorat, ou la vue, ou l'attouchement, ou l'ouïe, se trouvent changées, et cependant la même cire demeure. »

René Descarte (1596 – 1650)

Méditations sur la Philosophie Première (1641)

« Méditation seconde »

Les questions liées à la perception du monde qui nous entoure et à la véritable nature des choses perçues sont d'ordre philosophique et sont l'un des piliers de l'épistémologie. De Socrate à Husserl en passant par Descarte et Nietzsche, nombreux sont ceux à avoir traité le sujet. Sans vouloir entrer dans le détail de leurs réflexions, j'aimerais mettre en exergue deux « raisonnements » qui ont été mis en évidence, au fil des siècles, par ces réflexions :

1. L'essence imperceptible de la chose perçue doit être distinguée de son apparence perceptible ;

2. Le propre de la chose perçue est de ne jamais pouvoir se donner tout entière à la conscience.

En quoi ces réflexions philosophiques, d'apparence si éloignées de la conception d'un système de reconnaissance statistique, nous aident-elles à choisir le domaine physique qui représentera les éléments qu'un tel système doit classer ? La manière dont un système de reconnaissance « perçoit » ces éléments est, en tout point, similaire à la manière dont l'humain perçoit son environnement : à l'aide de capteurs (biologiques ou artificiels) qui ne peuvent saisir qu'un fragment de la nature de l'objet observé. Une simple photographie, une description en mots, une mesure de courant ou des mesures dimensionnelles ne peuvent décrire pleinement ce que nous (humain ou machine) observons. La perception de notre environnement par nos sens doit être sujette à caution lorsque nous souhaitons identifier la nature de ce que nous observons. Selon Nietzsche, les sens sont la prison de l'Homme et ceux-ci forment la « ligne d'horizon » qui limite sa perception du monde et définissent l'espace où il est enfermé. Peut-on lui donner tort ? Après tout, que sont les couleurs pour un aveugle de naissance ? Malgré cette triste vision des choses, il nous est cependant possible d'agrandir notre prison à l'aide d'autres sens, artificiels ceux-ci. Chaque sens nous donne accès à ce que le philosophe Ferdinand Gonseth (1890 – 1975) nomme, dans son ouvrage *La Géométrie et le Problème de l'Espace* [21], un *horizon de réalité*². Celui-ci est un domaine conceptuel de connaissances dans lequel nous pouvons décrire, formaliser et modéliser les phénomènes qui y sont perceptibles. Un horizon de réalité est cependant limité et ne peut décrire l'intégralité d'un phénomène. Les limites de cet horizon sont atteintes lorsque les connaissances qui le composent ne sont plus à même de décrire, de manière satisfaisante, les phénomènes d'intérêt. Il faut alors quitter cet horizon de réalité pour en rejoindre un autre et décrire, formaliser et modéliser les phénomènes d'intérêt selon les connaissances de ce nouvel horizon.

Cette démarche, consistant à étudier un phénomène d'intérêt à partir d'un horizon de réalité puis à compléter les connaissances acquises à l'aide d'un autre horizon de réalité dès que les connaissances du premier ne sont plus suffisantes, est extrêmement riche. Lorsqu'elle est correctement faite, elle permet de jeter des passerelles solides entre différentes visions *a priori* sans lien d'une même problématique et offre alors une vision nouvelle et augmentée des phénomènes en jeu.

Revenons maintenant au choix du domaine physique à travers lequel le système de reconnaissance percevra les produits à classer. La question que doit se poser le concepteur du système de reconnaissance est d'ordre fonctionnel : quel est le domaine physique dans lequel je pourrai trouver et extraire des signatures à même

2. De manière similaire, bien que dans un cadre légèrement différent, Edmund Husserl (1859 – 1938) parle d'une perception du monde par *esquisses*, celles-ci permettant de percevoir le sujet d'intérêt selon des points de vue différents, mais tous complémentaires.

de distinguer les classes d'intérêt ? Il n'est pas possible de répondre avec certitude à une telle question, surtout au commencement de l'élaboration d'un système de classification. La réponse dépend fortement des éléments à distinguer et des classes d'intérêt, mais aussi et surtout des connaissances que le concepteur du système en a. Sans surprise, plus ce dernier est familier des phénomènes d'intérêt, plus il sera à même de proposer un domaine physique qui aura de fortes chances de contenir les signatures propres à satisfaire le cahier des charges du système de classification.

Il est toutefois recommandé d'avoir une vision un peu plus large. Que faire si le domaine physique choisi ne permet pas, finalement, d'obtenir les signatures recherchées ? Selon la méthode proposée, il faut alors accéder à un autre horizon de réalité, un autre domaine physique, afin d'augmenter les connaissances que nous avons des phénomènes d'intérêt et du problème à résoudre. Cette démarche peut être très laborieuse et coûteuse si elle doit être réalisée en cours de projet sans avoir été planifiée au préalable. Il est donc très intéressant, au début de la conception du système de classification, lors du choix du premier domaine physique d'en songer à un autre au cas où le premier ne permettrait pas d'obtenir les résultats escomptés. De nombreuses questions se posent alors. Quel autre domaine compléterait le mieux celui que j'ai choisi ? De quoi ai-je besoin pour acquérir les informations liées à ce nouveau domaine ? Ai-je le matériel à disposition, en cours de projet ? Puis-je l'intégrer au précédent système d'acquisition que j'aurai mis en place pour le premier domaine physique ? Comment faire le lien entre la nouvelle base de données et celle que j'aurai déjà acquise ? Etc. Les réponses à ces questions dépendent fortement des thématiques traitées et du cadre dans lequel le travail a lieu. Elles sont cependant indispensables et permettent de planifier au mieux les stratégies possibles au cas où un nouvel horizon de réalité devrait être exploité en cours de projet.

Cette démarche réalisée, le concepteur du système de reconnaissance entre dans une phase plus technique. Il doit alors concevoir le système qui lui permettra d'acquérir les informations liées aux produits d'intérêt dans le domaine physique qu'il a choisi. Une fois le système conçu, testé et validé, il pourra alors commencer à faire des acquisitions systématiques de manière à composer la base de données d'apprentissage du système de reconnaissance (cf. section 2.4.1, p. 21).

3.2 Extraction d'attributs potentiels « à blanc »

Une fois la base de données d'apprentissage créée, le concepteur du système de classification doit sélectionner un certain nombre d'attributs potentiels (cf. section 2.4.2, p. 26). L'aisance et la pertinence de ce choix, tout comme le choix précédent du domaine physique, sont fortement influencées par les connaissances préa-

lables du concepteur³. C'est ce qui va différencier l'expert, c'est-à-dire l'Homme d'expérience, du profane. La notion d'expertise ici est vaste et couvre trois champs d'application. Le concepteur peut avoir de l'expérience dans les systèmes de classification. Cette connaissance l'aidera à choisir, de manière idoine, les modèles ou le système d'apprentissage en fonction de la composition de la base de données et de la structure des signaux. Il peut aussi avoir de l'expérience dans la manipulation et le traitement des données issues du domaine physique choisi. Cette connaissance l'aidera alors à trouver et extraire des attributs potentiels. Enfin, il peut avoir de l'expérience concernant les éléments à classer. Cette connaissance, de l'ordre phénoménologique, lui permettra d'estimer les éléments subtils qui donnent la possibilité de distinguer les classes entre elles dans le domaine physique choisi.

Lorsque le concepteur prend en main, pour la première fois, la base de données d'apprentissage pour en extraire des attributs potentiels, il ne peut s'appuyer que sur ses propres connaissances et son expérience pour diriger ses recherches et valider ses choix. J'appellerai cette étape critique l'extraction d'attributs potentiels « à blanc ».

Une fois cette extraction réalisée, le concepteur utilise ces attributs potentiels au sein du classificateur qu'il a mis en œuvre (cf. sections 2.4.4 à 2.4.8) afin de déterminer la ou les signatures adaptées à son problème ainsi que les matrices de confusion qui lui sont liées. À partir de ces résultats, trois situations peuvent se présenter :

1. Les résultats répondent aux performances requises par le cahier des charges ;
2. Les résultats ne répondent pas aux performances requises par le cahier des charges, mais en sont proches ;
3. Les résultats ne répondent pas du tout aux performances requises par le cahier des charges.

Dans le premier cas, optimal, le projet s'arrête là. La signature et le modèle qui satisfont le cahier des charges sont identifiés et le système de reconnaissance statistique peut maintenant être mis en œuvre au sein de la chaîne de production. En général, cette situation arrive rarement du premier coup, à moins que le concepteur du système de classification ait déjà beaucoup d'expérience sur les produits à classer et sur le domaine physique utilisé.

3. La notion de *concepteur* employée dans ce document désigne l'ensemble des personnes qui mettent en œuvre le système reconnaissance. Les connaissances à disposition sont donc celles apportées par tous les acteurs du projet ainsi que celles « gravitant » dans le voisinage proche de ces personnes, c'est-à-dire celles non encore acquises mais accessibles à moindre effort (temporellement et financièrement).

Dans le deuxième cas, les signatures trouvées permettant d'obtenir les meilleurs résultats ne satisfont pas les performances requises par le cahier des charges, mais s'en approchent. Le concepteur du système peut alors, dans cette situation, décider de raffiner les attributs qu'il a sélectionnés ou le modèle qu'il utilise de manière à améliorer suffisamment les résultats de reconnaissance et atteindre les performances requises. L'expression « ne pas satisfaire les performances requises *de peu* » est floue et ne peut être définie de manière générale. Elle dépend des produits à classer, des performances requises, de l'expérience et de l'aisance du concepteur à manipuler les nombreux paramètres d'un système de reconnaissance. C'est donc lui, dans cette situation, qui doit décider s'il vaut mieux raffiner le système de manière à atteindre les performances souhaitées ou s'il est préférable de considérer que les résultats en sont trop éloignés, ce qui nous mène alors au troisième cas.

Lorsque les résultats sont bien en dessous des performances requises, cela signifie qu'aucune des combinaisons d'attributs n'est en mesure de former une signature apte à satisfaire le cahier des charges. Dans cette situation, il ne sert à rien de vouloir raffiner le système de reconnaissance comme dans le cas précédent. Il vaut mieux alors changer d'approche. Dans le cadre de la méthode que je propose, cette nouvelle approche est réalisée par une *analyse phénoménologique*.

3.3 Analyse phénoménologique

Le fait que nulle signature idoine n'ait été trouvée lors de la phase d'extraction « à blanc » peut avoir deux causes :

1. Il n'y a pas de signatures aptes à distinguer les classes d'intérêt dans ce domaine physique ;
2. De telles signatures existent, mais le concepteur n'a pas les connaissances nécessaires pour les trouver.

Dans les deux cas, le concepteur du système de reconnaissance doit alors changer d'approche et traiter le problème d'un autre point de vue. Il faut qu'il change d'horizon de réalité. Cette démarche permet de répondre aux deux causes citées ci-dessus. Si les signatures n'ont pu être trouvées parce qu'elles n'existent pas dans le domaine physique choisi, il faut alors que le concepteur change de domaine physique et reconsidère son programme de recherche. Si les signatures existent, mais que le concepteur n'a pas les connaissances nécessaires pour les trouver, changer de domaine physique lui permettra alors d'augmenter ses connaissances des phénomènes en jeu. Cela l'aidera à trouver de nouveaux attributs qui, potentiellement, lui permettront de créer les signatures aptes à atteindre les performances souhaitées.

L'apport de ce changement de domaine physique peut être utilisé de deux manières. Dans le premier cas, le concepteur du système de classification peut décider de chercher des attributs potentiels dans ce nouveau domaine. Les recherches et analyses qu'il a réalisées dans le domaine précédent lui permettent alors de chercher avec plus d'aisance et de facilité des attributs potentiels dans ce nouveau domaine physique. Dans le deuxième cas, le concepteur utilise ce nouveau domaine, non pas pour y chercher des attributs, mais pour mieux comprendre les phénomènes en jeu et leur physique sous-jacente. Les connaissances qu'il acquerra de cette démarche lui permettront alors de revenir au domaine physique d'origine et d'y trouver de nouveaux attributs jusque là inexploités. Cette deuxième démarche, appelée *analyse phénoménologique*, est plus intéressante que la première, car elle ne nécessite pas de remettre en place tout un système de reconnaissance pour un nouveau domaine physique.

Le choix du domaine physique où réaliser l'analyse phénoménologique dépend fortement des phénomènes d'intérêt, des produits à classer et des moyens à disposition du concepteur. Il n'est donc pas possible de déterminer de règles générales pour diriger ce choix. Il faut cependant prendre garde au temps qu'une telle analyse peut prendre. Celle-ci n'est, en effet, pas un objectif en soi, mais un moyen pour acquérir les connaissances nécessaires pour trouver des attributs à même de former des signatures d'intérêt. Le concepteur réalisant une telle analyse ne doit donc pas se perdre dans celle-ci et ne jamais oublier le but d'une telle démarche. Le temps et l'énergie à investir dans cet travail varient cependant fortement d'un cas à l'autre et c'est au concepteur d'estimer l'investissement qu'il peut se permettre dans cette tâche.

Une fois l'analyse phénoménologique réalisée, le concepteur retourne alors dans le domaine physique original afin d'y extraire de nouveaux attributs. Ceux-ci, puisqu'ils sont choisis à partir des connaissances issues de l'analyse phénoménologique, sont donc plus pertinents et ont de plus grandes probabilités de former des signatures aptes à satisfaire le cahier des charges du système de reconnaissance.

Voici un exemple d'analyse phénoménologique issu d'un problème de classification de cétacés par l'analyse acoustique passive à des fins de recensement des populations marines. Dauphins, baleines et cachalots, pour ne citer qu'eux, peuvent évoluer, selon la région géographique considérée, dans le même environnement. Leurs chants respectifs ont alors lieu simultanément, au plus grand bonheur des amateurs de concerts marins. Le plaisir n'est cependant pas le même pour les scientifiques qui souhaitent compter le nombre d'individus présents dans l'environnement d'intérêt. La réalisation d'un système de reconnaissance en extrayant des attributs potentiels sans avoir de connaissances spécifiques des animaux, une extraction « à blanc » donc, est extrêmement complexe et ne permet que difficilement d'obtenir des résultats fiables. L'analyse phénoménologique réalisée dans ce cadre a consisté

à étudier les organes d'émission sonore de ces animaux pour mieux comprendre la structure des sons qu'ils émettent. Ce sont ces connaissances biologiques qui ont permis d'identifier des structures sonores spécifiques à chaque espèce. Ainsi, lorsque le cachalot macrocéphale émet un « clic »⁴, les hydrophones⁵ captent au moins trois impulsions successives. Cette structure dite *multipulses*, définie par le modèle de Mohl (2003) [22], est due à la structure de l'organe de spermaceti, responsable de l'émission de signaux d'écholocation. Cet organe, une version plus performante du *melon* des dauphins, émet, en raison de sa structure, des échos du « clic » initial. En repérant, sur les signaux acoustiques acquis, de tels échos, les scientifiques peuvent en déduire que ces signaux sont issus d'un cachalot. Du point de vue des cétologues, cette information s'est avérée très intéressante puisque la durée entre ces échos permet d'estimer la taille de l'organe de spermaceti et, par extension, la taille approximative du cachalot.

3.4 Conclusions

La mise en œuvre d'un système de reconnaissance statistique à des fins de contrôle qualité est un processus complexe et dont la pratique varie fortement d'un cas à l'autre. De plus, avoir une connaissance approfondie des systèmes de reconnaissance statistique, bien que cela s'avère une aide précieuse, ne suffit pas pour atteindre, de manière structurée et méthodologique, les résultats souhaités. C'est la raison pour laquelle je propose, à cette fin, une méthodologie particulièrement appropriée pour du contrôle qualité. Celle-ci suit une structure itérative et se compose de trois étapes clefs. La première étape consiste à extraire des attributs potentiels du domaine physique choisi à partir des connaissances propres au concepteur du système de reconnaissance. J'appelle cette étape *extraction* « à blanc ». Cette étape réalisée, le concepteur du système entraîne le classificateur à partir de ces attributs et voit si les résultats obtenus satisfont le cahier des charges du système. Si c'est le cas, alors les signatures sont identifiées et le système peut être implanté dans la chaîne de production. Dans le cas contraire, si les résultats ne satisfont pas le cahier des charges, mais s'en rapprochent fortement, le concepteur peut essayer de raffiner le système de reconnaissance de telle sorte à améliorer suffisamment les résultats afin de satisfaire les besoins du projet. Si cette démarche échoue ou si les résultats sont bien en dessous de ceux attendus par le cahier des

4. La plupart des mammifères marins ont une gamme de vocalisation relativement vaste et complexe. Les trois types de vocalisation les plus communs sont les *burst* et les sifflements, tous deux utilisés à des fins de communication entre individus (vocalisation sociale), et les « clics », utilisés à des fins d'écholocation (« clics » directionnels) et d'identification (« clics » omnidirectionnels), tous deux utilisés à des fins de navigation.

5. L'hydrophone est un microphone conçu pour fonctionner sous l'eau.

charges, le concepteur du système doit alors acquérir de nouvelles connaissances propres aux produits qu'il doit classer de manière à pouvoir trouver des attributs plus aptes à composer des signatures propres à satisfaire le cahier des charges. Ces connaissances sont acquises en étudiant les produits d'intérêt selon un autre point de vue, selon un autre domaine physique que celui dans lequel il cherchait, jusqu'alors, des attributs potentiels. J'ai appelé cette approche consistant à acquérir des connaissances dans un nouvel « horizon de réalité » une *analyse phénoménologique*. Lorsque le concepteur estime avoir acquis suffisamment de connaissances sur les phénomènes d'intérêt, il peut alors retourner dans le domaine physique originalement choisi pour extraire de nouveaux attributs potentiels. Mettant à profit ses connaissances précédemment acquises, il peut alors mettre en évidence de nouveaux attributs plus à même de former des signatures propres à satisfaire le cahier des charges du système de reconnaissance. La structure logique de cette méthodologie est décrite à la figure 3.1.

Cette méthodologie présente quatre avantages. Tout d'abord, en raison de sa structure, elle ne nécessite pas de base complexe. Elle part d'un système de reconnaissance simple et ne nécessite « que » les connaissances « à blanc » du concepteur. C'est seulement si ce système et ces connaissances ne suffisent pas qu'il faut soit raffiner le système (et donc le rendre plus complexe), soit réaliser une analyse phénoménologique qui peut être coûteuse en temps et en moyens. Cette méthode propose donc, au début, une approche simple et n'augmente la complexité du système que lorsque cela s'avère nécessaire. Le deuxième avantage de cette méthodologie est qu'elle prend en compte les connaissances des individus qui conçoivent le système. Elle exploite les connaissances « à blanc » du concepteur lors de la création du système de reconnaissance. Celles-ci peuvent être extrêmement précieuses, surtout lorsque le concepteur a déjà de l'expérience dans les systèmes de reconnaissance, avec les produits à classer ou même le domaine physique choisi. Si ces connaissances sont suffisantes, il est même possible que le concepteur arrive à réaliser un système de reconnaissance satisfaisant le cahier des charges sans devoir réaliser d'analyse phénoménologique. Le troisième avantage est que cette méthode s'adapte à n'importe quel concepteur, qu'il soit expert du sujet ou profane. Bien entendu, le profane mettra plus de temps ou, même, devra réaliser une analyse phénoménologique là où l'expert n'en aurait pas eu besoin. Un expert n'étant pas toujours disponible, cette méthode offre toutefois la possibilité qu'un concepteur non expert du sujet finisse par avoir suffisamment de connaissances pour réaliser un système de reconnaissance satisfaisant le cahier des charges du projet. Enfin, cette méthode est générique et peut être appliquée à de nombreux domaines. Celui du contrôle qualité s'y prête particulièrement bien, mais la méthode peut être utilisée, sans changement majeur, dans de nombreuses autres situations qu'elles soient industrielles ou à des fins de recherches.

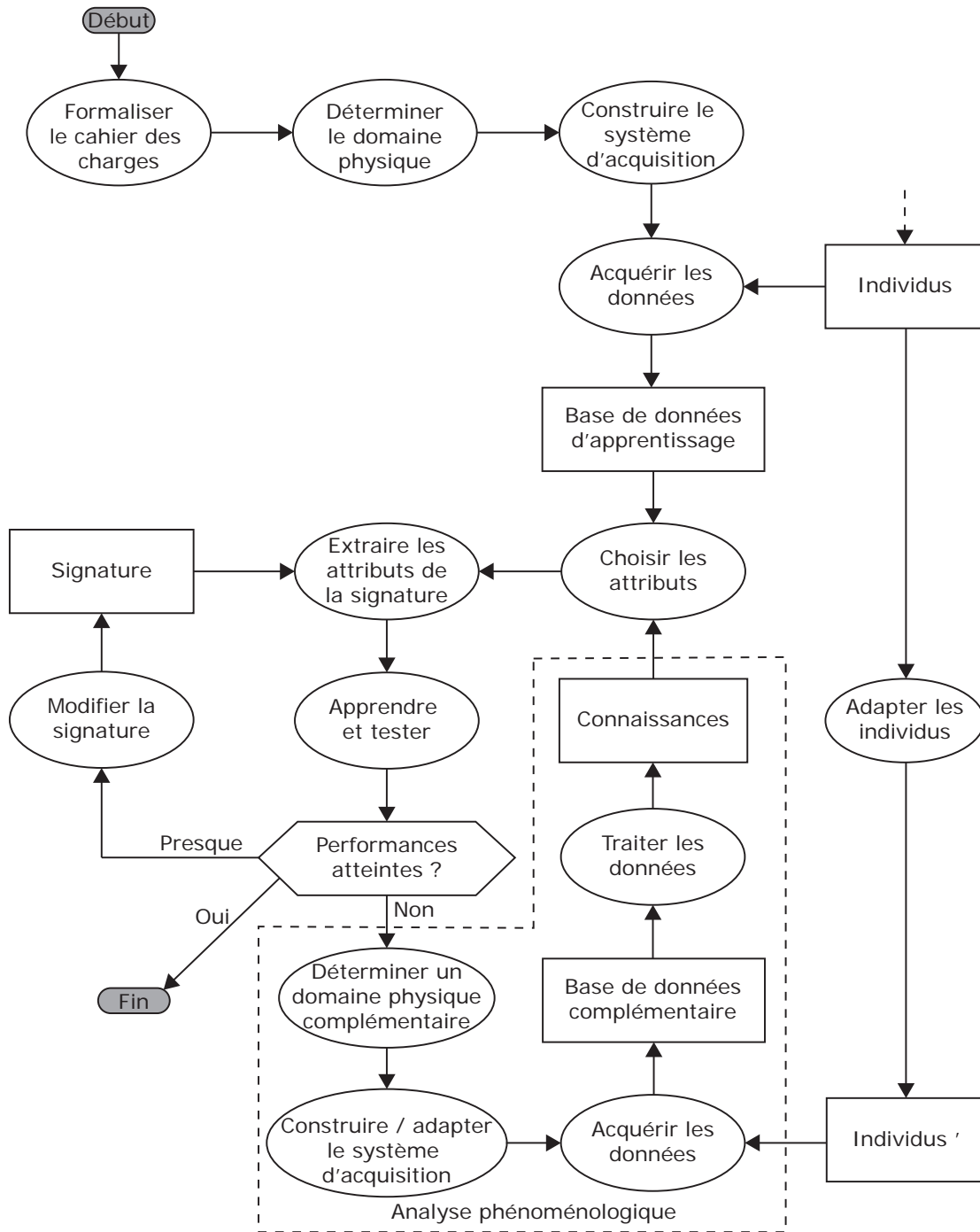


Figure 3.1 – Schéma-bloc décrivant la structure logique de la méthodologie proposée pour résoudre un problème de reconnaissance statistique à des fins de contrôle qualité. Afin de soulager la représentation visuelle, l'ensemble des itérations n'est pas représentée.

Afin de valider la pertinence et l'efficacité de cette méthode, je l'ai appliquée à un problème industriel lié au contrôle qualité de mouvements mécaniques horlogers par l'analyse vibroacoustique. La description du projet ainsi que la mise en œuvre de cette démarche et de l'outil de reconnaissance statistique au sein de ce projet sont décrites dans les chapitres suivants (cf. chapitres 4 puis 6 à 9).

« Le vrai génie réside dans l'aptitude à évaluer l'incertain, le hasardeux, les informations conflictuelles. »

Winston Churchill (1874 – 1965)

4

Application à un cas industriel

La méthode décrite au chapitre 3 est adaptable à de nombreux cas réels. Sa structure itérative et son aptitude à inclure des connaissances humaines au sein d'un processus de reconnaissance est particulièrement adaptée à la résolution des problèmes multicritères complexes que l'on peut rencontrer dans des cas industriels.

La suite de ce document décrit l'application de cette méthode à un cas pratique tiré d'un projet industriel réalisé au Laboratoire de Production Microtechnique entre 2010 et 2013. Ce projet avait pour but d'améliorer les outils utilisés par la majorité des acteurs horlogers pour le contrôle qualité des mouvements mécaniques par des moyens acoustiques. Ce projet fût coordonné par l'Association Suisse pour la Recherche Horlogère et réalisé en partenariat avec dix manufactures horlogères et un fournisseur d'équipements de contrôle horloger. Dans le cadre de ce rapport, je dénommerai ce projet *Watson*.

La première section du chapitre (cf. section 4.1) décrit la problématique technique du projet. Afin de ne pas alourdir inutilement ce document, l'analyse fonctionnelle faite en amont de cette formulation technique n'est pas décrite ici. La seconde section (cf. section 4.2) détaille le système d'acquisition qui a été utilisé pour enregistrer les vibrations des mouvements alors que la troisième section (cf. section 4.3) décrit le protocole d'acquisition ainsi que la base de données de signaux d'apprentissage qui a été composée à partir de ces acquisitions. Enfin, la dernière section (cf. section 4.4) synthétise les principaux résultats qui ont été obtenus lors de ce projet. Ceux-ci sont abordés, plus en détails, dans les chapitres suivants.

Afin de ne pas porter atteinte aux intérêts des différents acteurs du projet, j'ai renoncé à présenter le détail de certains aspects et résultats de ce projet.

Ce chapitre contient quelques termes techniques issus du domaine horloger. Le lecteur souhaitant se familiariser avec ce domaine trouvera une description complète de ces termes dans le glossaire (p. 199) et, plus généralement, du fonctionnement d'un mouvement horloger mécanique au chapitre 5.

4.1 Description générale du problème technique

L'objectif technique du projet était de pouvoir détecter, dans un délai maximal d'environ une minute et à l'aide des outils de mesure actuels, certains défauts de fabrication ou de réglage au sein d'un mouvement horloger mécanique et, plus particulièrement, au sein de son échappement. La notion de défaut, dans le cadre de ce document, est liée à n'importe quel élément ou phénomène interne dont l'influence est telle que le produit ne respecte plus son cahier des charges. Dans le cas d'un mouvement mécanique, la fonction principale qu'il doit satisfaire consiste à donner, mécaniquement, une base de temps à une fréquence donnée et avec une erreur maximale d'environ cinq secondes de retard ou d'avance par jour (l'équivalent d'une erreur de soixante parties par million). Aucune performance de reconnaissance n'a été spécifiée dans le cadre de ce projet. Le but principal était de déterminer s'il est techniquement possible de réaliser une classification automatique des mouvements avec et sans défaut. En cas de réponse positive, il fallait alors déterminer comment réaliser un tel système et estimer les performances maxima raisonnablement atteignables.

Les outils de mesure en question sont des systèmes de mesure vibratoire piézoélectrique qui captent les vibrations mécaniques d'un mouvement à travers la platine de celui-ci. Ce principe de mesure offre l'avantage d'avoir accès à des informations internes au mouvement (les vibrations mécaniques issues du fonctionnement du mouvement) tout en évitant le moindre contact avec les éléments fragiles et mobiles qui en sont responsables. L'avantage d'une telle technique, à plus long terme, est qu'elle peut, potentiellement, fournir des informations sur l'état interne d'un mouvement emboîté sans avoir à ouvrir le boîtier.

Afin de pouvoir se fixer des objectifs atteignables et mesurables, ce projet s'est concentré sur la détection de trois types de défauts relatifs à l'échappement :

1. Une lubrification de l'échappement absente ;
2. Un décentrage du spiral ;
3. Une chute sur le plan d'impulsion de la palette.

Ces défauts, détectables par des moyens visuels, sont relativement courants, mais les systèmes de détection vibratoire classiques ne permettaient pas, alors, de les détecter.

Formulé différemment, l'objectif du projet consistait à développer un système permettant de dire, en moins d'une minute et à partir des signaux vibratoires d'un mouvement, si ce dernier comportait l'un des trois défauts spécifiés ci-dessus.

4.2 Description du système d'acquisition

Le système d'acquisition utilisé pour acquérir les signaux vibratoires des mouvements mécaniques est construit autour d'un système de contrôle existant, le Micromat C [23], développé par l'entreprise Witschi Electronic [24] spécifiquement pour la mesure horlogère. Le principe de ce système consiste à venir au contact de la platine avec un transducteur piézoélectrique afin de capter les vibrations issues du mouvement et de les convertir, après amplification, filtrage et numérisation, en des signaux exploitables. Afin de pouvoir utiliser ce système dans le cadre du projet *Watson*, ce système a été modifié, avec l'aide de Witschi Electronic. Le transducteur piézoélectrique employé a été modifié afin d'avoir une réponse en fréquence plus large que les transducteurs standards et une sortie supplémentaire a été ajoutée au système de manière à avoir accès directement au signal analogique amplifié.

Finalement, la chaîne d'acquisition (cf. figure 4.1) mise en place pour ce projet utilise le Micromat C uniquement pour l'acquisition et l'amplification. Le signal analogique amplifié est alors transmis à un module d'acquisition numérique DEWE-43 [25]. Enfin, le signal est enregistré sur un ordinateur et stocké dans une base de données. La bande passante totale de la chaîne d'acquisition est d'environ 180 kHz. Les signaux sont enregistrés sur vingt-quatre bits en tant qu'entiers signés. Par soucis de simplification et de normalisation, tous les signaux enregistrés dans la base de données ont été normalisés entre -1 et 1 volts.

4.3 Protocole d'acquisition et base de données

La première base de données du projet a été composée de signaux provenant de mouvements avec et sans défaut. Les mouvements avec défaut ne devaient présenter qu'un seul défaut à la fois. Ceux-ci étaient introduits dans des mouvements sans défaut par les partenaires horlogers qui mettaient à disposition les mouve-

ments. Chaque partenaire a mis à disposition du projet douze mouvements nus (sans cadran ni aiguille) : trois sans défaut et trois de chaque défaut.

Les acquisitions vibratoires ont été réalisées à l'intérieur d'un caisson anéchoïque sur une durée de deux minutes et à une fréquence d'échantillonnage de 200 kS/s. Le transducteur piézoélectrique a été mis au contact de la platine, au plus proche de la tige de remontoir. Durant l'acquisition, les mouvements étaient tenus à l'horizontal, les ponts étant orientés vers le haut. La température interne du caisson anéchoïque se situait, pour toutes les acquisitions, entre 20° et 22°C.

Chaque acquisition a été réalisée en double : une fois avec le barillet armé au maximum puis une deuxième fois, une demi-heure plus tard. L'intérêt de cette deuxième mesure est de pouvoir réaliser une acquisition du signal vibratoire du mouvement lorsque le barillet fournit un couple qui est dans sa plage de travail normal. En effet, lorsque l'armage est maximal, le couple fourni par le barillet est, durant une durée relativement courte, anormalement élevé et hors de sa plage de fonctionnement normal.

Finalement, la base de données des signaux d'apprentissage contenait cent vingt signaux provenant de dix calibres différents.

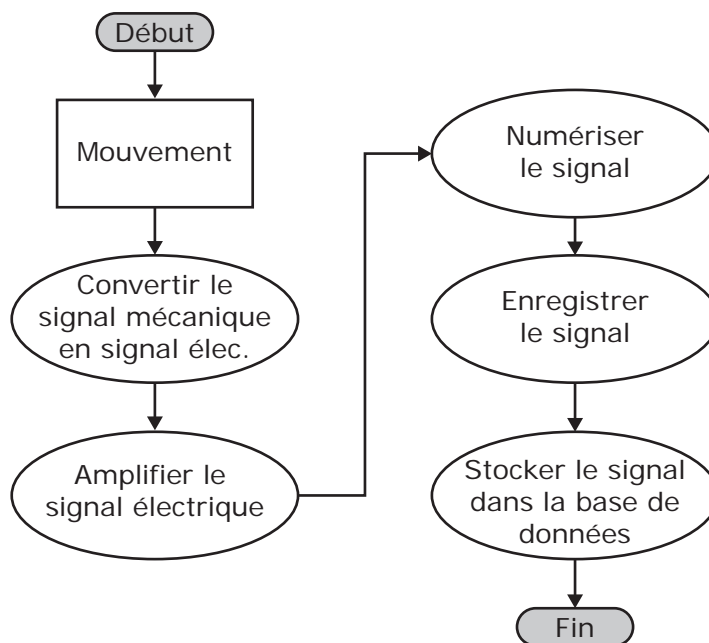


Figure 4.1 – Schéma bloc de la chaîne d'acquisition des signaux vibratoires des mouvements.

4.4 Résultats du projet industriel

Finalement, dans le cadre de ce projet j'ai pu mettre en évidence qu'il est possible, à partir d'informations vibro-acoustiques, de distinguer des mouvements sans défaut de ceux possédant l'un des trois défauts d'intérêt. J'ai pu identifier et extraire, manuellement, des signatures aptes à classer des mouvements conformes et non conformes à l'aide d'un système de reconnaissance statistique bayésien. Les meilleurs résultats de classification que j'ai pu obtenir dans ce projet (cf. tableau 4.1) montrent qu'il est possible de distinguer des mouvements avec et sans défaut avec une fiabilité de l'ordre de 97 % de bonnes reconnaissances.

Tableau 4.1 – L'une des meilleures matrices de confusion obtenues dans le cadre du projet Watson.

		Classes réelles	
		Classe sans défaut	Classe avec défaut
Résultats des tests	Résultats sans défaut	11 Vrais positifs	0 Faux positifs
	Résultats avec défaut	1 Faux négatifs	10 Vrais négatifs
		0.92 Sensibilité	1 Spécificité

0.97
Exactitude

Ces résultats n'ont pu être obtenus à partir d'une analyse « à blanc » des signaux de la base de données. Les connaissances disponibles dans la littérature à propos de la structure du signal vibro-acoustique d'un mouvement n'étaient pas suffisantes pour identifier les attributs nécessaires pour composer une signature apte à distinguer les classes d'intérêt. Il m'a fallu réaliser une analyse phénoménologique de ces signaux et de leurs causes mécaniques afin de compléter les connaissances que j'avais de ces signaux. Celles-ci m'ont permis de mettre en évidence des attributs supplémentaires grâce auxquels j'ai pu composer les signatures à l'origine de ces résultats de reconnaissance.

De plus, l'analyse phénoménologique a permis de mettre en évidence quelques phénomènes non décrits dans la littérature. Ces informations sont non seulement intéressantes pour l'identification d'attributs potentiels dans le cadre de la mise en œuvre d'un système de classification, mais aussi pour les manufactures horlogères de manière à mieux comprendre les phénomènes ayant effectivement lieu au sein de l'échappement à ancre suisse lors de son fonctionnement. Ces connaissances

supplémentaires peuvent mener à l'amélioration de l'échappement, notamment par une identification et la compréhension des éléments ou des phénomènes à l'origine de pertes énergétiques.

Ces résultats de reconnaissance sont cependant à interpréter avec précaution. La base de données d'apprentissage qui a été utilisée pour les produire ne contenait les signaux que d'une trentaine de mouvements. Elle n'était donc pas forcément statistiquement représentative des classes d'intérêt. Un cas réel, réalisé avec une base de données statistiquement représentative, présentera très probablement des performances de reconnaissance inférieures. Malgré tout, les très bons résultats obtenus avec un système de classification relativement simple laissent supposer que, dans un cas réel, il sera possible d'identifier des signatures permettant de distinguer les classes d'intérêt et d'obtenir, suite à une adaptation probable des modèles, des résultats industriellement exploitables.

La méthodologie proposée et présentée dans le chapitre 3 a été appliquée, intégralement, dans le cadre de ce projet. Elle a permis d'obtenir, de manière logique, structurée et répétable, ces résultats de reconnaissance tout en offrant, grâce à la réalisation de l'analyse phénoménologique, des connaissances supplémentaires sur le fonctionnement effectif des échappements à ancre suisse. La manière dont ces résultats ont été obtenus et les connaissances phénoménologiques acquises sont décrites dans les chapitres suivants.

« L'homme de science le sait bien, lui, que seule la science, a pu, au fil des siècles, lui apporter l'horloge pointeuse et le parc-mètre automatique sans lesquels il n'est pas de bonheur terrestre possible. »

Pierre Desproges (1939 – 1988)

5

Fonctionnement d'un échappement à ancre suisse

Le but de ce chapitre est de décrire le fonctionnement d'un échappement à ancre suisse de manière à fournir, au lecteur non familier avec ce domaine, les éléments nécessaires à la compréhension des chapitres suivants de ce document. Le lecteur ayant de bonnes bases horlogères peut, sans soucis, s'épargner la lecture du début de ce chapitre et se rendre directement à la section 5.7. Celui souhaitant approfondir le sujet peut se référer aux ouvrages [26], [27], [28], [29]¹ et [32] ainsi qu'à la thèse [33]. Bien qu'intégrées au texte, la plupart des définitions techniques de ce chapitre sont issues du dictionnaire Berner [34]. La partie historique de ce chapitre est très fortement inspirée des ouvrages [35] et [36].

5.1 Brève histoire de la mesure du temps

L'histoire de la mesure du temps remonte aux premières civilisations. Cette mesure avait pour but d'organiser la vie sociale, religieuse et économique des sociétés. Les premières traces écrites de la mesure du temps sont estimées à 2400 ans av. J.-C. et sont d'origines égyptiennes. Selon les connaissances que nous avons de cette

1. Les ouvrages des frères Grossmann [29] datant du début du XXe siècle, il est particulièrement difficile de se les procurer au format papier. Des versions numérisées sont cependant disponibles aux URL [30] et [31].

époque, ces mesures étaient utilisées, avant tout, à des fins religieuses. La première période à avoir été divisée en unité de temps n'est pas le jour mais la nuit. Ceci fût réalisé par l'observation du mouvement des « étoiles » et la division du ciel en trente-six *décans* repérés par les corps astraux qui les composaient. À cause de l'inconstance de certains corps astraux au fil des saisons et donc l'impossibilité d'identifier les décans qui leur étaient associés, seuls les douze décans qui restaient visibles tout au long de l'année furent gardés. Au XVIIIe siècle av. J.-C., la division du jour en douze parties (probablement par symétrie avec les douze divisions nocturnes), fût mesurée à l'aide des premiers instruments recensés de la mesure du temps : les *gnomons*, les *cadrans solaires* et les *astrolabes*. La division de la journée en deux fois douze parties fût conservée puis adoptée par les Chaldéens (VIIe siècle av. J.-C.) puis se répandit en Grèce avant de devenir un « standard » du monde « civilisé ». La division de nos journées en vingt-quatre heures est donc d'origine égyptienne. Ce n'est d'ailleurs qu'au XVIe siècle ap. J.-C. que l'heure fut définie de manière formelle comme étant le vingt-quatrième du temps séparant deux passages du soleil au zénith. La division de l'heure, quant à elle, en soixante parties provient des Chaldéens (et plus probablement de l'un de leur descendant, les Sumériens) dont le système de numération était *sexagésimal*. L'un des avantages présumés de la base soixante fut, en raison des nombreux diviseurs entiers qu'elle contient, de faciliter, alors, les calculs astronomiques. Malgré ces divisions, l'ajout systématique des vingt-quatre graduations sur les cadrans ne se fît que tardivement. Encore au Moyen-Âge, nous trouvons, sur les chantiers, des cadrans ne comportant que quatre divisions : celles indiquant, pour les ouvriers, le début et la fin de la journée de travail et celles délimitant leur pause.

De manière à pouvoir mesurer le temps en s'émancipant d'incontrôlables phénomènes naturels, l'humain a développé de nouveaux instruments de mesure afin de satisfaire les besoins liés à la vie quotidienne (durée des tours de garde, temps de parole des magistrats, sonnerie des cloches pour les offices, couvre-feu, etc.). L'outil le plus répandu à cette fin fût la clepsydre dont les premières traces furent découvertes en Égypte et remontent au XIVe siècle av. J.-C. À cause de la diminution du débit de sortie à mesure que la clepsydre se vidait, les premières réalisations dites à *vase percé* n'étaient pas particulièrement précises. C'est le grec Ctésibios d'Alexandrie (IIIe siècle av. J.-C.) qui réussit à rendre le débit de sortie constant en ajoutant aux clepsydes de l'époque un vase supplémentaire équipé d'une soupape. La précision de ces instruments, sur une journée, était alors de l'ordre de dix minutes. Afin d'afficher le temps qui passe, certaines clepsydes, dénommées alors *horloges à eau*, furent équipées d'aiguilles (activées par des jeux de pistons) affichant les heures et les minutes. La précision de la clepsydre fera d'elle l'instrument de la mesure du temps le plus précis qui soit jusqu'à l'invention de l'échappement à ancre en... 1675. Si la mesure relative du temps à l'aide d'une clepsydre pouvait être extrêmement précise, la mesure absolue de l'heure du jour était beaucoup plus

difficile à réaliser et mettre deux clepsydres à la même heure n'était pas simple. En règle générale, un cadran solaire était utilisé pour recalibrer, chaque jour, les clepsydres. Outil de mesure complémentaire, le sablier fit son apparition au Xe siècle ap. J.-C., principalement dans les pays où l'eau était une ressource trop précieuse pour être gaspillée. Trop imprécis pour la mesure du temps sur de longue durée, il était cependant plus pratique à transporter et à manipuler que les clepsydres. Il fût donc couramment utilisé pour mesurer des temps relativement courts (quelques minutes jusqu'à une demi-heure). Une anecdote intéressante est à souligner à propos du sablier. En 1492, Christophe Colomb, lors de son premier voyage vers le Nouveau Monde utilisa un sablier pour déterminer la longitude² de sa flottille. Un matelot avait la tâche de retourner le sablier dès qu'il était vide, à savoir... toutes les demi-heures.

Outre le sablier et la clepsydre, la bougie graduée fut longtemps utilisée pour mesurer des durées. Bien que fortement imprécise, elle permettait à la fois de s'éclairer et d'offrir une notion approximative du temps qui s'était écoulé depuis qu'elle avait été allumée. Les Chinois leur préféraient l'usage des *horloges à combustion*. Il s'agissait de lampe à huile où le réservoir, en verre transparent, était gradué.

Les premières horloges mécaniques apparaissent aux XIIIe siècle et sont utilisées principalement pour sonner les cloches. L'apport d'une aiguille unique, celle des heures, ne se fera qu'un siècle plus tard. Le concept mécanique de ces horloges, dites à *foliot* du nom du système mécanique qui les faisait fonctionner, fût amélioré par l'Italien Galileo Galilei (1564 – 1642) en 1641, suite à ses études sur le pendule oscillant. Il proposa un projet d'horloge remplaçant le classique volant d'inertie par un pendule, mais ne le réalisa pas. Ce fût finalement Christiaan Huygens (1629 – 1695) qui réalisa cette horloge en 1657. En 1675, Huygens inventa le *ressort spiral* permettant d'atteindre des précisions jusque là jamais atteintes tout en réduisant considérablement l'encombrement du mécanisme.

Au début du XVIIIe siècle, l'Anglais George Graham (1673 – 1751) invente l'*échappement à ancre* augmentant encore considérablement la précision du système. Même si les précisions horlogères, à l'échelle de la journée, ne le justifiaient pas, l'aiguille des secondes fait son apparition dans les montres durant cette période. En 1714, motivé par des raisons stratégiques évidentes, le gouvernement britannique promet une très forte récompense à celui qui réussirait à construire un chronomètre transportable ayant une précision et une stabilité suffisante pour pouvoir déterminer la longitude, à un demi-degré près (trente kilomètres environ), à bord d'un navire après plusieurs semaines de navigation en haute mer. En 1757, l'An-

2. La latitude d'un navire est déterminée, dès l'Antiquité, à partir de la position du soleil à midi ou de l'étoile polaire la nuit. La détermination de la longitude nécessitait, en revanche, de connaître la distance parcourue entre deux points et nécessitait donc une mesure fiable du temps, la vitesse des navires étant aisément mesurable.

glais Thomas Mudge (1715 – 1794) améliore l'échappement à ancre en réalisant l'ancre et le pendule en composants séparés, ce qui facilitait les réglages tout en les rendant plus précis. Ce nouveau type d'échappement porte le nom d'*échappement à ancre libre*. En 1764, le Britannique John Harrison (1693 – 1776) remporte la récompense promise par le gouvernement anglais en réalisant un chronomètre qui, après deux mois de voyage en pleine mer, ne décala que de quelques secondes de retard, amenant la précision du calcul de la longitude à 5.2 secondes d'arc, soit une distance de 1850 mètres.

L'*échappement à ancre suisse*, une version améliorée de l'échappement à ancre libre de Thomas Mudge, fut inventée aux alentours de 1830, à Genève, par le Suisse George Auguste Leschot (1800 – 1884).

La mode horlogère ne date pas d'aujourd'hui. Au cours du XVIIIe siècle, il était bien vu de posséder une pendule ou une montre de gousset. La précision de ces gardes-temps n'était alors que le reflet de la richesse de leur propriétaire, faisant de ces objets des sujets de prestige et non des objets utilitaires. La position de la montre, au XIXe siècle, est très différente. À la suite de la révolution industrielle, au début du XIXe siècle, grâce à l'industrialisation de l'horlogerie et à la diminution des coûts de production par le travail à la chaîne, nombreux sont ceux à posséder une montre ou, à défaut, une pendule. La mesure du temps investit rapidement les usines avec la mesure du temps de travail et de la productivité. Dès 1840, le *boom* ferroviaire et le développement du télégraphe imposèrent rapidement un besoin d'uniformisation et de synchronisation de l'heure à l'échelle des pays.

Échappement à ancre suisse

Bien que, depuis une dizaine d'années, de nouveaux échappements voient le jour, notamment grâce à l'intégration dans les manufactures des « nouvelles » technologies liées au silicium, la très grande majorité des mouvements horlogers produits aujourd'hui sont encore équipés d'échappement à ancre suisse. Jusque là, cet échappement n'avait connu aucune évolution majeure. Ceci était dû aussi bien à ses qualités intrinsèques (robuste, relativement facile à produire et offrant de nombreuses possibilités de réglage) qu'aux précisions temporelles qu'il peut atteindre. Cet échappement n'est évidemment pas exempt de défauts : importantes pertes d'énergie (moins d'un tiers de l'énergie stockée dans le barillet est véritablement utilisée), altération des lubrifiants avec la fréquence, sensibilité aux chocs, à la température, à l'humidité et aux champs magnétiques. De plus, comme la plupart des systèmes horlogers, il faut savoir que l'énergie à disposition E est proportionnelle à la résolution temporelle souhaitée R et à la *réserve de marche* M selon l'équation

$$E \propto R \cdot M \quad (5.1)$$

Pour une énergie donnée (définie en générale par la conception du barillet), plus une montre bat le temps rapidement, plus sa réserve de marche sera faible et, inversement, plus une réserve de marche sera élevée, plus la résolution temporelle du mouvement sera faible. Il s'agit donc d'un compromis à faire entre ces deux paramètres.

Il faut faire attention à ne pas mélanger les notions de résolution temporelle et de précision d'un mouvement. La résolution temporelle désigne le nombre d'alternance par seconde que l'échappement peut réaliser. La précision d'un mouvement désigne sa capacité à compter correctement la seconde. Aujourd'hui, la précision demandée d'un mouvement classique doit se situer dans une fourchette allant de -4 à +6 secondes de décalage par jour (ce qui correspond à une erreur approximative de soixante parties par million).

Pour arriver à de telles performances, l'échappement ne suffit évidemment pas. Les siècles de travaux réalisés sur les mouvements en ont fait des systèmes hautement complexes et intégrés où les composants dépendent fortement les uns des autres. Expliquer le fonctionnement d'un échappement nécessite de détailler ses interactions avec les éléments l'entourant et donc de décrire ces éléments. C'est le but de la suite de ce chapitre.

5.2 Vue d'ensemble d'une montre mécanique

D'un point de vue conceptuel, une montre est structurée en deux parties principales : l'*habillage* et le *mouvement*. L'habillage contient l'ensemble des parties visibles (le *boîtier*, le *bracelet*, le *fermoir*, le *cadran* et les *aiguilles*). L'utilisateur n'a accès, physiquement, qu'aux éléments de l'habillage. Le mouvement, pour sa part, contient l'ensemble de la mécanique nécessaire à produire les fonctions attendues de la montre. Très souvent, l'utilisateur ne voit pas le mouvement, ce dernier étant « caché » dans le boîtier et sous le cadran.

Les fonctions d'une montre peuvent être très nombreuses et ne sont limitées que par l'ingéniosité des horlogers. Les montres les plus simples contiennent un mouvement « de base » qui permet d'afficher, uniquement, les heures et les minutes à l'aide d'aiguilles. D'autres, beaucoup plus complexes, affichent la date du jour, la position de la lune et du soleil dans le ciel, la carte céleste du jour, la réserve de marche, etc. Au-delà de l'affichage des heures, des minutes et, dans certains cas, des secondes, toute information supplémentaire est produite par un mécanisme additionnel qui est ajouté à un mouvement de base. Ces mécanismes portent le nom

de *complications* horlogères. Dans la grande majorité des cas, une montre à complications est composée d'un mouvement « de base » sur lequel les complications sont ajoutées.

Pour comprendre le fonctionnement de l'échappement à ancre suisse, nous allons, dans ce chapitre, « construire », petit à petit, un mouvement sans complication destiné à une montre-bracelet. S'il était habillé, ce mouvement permettrait d'afficher l'heure, les minutes et les secondes et uniquement cela.

Schématiquement, un tel mouvement est composé d'une réserve d'énergie (le *barillet*), d'une transmission (le *rouage*) et d'un régulateur (l'*échappement* et l'*organe réglant*). Le terme d'*organe* désigne un ensemble de composants réalisant une fonction bien spécifiée. L'organe réglant est la partie responsable de la définition de la base de temps. L'échappement, quant à lui, joue un double rôle. D'une part, il permet une segmentation discrète de ce temps en unités brèves et régulières. De l'autre, il fournit, de manière parcimonieuse, l'énergie dont l'organe réglant a besoin. Le rouage, enfin, sert à transmettre, par l'intermédiaire de l'échappement, l'énergie du barillet à l'organe réglant. Il sert aussi de sortie au système puisque les aiguilles lui sont, plus ou moins directement, reliées.

La très grande majorité des composants mobiles d'un mouvement sont maintenus en place entre la *platine* et un *pont* (cf. figure 5.1). La platine est le support principale sur lequel sont montés tous les ponts et les organes du mouvement. La platine est usinée de nombreux alésages, certains permettant de positionner précisément les ponts, d'autres servant de logement pour des paliers en rubis qui y seront chassés, d'autres encore servant directement de *trous de pivot* et d'autres enfin servant de trous de vis pour la fixation des ponts. Un pont est une pièce contenant au moins un trou de pivot pour l'un des éléments mobiles du mouvement. Les ponts sont en contact avec la platine par des « colonnes » appelées *pieds*. Ils sont positionnés sur la platine à l'aide de goupilles de positionnement et sont fixés sur celle-ci par une ou plusieurs vis. Les ponts sont, en règle générale, nommés d'après les composants qu'ils supportent (p. ex. : pont d'ancre, pont de rouage, etc.). Il existe cependant des exceptions. Les deux plus connues sont le pont de balancier qui est désigné sous le terme de *coq* et le *pont 3/4 platine* qui, lorsqu'il est présent, est un pont recouvrant plus des trois quarts de la platine.

Un mouvement fini présente sur une face le dos de la platine et sur l'autre face la partie supérieure des ponts. À de rares exceptions près, le cadran et les aiguilles sont montés sur la « face platine » du mouvement.

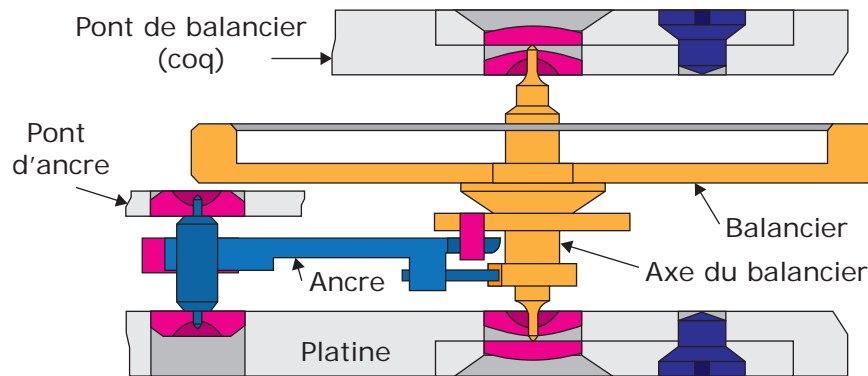


Figure 5.1 – Coupe de profil de deux éléments mobiles (l'ancre en bleu et le balancier-spiral en orange) maintenus entre la platine et leur pont (le pont d'ancre et le coq). Les rubis synthétiques (pierres, contre-pivots, ellipse et palette) sont représentés en rouge et les vis en violet.

5.3 L'organe réglant

L'organe réglant permet de construire une base de temps physique. Dans le cas d'un échappement à ancre suisse, il est réalisé par un pendule physique plan appelé *balancier-spiral*• (cf. figure 5.2). Il s'agit d'un volant d'inertie nommé *balancier* auquel est attaché un ressort spiral. L'autre extrémité du ressort spiral est attaché à une référence fixe, le coq. Un tel système oscillant, lorsqu'il est excité, présente une fréquence propre d'oscillation f dépendant du moment d'inertie J du volant (lui-même dépendant de la masse et du rayon du volant) et de la raideur du ressort (elle-même dépendante, principalement, de la raideur linéaire K_l de la lame ressort et de la longueur active L du ressort spiral). S'il est correctement conçu, un tel système présente l'avantage d'avoir une fréquence d'oscillation indépendante de l'amplitude du balancier (cf. équation 5.2). On dit alors que le système est *isochrone*•.

$$f \propto \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{K_l L}{J}} \quad (5.2)$$

L'oscillation du système, une fois excité, est cependant de courte durée. Les forces de frottement ayant lieu au niveau des pivots de l'organe réglant et les forces aérodynamiques s'exerçant sur les bras du balancier dissipent l'énergie du pendule, amortissant son mouvement rapidement. De manière à pouvoir osciller plus longtemps, il faut non seulement diminuer les pertes par frottement mais aussi fournir, régulièrement, un peu d'énergie au système pour l'entretenir. C'est, entre autre, le rôle de l'échappement que nous verrons à la section suivante. La diminution des frottements est réalisée à l'aide de deux stratégies. La première consiste à limiter les zones de contact entre les pivots du balancier et les *coussinets*•. Ceci est

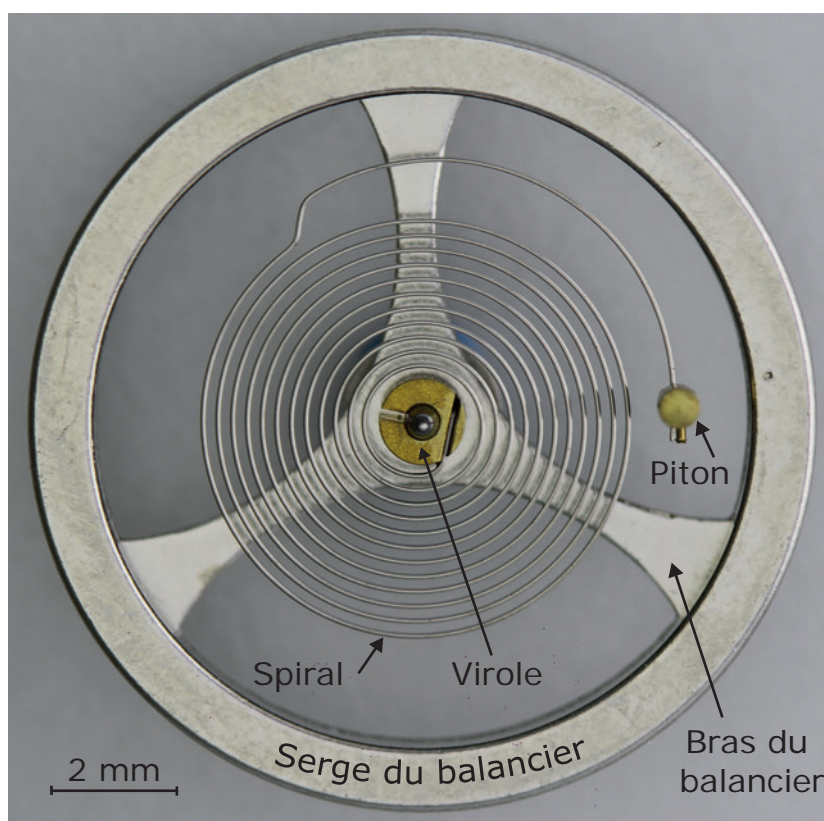


Figure 5.2 – Photographie d'un balancier-spiral avec sa virole et son piton.

réalisé en réduisant au maximum le diamètre des *tourillons* des pivots. L'ordre de grandeur typique pour le diamètre d'un tourillon de balancier-spiral est de quatre-vingt micromètres. Il s'agit du diamètre de tourillon le plus petit présent dans un mouvement sans complication. De plus, toujours afin de diminuer les frottements, les coussinets sont réalisés dans un matériau présentant un coefficient de frottement faible. Il s'agit, en général, de rubis synthétique. Dans le domaine horloger, ces coussinets particuliers sont appelés *coussinets pierres* ou, plus couramment, *pierres*. Enfin et toujours pour diminuer le coefficient de frottement, un peu de lubrification est ajoutée dans ces zones de contact.

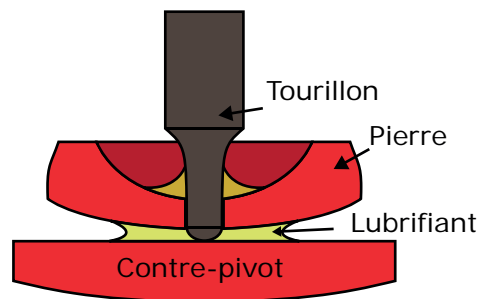


Figure 5.3 – Coupe schématique d'un pivot sans portée avec son tourillon.

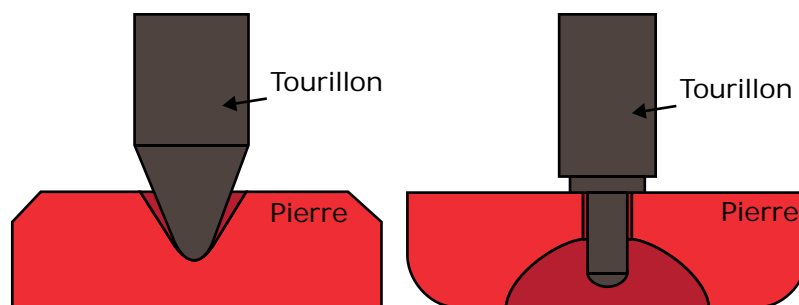


Figure 5.4 – Coupes schématiques d'un pivot conique (à gauche) et d'un pivot cylindrique (à droite).

En raison de la faible surface de contact entre le tourillon et sa pierre et le faible coefficient de frottement entre ces éléments, il devient complexe de garantir le positionnement du balancier-spiral. Une structure spécifique à deux pierres a été développée à cette fin (cf. figure 5.3), l'une des pierres servant au positionnement radial tandis que l'autre sert au positionnement axial. Cette structure s'appelle *pivot sans portée*. De par sa conception, elle permet au lubrifiant de rester en place grâce aux propriétés de tension de surface de celui-ci et à la géométrie de la structure. Les autres mobiles horlogers nécessitant des pierres mais étant moins critiques quant aux frottements sont généralement équipés de pivots cylindriques ou coniques (cf. figure 5.4).

Selon les normes de l'Industrie Horlogère Suisse [37], dans le cas d'un pivot sans portée, les ébats radiaux sont d'environ cinq à dix micromètres alors que l'ébat axial est d'environ vingt à trente micromètres. Les pivots droits, quant à eux, présentent un jeu radial de huit à treize micromètres.

Porte-piton, masselottes et raquetterie

Le ressort spiral est attaché au balancier au niveau de son axe par un élément intermédiaire, la *virole*. Une goupille dénommée le *piton* est attachée à l'autre extrémité du ressort spiral (cf. figure 5.1). Celle-ci est fixée à un élément solidaire du coq, le *porte-piton*. Afin de pouvoir régler, angulairement, la position neutre du balancier-spiral, le porte-piton peut pivoter, par frottement gras, autour de la partie centrale du coq, le *coqueret* (cf. figure 5.5).

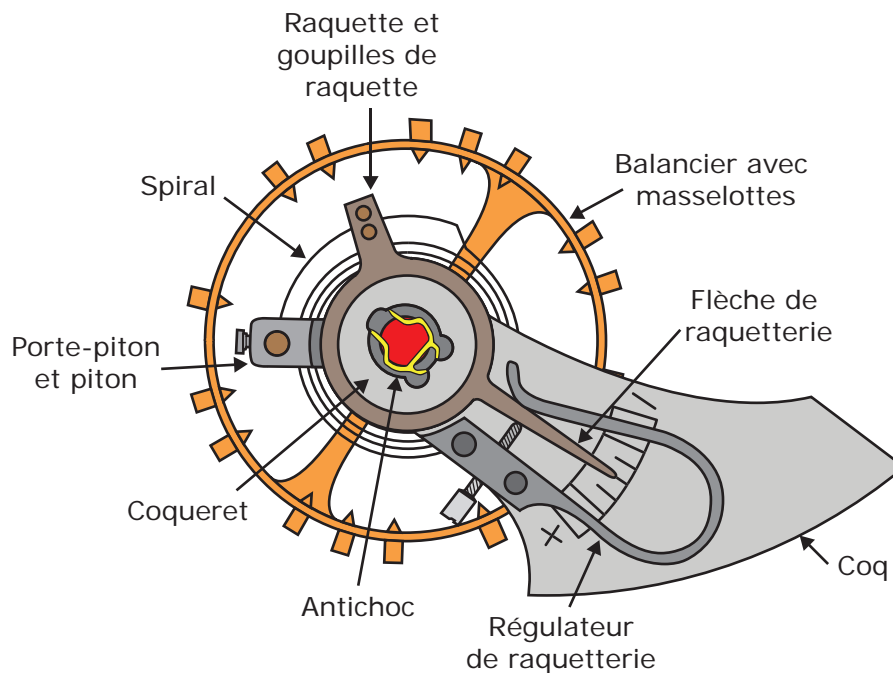


Figure 5.5 – Schéma illustrant les éléments principaux présents autour du balancier-spiral.

Il est intéressant de remarquer que, de part ses points d'attache, un ressort spiral classique, au cours de son fonctionnement, ne se dilate et ne se contracte pas de manière symétrique autour de son axe. Ceci induit un développement asymétrique du spiral, ce qui, outre le fait de fausser légèrement la fréquence propre du spiral, peut, si les spires viennent à se toucher ou entrent en contact avec un élément externe, être une source de défaut notable. Des spiraux spécifiques sont conçus pour

limiter fortement ce développement asymétrique, mais leur description dépasse le cadre de ce document.

Afin de pouvoir réaliser un réglage fin de la fréquence propre d'oscillation du balancier-spiral une fois celui-ci monté, les horlogers agissent principalement sur deux facteurs : le moment d'inertie du balancier et la longueur active du ressort.

Le moment d'inertie du balancier peut être modifié de deux manières. La première consiste à insérer, sur la jante³ du balancier, des *masselottes*[•]. Ces éléments, répartis sur le pourtour de la serge de balancier, sont réalisés de tel sorte à ce que leur centre de masse puisse être déplacé radialement, de manière à modifier, localement, la répartition de masse et donc le moment d'inertie du balancier. Cette méthode, bien qu'efficace, reste complexe et coûteuse à mettre en œuvre. Une méthode plus industrielle consiste à créer un balancier ayant, volontairement, une masse trop importante puis à enlever de la matière au laser tout en faisant tourner le balancier, de manière à pouvoir régler exactement son moment d'inertie selon le cahier des charges. Si le système permettant de réaliser une telle opération est relativement complexe à mettre en place, il s'agit cependant d'une technique précise tout à fait rentable pour des grandes séries.

L'autre méthode pour régler finement la fréquence propre d'oscillation du balancier spiral consiste à régler la longueur active du spiral, grâce à un mécanisme dédié, la *raquetterie*[•]. Ce système comporte un élément, la *raquette*[•], composé de deux goupilles encadrant la dernière spire extérieure du ressort spiral. La raquetterie, tout comme le porte-piton, est montée sur le coqueret et peut, par frottement gras, être positionnée de manière angulaire. Ce positionnement angulaire permet de faire varier la position des goupilles de la raquette le long de la dernière spire du ressort spiral. De cette manière, lorsque le spiral se contracte et se dilate, au rythme des alternances de l'organe réglant, sa longueur active n'est donc plus celle allant de la virole au piton mais sera celle allant de la virole aux goupilles de la raquette. Le positionnement angulaire de la raquette permet alors de faire varier, très finement, la longueur active du spiral. Afin de faciliter ce réglage, il est courant de trouver, sur le coq, un système, le *régulateur de raquette*, permettant un réglage de la raquette par un humain, à l'aide de la *flèche de raquette* et de marquages sur le coq (cf. figure 5.5).

Il est important de noter que les goupilles de la raquette, afin de régler la position angulaire de la raquette, ne contraignent pas la spire du spiral lorsque celui-ci est dans sa position neutre. Il y a donc un jeu entre les goupilles de la raquette et la dernière spire du spiral. Bien que ce jeu soit faible, il engendre, lors du fonction-

3. Les horlogers préfèrent utiliser le terme de *serge* pour désigner la partie annulaire du volant d'inertie. Ceci est dû au fait que, dans le cas d'une roue dentée, le vocabulaire horloger définit la serge comme étant la partie pleine de l'anneau alors que la jante comprend la serge et la denture.

nement normal du balancier-spiral, une situation à trois états. Lorsque le ressort spiral est contracté, la dernière spire est en appui sur la goupille intérieure de la raquette. Au voisinage de sa position neutre, la dernière spire n'est en contact avec aucune des goupilles de la raquette. Sa longueur libre est donc soudainement plus grande, faisant alors chuter sa fréquence propre. Lors de la phase de dilatation du spiral, la dernière spire est en contact avec la goupille extérieure de la raquette. Ces trois phases induisent, non seulement, des variations de la longueur active du ressort spiral (et donc de la fréquence propre du balancier-spiral) mais aussi de légers chocs entre le spiral et la raquette, ce qui peut perturber l'isochronisme du balancier-spiral.

Antichoc

La stratégie consistant à diminuer la surface de contact entre le tourillon et les pierres pour diminuer les frottements du balancier-spiral comporte cependant un risque : les tourillons sont alors si petits qu'ils sont susceptibles de se casser au moindre choc que recevrait le mouvement. Un balancier a une masse entre un et deux grammes. En cas de chocs légers sur la montre, la masse inertielle du balancier induit une contrainte de flexion sur les tourillons suffisante pour les plier ou les casser. Il est donc nécessaire de protéger les tourillons du balancier contre ces chocs. Ceci est réalisé à l'aide d'un *antichoc* horloger.

L'antichoc est une structure intermédiaire entre les parties fixes du mouvement (la platine et le coq) et les pierres du balancier (cf. figure 5.6). La structure principale, appelée *chaton*, reçoit les pierres du pivot sans portée tout comme l'aurait fait la platine ou le coq. Le chaton est mobile dans le logement qui lui est fait dans la platine et le coq. Les points de contact du chaton avec les parties fixes du mouvement sont réalisés à l'aide de plans inclinés. Le principe d'un antichoc horloger consiste à déporter, en cas de choc, le point d'application de la force engendrée de la faible section du tourillon vers celle plus importante du pivot. En cas de choc, la géométrie du chaton, par ses plans inclinés, est telle qu'il se déplace, déportant alors les efforts, dans le cas d'un choc radial, sur le tigeon de l'axe du balancier ou, dans le cas d'un choc axial, sur la portée de l'axe du balancier. Une fois l'énergie du choc dissipée, un ressort de rappel ramène le chaton en place. De cette manière, un mouvement horloger peut subir des chocs importants tout en évitant une rupture des tourillons du balancier.

L'organe réglant, situé entre la platine et le coq, est donc composé d'un balancier-spiral, d'un porte-piton, d'une raquetterie et de deux antichocs. Une fois le spiral mis sous tension puis relâché, ce système oscille à une fréquence prédéfinie. L'amplitude d'un balancier-spiral en cours d'un fonctionnement normal est d'environ

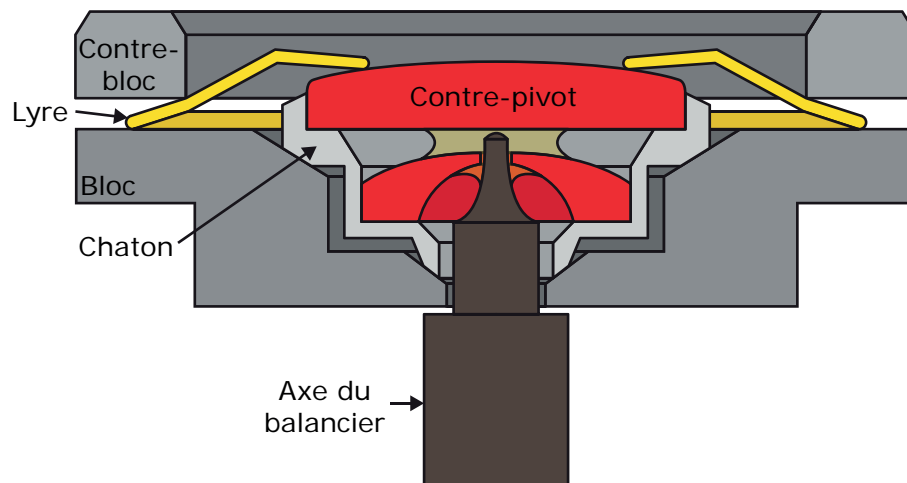


Figure 5.6 – Coupe schématique de profil d'un antichoc horloger.

270° ⁴. La fréquence d'oscillation du balancier-spiral varie selon le type de mouvement. Dans le milieu horloger, ces fréquences sont exprimées en **alternances** par heure. Les plus courantes sont 18 000 alt/h (2.5 Hz), 21 600 alt/h (3 Hz), 28 800 alt/h (4 Hz) et 36 000 alt/h (5 Hz).

Afin d'augmenter la précision du mouvement, il est tentant de vouloir augmenter la fréquence d'oscillation du balancier-spiral. Des fréquences plus élevées sont cependant difficiles à atteindre en pratique, notamment à cause des lubrifiants classiques qui peinent alors à adhérer aux surfaces d'intérêt et « arrosent » les composants voisins. De plus, comme spécifié précédemment, augmenter la précision du mouvement revient à diminuer sa réserve de marche, ce qui, à partir d'une certaine limite, n'est pas souhaitable. Bien que nous trouvions, aujourd'hui, sur le marché, des mouvements qui fonctionnent à dix hertz, il est fort probable que cette fréquence reste à l'avenir réservée à des réalisations particulières.

En conclusion, l'organe réglant (cf. figure 5.7), seul, permet de construire une base de temps relativement fiable et dont la fréquence d'oscillation peut être contrôlée finement. Cette base de temps se présente toutefois sous forme d'oscillation continue et n'est pas aisée à exploiter, telle quelle. De plus, l'organe réglant nécessite, en raison de ses pertes naturelles, un apport énergétique afin de pouvoir être entretenu.

4. Cette amplitude est calculée à partir de la position neutre du spiral. Au cours de son fonctionnement normal, un balancier-spiral a donc une amplitude réelle allant de -270° à $+270^\circ$.

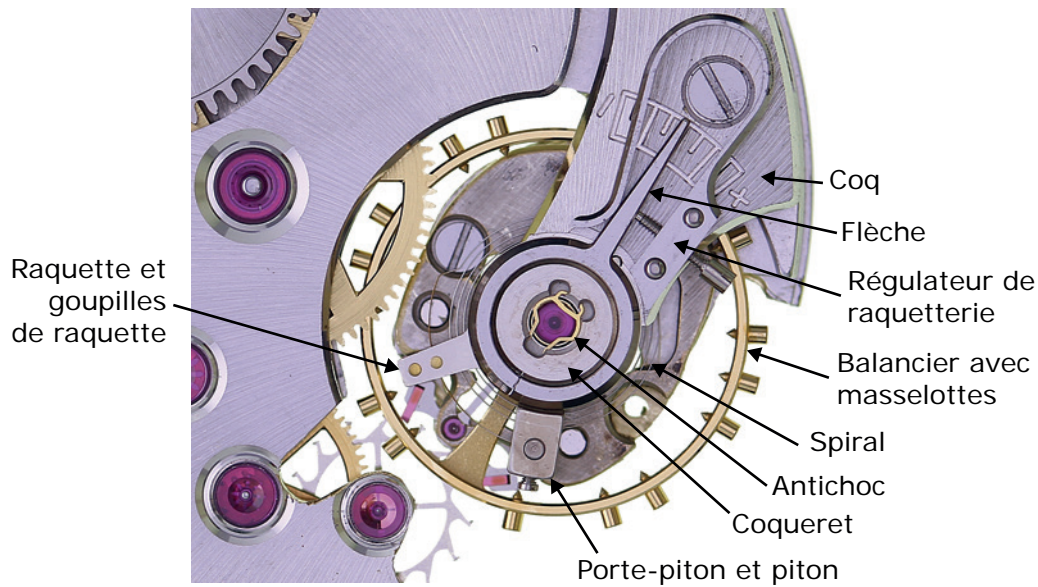


Figure 5.7 – Photographie d'un balancier-spiral monté avec ses différents éléments périphériques.

5.4 L'échappement

L'échappement est l'ensemble de pièces qui va permettre de convertir les oscillations continues du balancier-spiral en unité temporelle discrète et unidirectionnelle tout en fournissant de l'énergie au balancier.

L'échappement est composé de trois pièces : le *grand plateau*, l'*ancre* et la *roue d'échappement* appelée aussi *roue d'ancre*. Ces trois éléments qui forment l'échappement sont désignées par les termes d'*assortiment à ancre*.

5.4.1 Grand plateau

Le grand plateau est fixé, solidairement, sur l'axe du balancier et a pour unique but de servir de support à la *cheville de plateau*, aussi appelée *ellipse* (cf. figure 5.8). L'ellipse est une cheville, au sens mécanique du terme, en rubis synthétique servant de repère mécanique à l'échappement pour détecter le passage des alternances du balancier. La détection des passages de l'ellipse est réalisée par l'ancre.

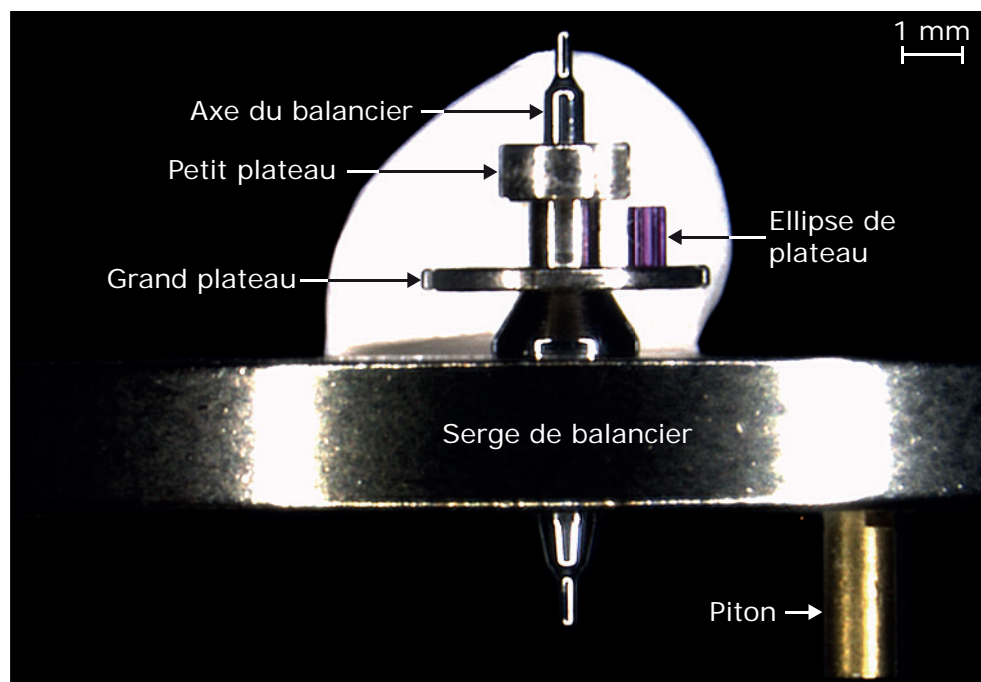


Figure 5.8 – Photographie au microscope d'un balancier-spiral, de profil.

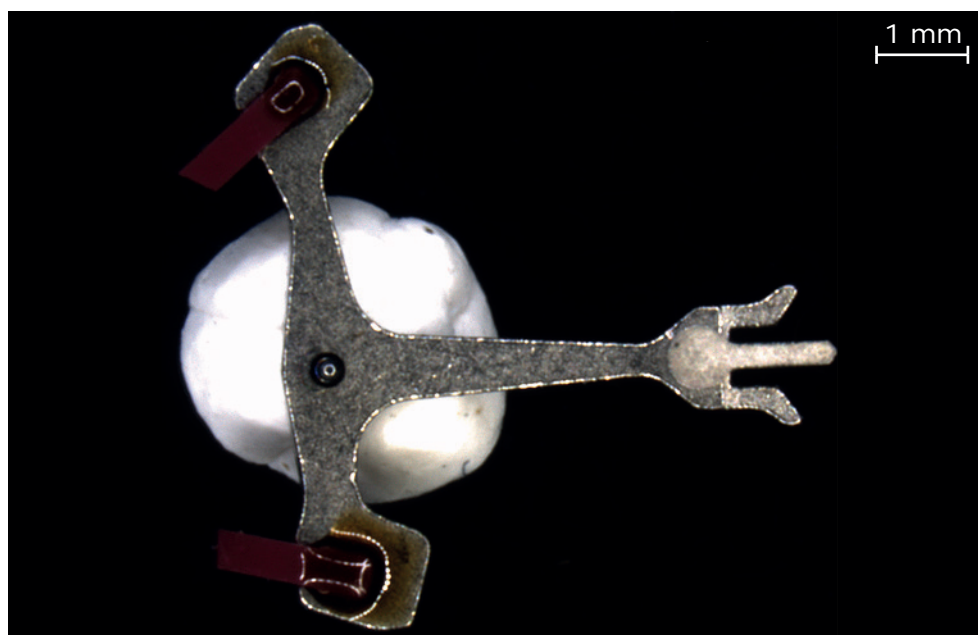


Figure 5.9 – Photographie d'une ancre horlogère.

5.4.2 Ancre

Tout comme le balancier, l'ancre (cf. figures 5.10 et 5.9) est un élément mobile dont les pivots sont logés dans la platine et dans le pont d'ancre. L'ancre est composée de la *fourchette*, la partie qui est en contact avec l'ellipse, la *baguette*, la partie reliant la fourchette au reste de l'ancre et de deux bras portant chacun une *palette*, aussi appelée *levée*, sur laquelle nous reviendrons un peu plus loin.

La fourchette est composée de deux *cornes*. L'espace entre celles-ci est dénommé *entrée de la fourchette*.

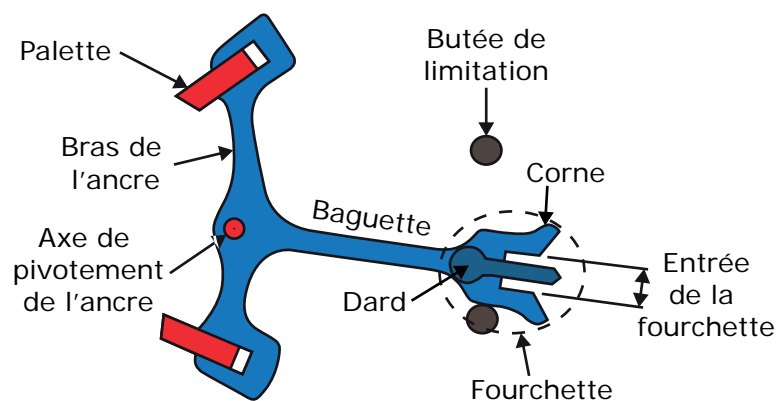


Figure 5.10 – Schéma représentant une ancre horlogère et ses différents éléments.

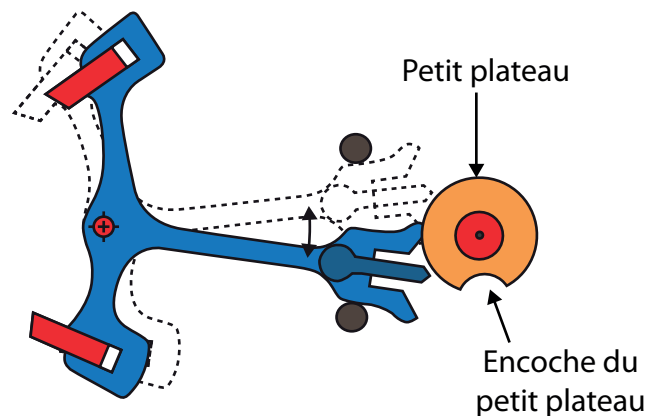


Figure 5.11 – Schéma représentant l'ancre dans ses deux positions extrêmes avec le petit plateau.

L'ancre est conçue et positionnée de telle sorte à ce que l'ellipse puisse s'insérer dans l'entrée de la fourchette de manière à faire pivoter l'ancre à chaque alternance. Afin de limiter le parcours angulaire de l'ancre et pour que l'entrée de la fourchette soit positionnée correctement vis-à-vis de l'ellipse d'une alternance à l'autre, des

butées de limitation sont placées de part et d'autre de la baguette. Lorsque ces limitations sont structurées à même la platine, elles sont appelées *etocaux*[•].

En raison de sa conception, l'ancre présente deux positions extrêmes, en appui sur des butées de limitation (cf. figure 5.11). Le passage d'une position extrême à l'autre est réalisé sous l'impulsion de l'ellipse dans l'entrée de la fourchette. Par ce système, les alternances continues du balancier-spiral sont transformées en un système présentant deux positions extrêmes, alternant à la même fréquence que celle du balancier-spiral.

Dard

Lors d'un choc, il est possible que l'ancre bascule dans son autre position extrême avant que l'ellipse n'en soit responsable. Une telle situation est non fonctionnelle puisque l'ellipse ne pourra alors pas s'insérer dans l'entrée de la fourchette et viendra buter contre la partie extérieure de la corne, ce qui aura pour effet de bloquer le balancier dans son mouvement.

Cette situation est évitée par l'adjonction de deux éléments : le *petit plateau*[•] et le *dard*[•] (cf. figures 5.8 et 5.12). Le petit plateau, à l'image du grand plateau, est solidaire de l'axe du balancier. Son diamètre est plus petit que celui du grand plateau et il comporte un dégagement au niveau de l'ellipse. Le dard est placé sur la fourchette à l'aide du *plot de dard*, à la même hauteur que le petit plateau. La combinaison de ces deux éléments, lorsqu'ils sont correctement dimensionnés, fait que, tant que l'ellipse n'est pas dans l'entrée de la fourchette, l'ancre ne peut pas pivoter car le dard viendrait buter contre le bord du petit plateau. Lorsque l'ellipse est alignée avec l'entrée de la fourchette, l'ancre peut pivoter car le dard s'insère alors dans le dégagement prévu à cet effet. Il s'agit donc d'un système astucieux autorisant le pivotement de l'ancre uniquement au moment adéquat.

5.4.3 Roue d'échappement

Cette roue (cf. figure 5.13) fonctionne de paire avec l'ancre et plus particulièrement avec les palettes de l'ancre (cf. figure 5.14). Cette paire d'éléments a été conçue de manière à répondre à trois besoins :

1. Maintenir l'ancre contre la butée de limitation, pendant que le balancier parcourt l'arc complémentaire ;
2. Fournir au balancier-spiral l'énergie nécessaire pour l'entretenir ;
3. Transformer le changement de position de l'ancre à fréquence fixe en des portions de mouvements rotatifs unidirectionnels à la même fréquence.

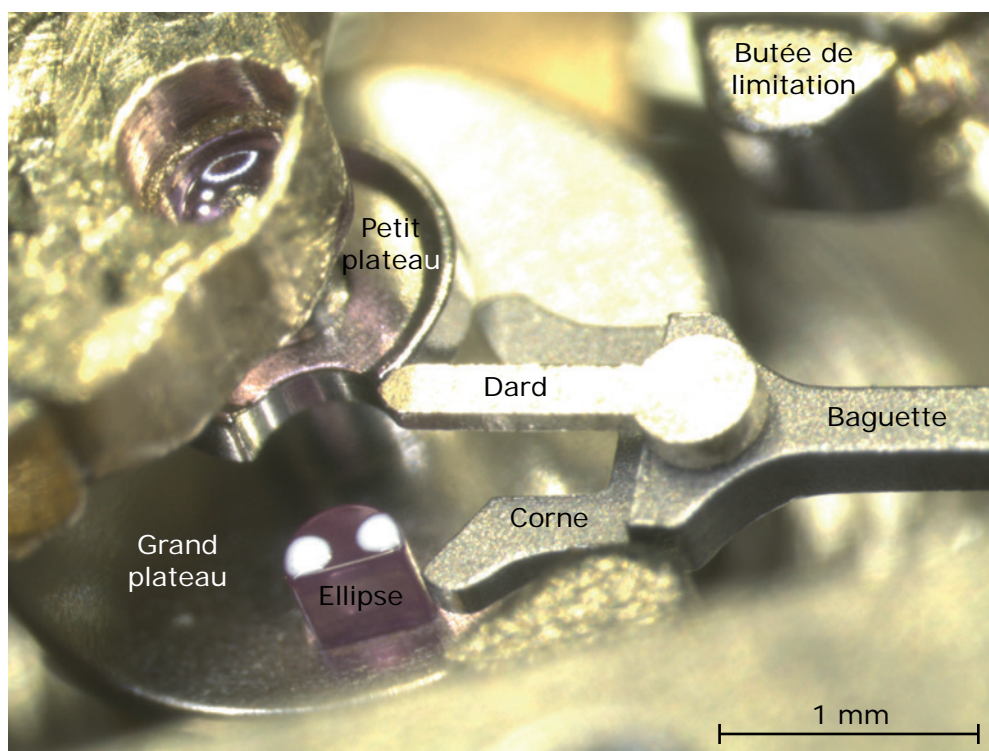


Figure 5.12 – Photographie, réalisée au microscope, illustrant les différents éléments de la fourchette et son interaction avec les plateaux du balancier.

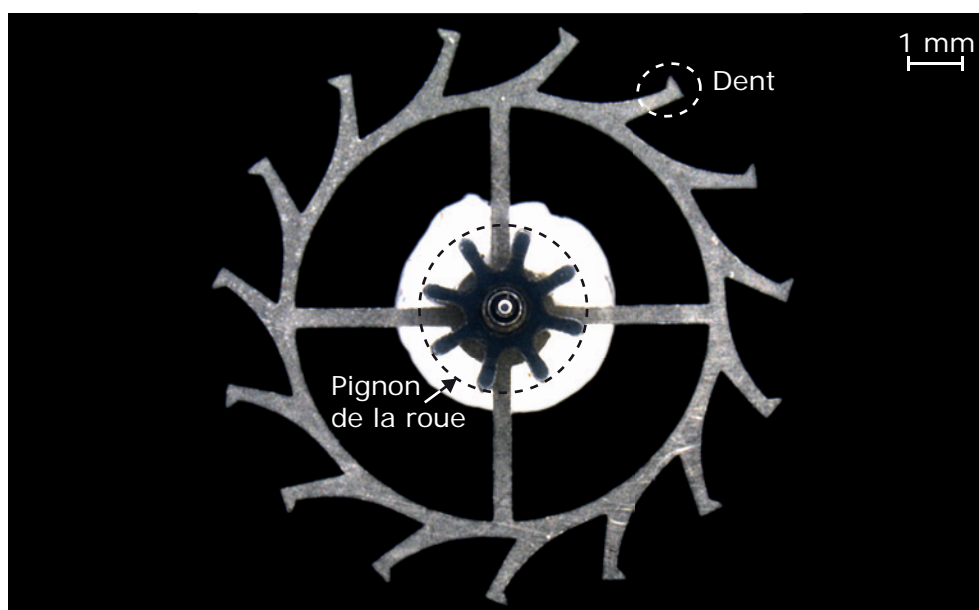


Figure 5.13 – Photographie au microscope d'un mobile d'échappement en acier.

Les évènements décrits ci-après supposent que la roue d'échappement est sous l'influence d'un couple constant ayant pour conséquence, si la roue est non contrainte, de la faire tourner. L'origine d'un tel couple est expliquée plus loin (cf. section 5.5). Pour le moment, considérons qu'un tel couple est présent.

Dans la suite de ce document et par soucis de légèreté du texte, le terme de *roue*, lorsqu'il est employé sans précision supplémentaire, désigne la roue d'échappement. Pour des raisons similaires, le terme de *dent*, lorsqu'il est employé sans information complémentaire, désigne une dent de la roue d'échappement. Lorsque le contexte peut prêter à confusion, les termes sont employés sous leur forme complète.

Lorsque l'ancre est dans une position extrême, une dent est en contact avec le plan de repos de la palette. De par la géométrie des éléments, lorsque qu'une dent est en contact avec le plan de repos d'une palette, la résultante des forces induites par le couple présent sur la roue fait que l'ancre subit un moment la stabilisant contre la butée de limitation contre laquelle elle est appuyée (cf. figure 5.15).

Lorsque l'ancre est en train de basculer sous l'impulsion de l'ellipse, en raison de la géométrie des éléments, la dent en contact avec la palette glisse sur le plan de repos de cette dernière et finit par être en contact avec le plan d'impulsion de la palette. La géométrie des éléments est telle que la résultante des forces induites par le couple présent sur la roue produit un couple sur l'ancre l'aidant à basculer vers son autre position extrême. Lors de ce mouvement, l'ellipse qui est dans l'entrée de la fourchette se trouve alors « poussée », ce qui fournit l'énergie nécessaire au balancier pour l'entretenir.

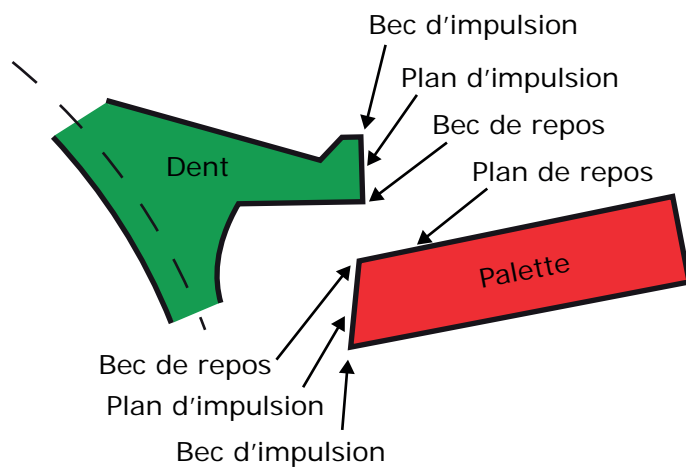


Figure 5.14 – Schéma illustrant les éléments fonctionnels du contact entre une dent de la roue d'échappement et une palette.

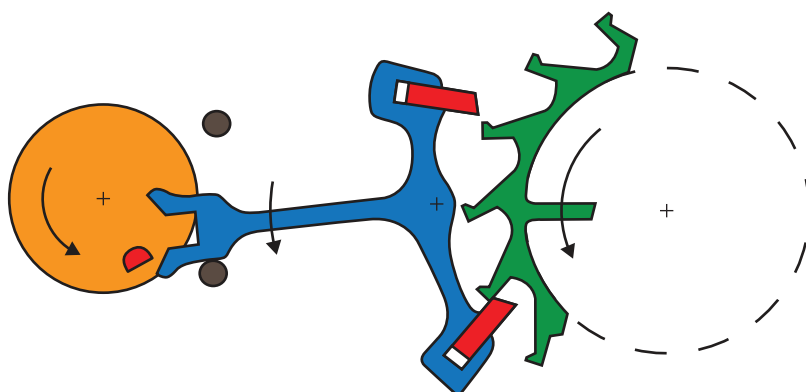


Figure 5.15 – Schéma illustrant l'état de l'assortiment avant que l'ellipse entre en contact avec la fourchette. Pour des raisons de clarté, le dard n'est pas représenté.

Lorsque ce processus est terminé, la dent qui est en contact avec la palette quitte cette dernière et c'est une autre dent qui viendra en contact avec le plan de repos de la palette complémentaire, stabilisant l'ancre contre la butée de limitation (cf. figure 5.16). Cette série d'évènements peut alors recommencer, de manière symétrique, une fois que l'ellipse est de retour dans l'entrée de la fourchette. Ainsi, à chaque alternance, la roue tourne d'une portion d'angle définie par une fraction du pas angulaire de ses dents. Le mouvement alternatif de l'ancre a donc été transformé en un mouvement rotatif discret à la même fréquence que celle du balancier-spiral et ayant un pas constant. Cette dynamique est à l'origine du terme *échappement* utilisé pour nommer l'organe : le système permet de laisser « échapper » un peu de l'énergie potentielle du barillet à chaque alternance du balancier.

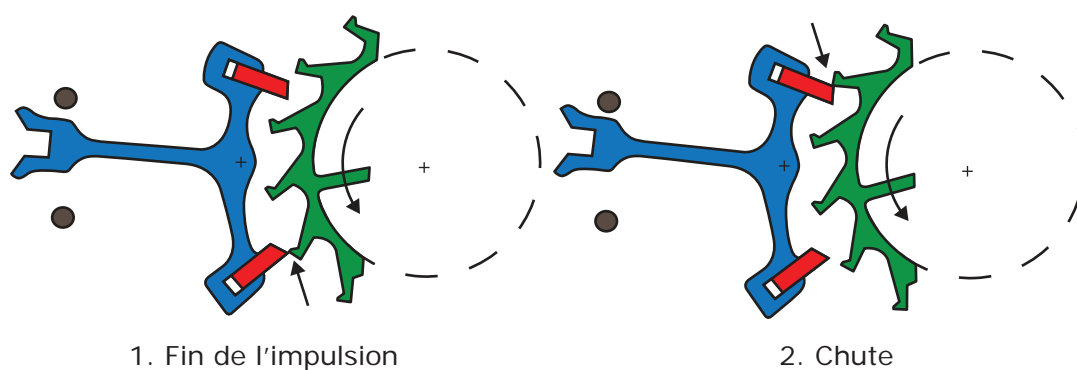


Figure 5.16 – Schéma illustrant la succession d'état entre la fin de l'impulsion et la chute. Pour des raisons de clarté, le dard n'est pas représenté.

Afin de distinguer les palettes, l'une porte le nom de *palette d'entrée* et l'autre *palette de sortie*. Lorsqu'une dent de la roue d'échappement entre en contact avec la palette d'entrée, il lui faudra deux ou trois alternances de plus, selon le pointage⁵ de l'échappement, pour être en contact avec la palette de sortie. Dans un échappement à ancre suisse, les bras de l'ancre sont asymétriques. Celui portant la palette d'entrée est, en général, plus court que celui portant la palette de sortie.

Partagement particulier

En horlogerie, la notion de *partagement*[•] décrit le positionnement en hauteur (hors plan donc) des différents composants entre eux.

5. Le pointage est un ensemble de trois caractéristiques géométriques permettant de définir les éléments principaux d'un assortiment horloger. Il décrit le nombre de dents de la roue d'échappement, la distance d'entraxe entre la roue d'échappement et l'ancre et la distance d'entraxe entre l'ancre et le grand plateau.

Une des règles de partageant [38] dans le cadre d'un échappement est que la roue et l'ancre sont partagées de telle sorte à ce que les dents travaillent au milieu des palettes. La palette étant bien plus épaisse que la planche de l'ancre et étant positionnée de manière asymétrique par rapport à celle-ci, les forces appliquées par les dents sur l'ancre ne sont pas dans le plan de l'ancre. Comme nous le verrons lors de l'analyse phénoménologique (cf. chapitre 8), ceci peut générer, sur l'ancre, des couples hors plan perceptibles.

5.5 La réserve d'énergie

La réserve d'énergie est appelée *barillet*. Il s'agit d'une petite boîte cylindrique, appelée *tambour de barillet*, contenant une lame ressort enroulée sur elle-même. Cette lame ressort porte le nom de *ressort-moteur* (cf. figure 5.17). La lame est solidaire de l'arbre passant au travers du tambour de barillet. Comme n'importe quel ressort spiral, plus le ressort-moteur est enroulé sur lui-même, plus il contient d'énergie potentielle qu'il peut redistribuer par la suite.

L'origine de l'énergie qui a permis d'armer le ressort-moteur peut provenir de deux sources : la main de l'homme lors d'un remontage manuel au travers de la couronne ou les mouvements de la masse oscillante dans le cas d'un mouvement automatique. Cette énergie est alors acheminée, sous forme de couple, au barillet par l'intermédiaire du *rochet*. Il s'agit d'une roue dentée située sur le barillet et solidaire de l'arbre de celui-ci. Une rotation du rochet entraîne un enroulement direct du ressort-moteur. Un *cliquet*, au niveau du rochet, empêche le ressort-moteur de se dérouler une fois l'énergie stockée.

Le lien entre l'extrémité libre du ressort de barillet et la partie interne du tambour est réalisé par un élément intermédiaire, la *bride*. Sa fonction est de permettre un enroulement et un déroulement concentrique du ressort-moteur autour de son arbre. Ceci diminue les frottements inter-spires, permettant d'augmenter le rendement du ressort-moteur (jusqu'à 10 % de gain selon la théorie). La bride peut être de type *fixe* ou *glissante*. Dans le premier cas, la bride est fixée au tambour de barillet alors que dans le second cas, elle est laissée libre contre le tambour de barillet et se met à glisser contre celui-ci lorsque le couple du barillet devient trop important. Dans le cas des mouvements automatiques, cette sécurité est nécessaire, lorsque le barillet est déjà armé à son maximum, pour évacuer l'énergie en surplus apportée par l'armage constant du ressort-moteur par la masse oscillante.

La sortie de l'énergie potentielle est réalisée par le tambour de barillet qui est équipé, sur son pourtour, d'une denture, lui permettant de transmettre un couple à une autre roue.

L'une des fonctions souhaitées du barillet est de fournir un couple de sortie relativement constant, quel que soit son niveau d'énergie potentiel interne. Cette fonction est réalisée lors de la fabrication des ressorts-moteurs, en leur donnant une forme particulière. Ceux-ci ont une forme typique en S leur assurant une précontrainte bien définie lorsqu'ils sont enroulés dans le tambour permettant de rendre le plus constant possible la courbe de couple en fonction du taux de desarmage.

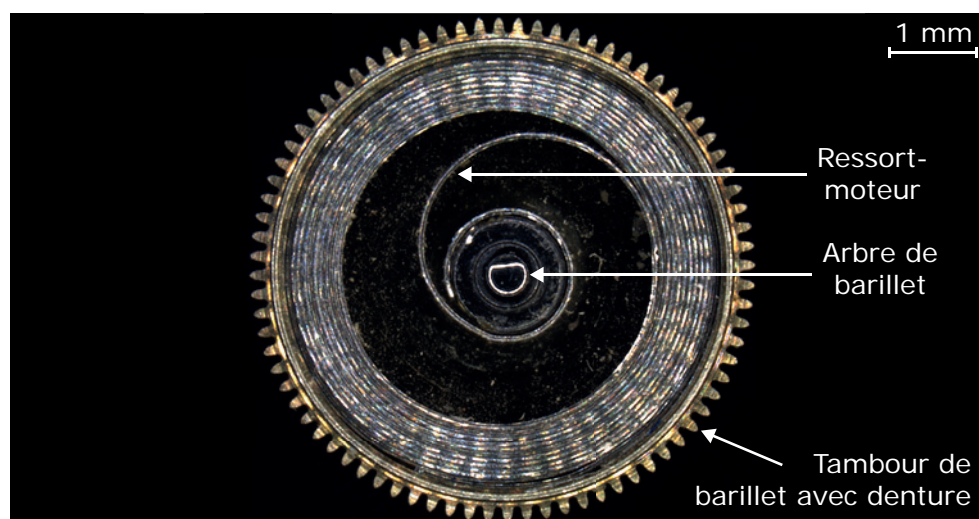


Figure 5.17 – Photographie au microscopique d'un barillet sans son couvercle.

5.6 Le rouage

Le rouage est l'ensemble des roues et des pignons qui vont permettre la transmission du couple du barillet à la roue d'échappement. Le rouage répond à deux besoins :

1. Augmenter le rapport de réduction entre le barillet et la roue d'échappement de manière à augmenter la réserve de marche du mouvement ;
2. Servir de sortie au mouvement de manière à pouvoir afficher l'heure à l'aide d'aiguilles.

À de très rares exceptions près, le rouage est composé de trois *mobiles*• (cf. figure 5.18). Un mobile possède une partie entraînée (le *pignon*) et une partie entraînante (la *roue*) solidaires l'une de l'autre. En partant du barillet, le premier mobile est appelé *mobile des minutes*. Il se trouve, aussi, dans la littérature sous les noms de *mobile de centre* ou *mobile de grande moyenne* lorsqu'il est décentré par rapport au mouvement. Viennent ensuite le *mobile moyen* puis, en contact direct avec

le mobile d'échappement, le mobile des secondes. Le dimensionnement du rouage (cf. figure 5.19) est fait de telle sorte à ce que le mobile des secondes fasse un tour en une minute alors que le mobile des minutes fasse, lui, un tour en une heure. Afin de rendre possible la mise à l'heure du mouvement sans bloquer le fonctionnement de l'échappement, l'aiguille des minutes n'est pas montée directement sur la roue des minutes mais sur un pignon intermédiaire appelé *chaussée* qui est solidaire de l'axe du mobile des minutes par frottement gras ou élastique. Aucune roue fait un tour en vingt-quatre heures. L'heure est généralement construite à partir de la chaussée à l'aide d'un renvoi supplémentaire appelé *roue de minuterie* et de la *roue canon* aussi appelée *roue des heures*.

Les différents mobiles du rouage sont maintenus en position entre la platine et un pont qui, lorsqu'il est dédié spécifiquement au rouage, se nomme *pont de rouage*. Les pivots de ces mobiles sont des pivots cylindriques. De par sa structure, le rouage présente, vis à vis de l'ancre, un moment d'inertie apparent qui est la composition des moments d'inertie rapportés de chaque élément du rouage et du barillet auquel il faut ajouter les effets non linéaires dus aux jeux de chacun de ces éléments dans leur pierre et entre les dents de chacun.

5.7 Fonctionnement en détail de l'échappement à ancre suisse

Ce sont les différents chocs qui ont lieu au cours du fonctionnement de l'échappement à ancre suisse qui produisent le « tic-tac » si caractéristique des montres mécaniques. Puisqu'il s'agit de l'information principale que je souhaite utiliser dans l'application industrielle de ce travail de recherche, je vais présenter ici le détail du fonctionnement de l'échappement à ancre suisse et donc de la source des bruits perçus.

Les différents phénomènes ayant lieu au sein d'un échappement à ancre suisse lors d'une alternance sont regroupés en trois événements principaux : le *dégagement*[•], l'*impulsion*[•] et la *chute*[•]. Ceux-ci sont décrits en détail ci-après. Au cours d'une période d'oscillation du balancier, deux alternances se succèdent. En raison de la conception fortement symétrique de l'échappement à ancre suisse, la succession d'évènements ayant lieu reste la même d'une alternance à l'autre.

La description qui est faite ici de ces trois événements est conforme aux ouvrages de référence sur le sujet [27] et [26]. Nous verrons au chapitre 9 que ces descriptions peuvent être complétées pour s'approcher un peu plus de la description de ce qui se passe réellement.

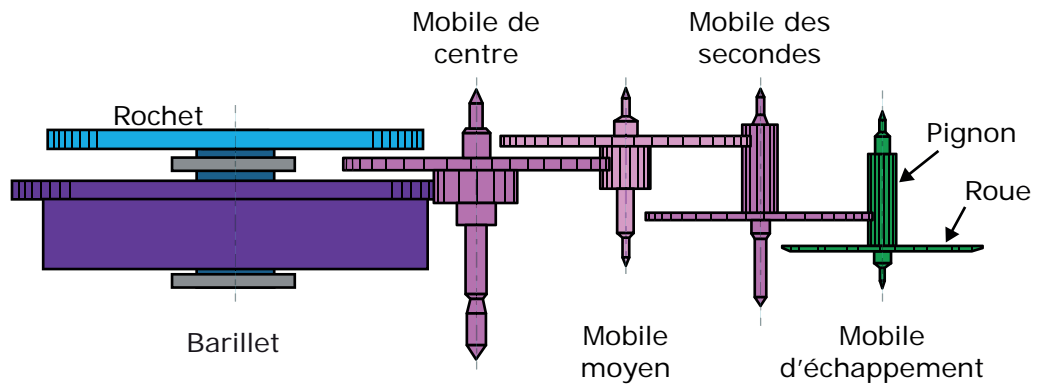


Figure 5.18 – Schéma représentant le rouage, du barillet jusqu'au mobile d'échappement, vue de profil.

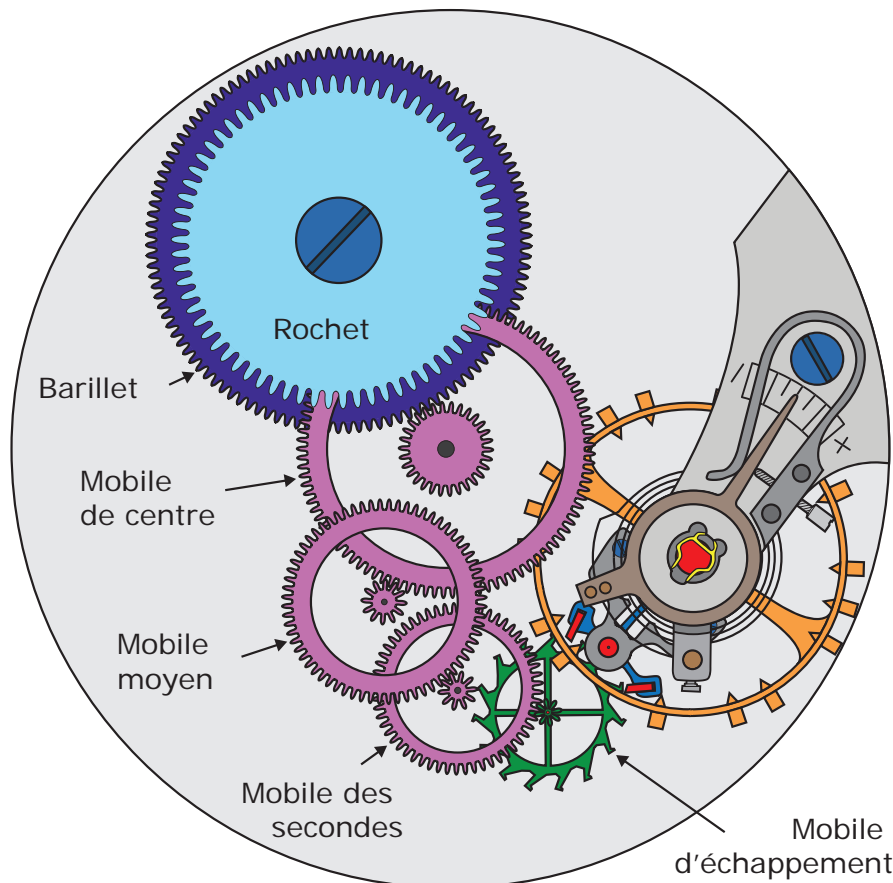


Figure 5.19 – Illustration représentant, de manière schématique, les différents éléments du rouage ainsi que l'échappement et l'organe réglant. Afin de pouvoir observer les pignons des mobiles et leur interaction avec les roues, les bras des mobiles n'ont pas été dessinés.

5.7.1 Dégagement

Considérons la situation initiale suivante : le balancier-spiral vient d'atteindre son amplitude maximale aux environs de -270° . Sa vitesse est donc nulle et l'énergie potentielle du spiral maximale. Le couple fourni par ce dernier accélère le balancier, entraînant par la même occasion, le grand plateau et l'ellipse. De son côté, l'ancre est appuyée contre la butée de limitation intérieure et la dent active de la roue d'échappement appuie sur le plan de repos de la palette de sortie, stabilisant l'ancre contre sa butée de limitation (cf. figure 5.20(1)).

Lorsque l'ellipse arrive dans l'entrée de la fourchette, la vitesse du balancier-spiral est presque maximale. L'ellipse s'insère alors dans l'entrée de la fourchette et vient frapper la corne de la fourchette qui lui fait face (cf. figure 5.20(1)). J'identifierai cette corne, dans ce contexte, par l'expression « *corne de dégagement* »⁶. L'énergie cinétique transmise du balancier à l'ancre, par l'intermédiaire de l'ellipse, permet à l'ancre de commencer sa rotation. En raison de la géométrie de l'ancre et de la roue d'échappement, la rotation de l'ancre induit une translation radiale de la palette de sortie par rapport à la dent active. La dent glisse donc sur le plan de repos de la palette en direction du bec de repos de la palette. En raison de la conception de l'échappement, tant que la dent appuie sur le plan de repos de la palette, la résultante des forces génère un couple sur l'ancre voulant la ramener vers la butée de limitation la plus proche. L'énergie que doit transmettre le balancier-spiral à l'ancre durant la phase de dégagement est donc l'énergie permettant à l'ancre de parcourir la portion d'angle nécessaire pour que la dent glisse jusqu'au bec de repos (cf. figure 5.20(2)). Comme le nom de l'évènement l'indique, le dégagement consiste donc à *dégager* l'ancre de la roue d'échappement.

Lors de la phase de dégagement, selon un référentiel placé sur la dent active de la roue d'échappement, la palette s'éloigne, radialement, de la roue d'échappement, donnant, du point de vue de la dent, un déplacement linéaire de la palette qui glisse alors contre la dent. Selon un référentiel placé sur la platine, lors de cette même phase, la rotation de l'ancre, entraîne la rotation de la palette. De par la géométrie des éléments, cette rotation induit une force en direction de la dent active et donc un couple sur la roue d'échappement allant dans le sens opposé de sa rotation normale. Durant la phase de dégagement, la roue d'échappement recule donc un peu. Ce recul est appelé *recul géométrique*. Selon la théorie horlogère ([29] tome I p. 394 et [32] p. 174), ce recul serait accompagné d'un autre, appelé *recul dynamique*, dû aux énergies cinétiques des éléments. Ce dernier n'a, cependant, jamais été observé à ma connaissance. De plus, les calculs théoriques réalisés,

6. Il ne s'agit pas, à ma connaissance, d'un terme utilisé dans le domaine horloger. C'est la raison pour laquelle je le mets entre guillemets.

dans ces mêmes ouvrages, sur ce phénomène mettent en évidence des ordres de grandeur angulaire si petits qu'ils sont négligeables.

5.7.2 Impulsion

Dès que la dent a rejoint le bec de repos de la palette, sous l'influence du couple du barillet à travers le rouage, la dent exerce une force sur le plan d'impulsion de la palette. De par la géométrie des éléments, la résultante des forces engendre alors un couple éloignant l'ancre de sa butée de limitation la plus proche pour la faire basculer vers son autre position extrême. Alors que durant la phase de dégagement, le balancier-spiral est l'élément qui fournit l'énergie à l'ancre pour la dégager, lors de la phase d'impulsion, la situation s'inverse et l'ancre devient l'élément qui fournit de l'énergie au balancier-spiral. Lors du basculement de l'ancre, la corne de la fourchette qui n'a jusque là eu aucun rôle rattrape l'ellipse et se met à la pousser (cf. figure 5.20(3)). Dans le cadre de ce contexte, je dénommerai cette corne « *corne d'impulsion* »⁷. Le but de cette phase est de fournir l'énergie nécessaire au balancier-spiral pour compenser les pertes énergétiques qu'il a eu au cours de la phase d'impulsion précédente (frottements aux pivots, frottements aérodynamiques et transmission d'énergie à l'ancre) et entretenir son mouvement.

Si, du côté de l'ellipse, l'impulsion consiste en une transmission de force de la « *corne d'impulsion* » sur l'ellipse durant toute la phase, du côté de la palette, la force transmise par la dent active s'effectue de deux manières différentes. On parle d'une *impulsion en deux phases*. Lors de la première phase, la force est appliquée par le *bec de repos* de la dent sur le plan d'impulsion de la palette de sortie (cf. figure 5.21, à gauche). Puisque la résultante des forces fait pivoter l'ancre et donc reculer la palette vis-à-vis de la roue, un observateur externe a l'impression que le bec de repos de la dent glisse le long du plan d'impulsion de la palette. Lorsque le bec de repos de la dent atteint le *bec d'impulsion* de la palette qui est à l'extrémité du plan d'impulsion de la palette, la phase 1 de l'impulsion est terminée et la phase 2 peut débuter. À ce moment, les éléments en contact permettant la transmission des forces changent. Une fois passée l'étape où la dent et la palette ne sont en contact que par leur bec respectif, la dynamique change et la force est transmise par le plan d'impulsion de la dent sur le bec d'impulsion de la palette (cf. figure 5.21, à droite). Tout comme dans la phase 1, de part le pivotement de l'ancre, un observateur externe aurait l'impression de voir le bec d'impulsion de la palette glisser le long du plan d'impulsion de la dent.

7. Tout comme pour le cas de la dénomination « *corne de dégagement* », celle de « *corne d'impulsion* » n'est, à ma connaissance, pas employée dans le domaine horloger. C'est la raison pour laquelle je la laisse entre guillemets.

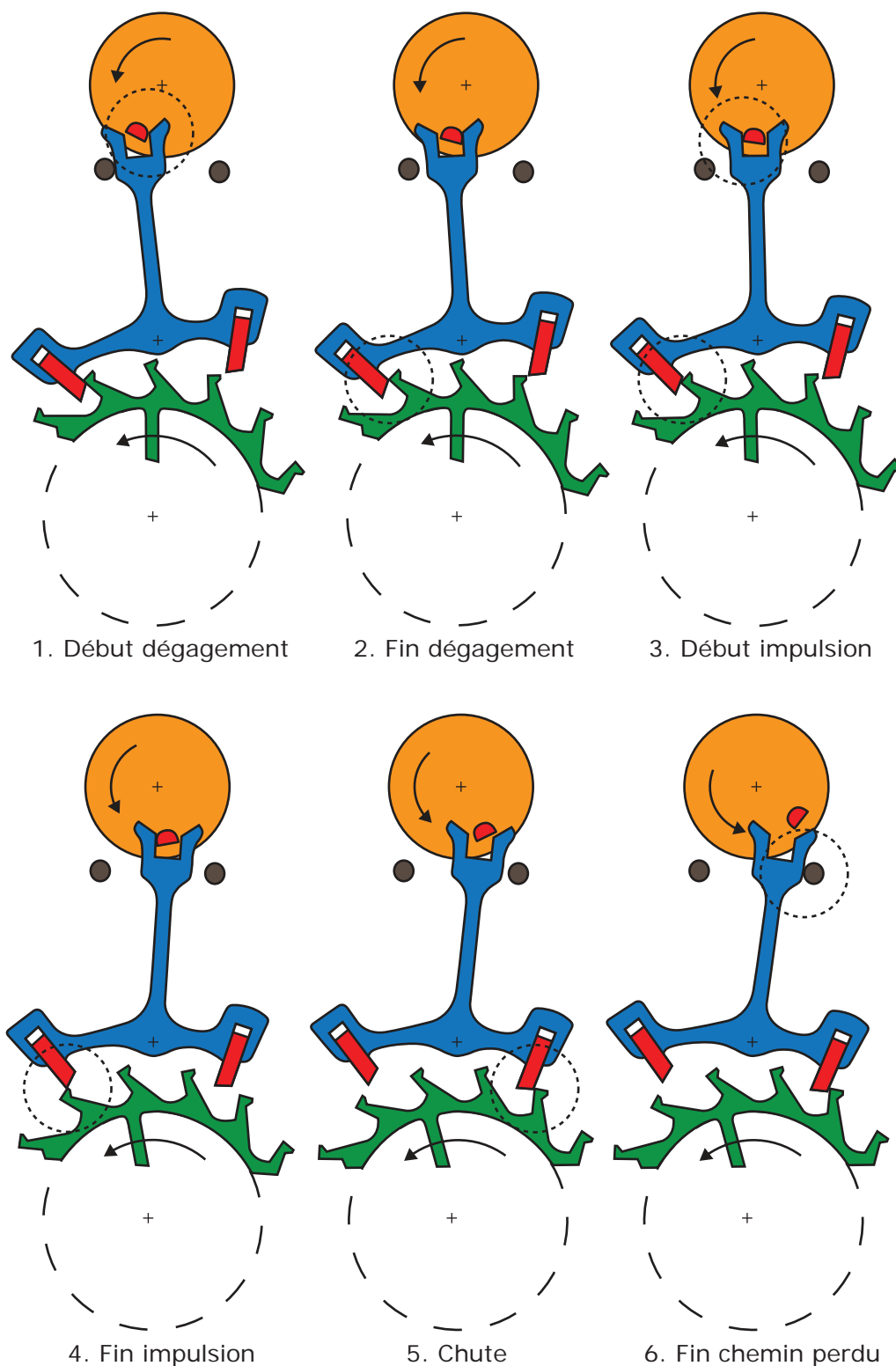


Figure 5.20 – Succession de schémas illustrant les principales étapes de fonctionnement de l'échappement à ancre suisse au cours d'une alternance. Les zones entourées localisent les phénomènes d'intérêts.

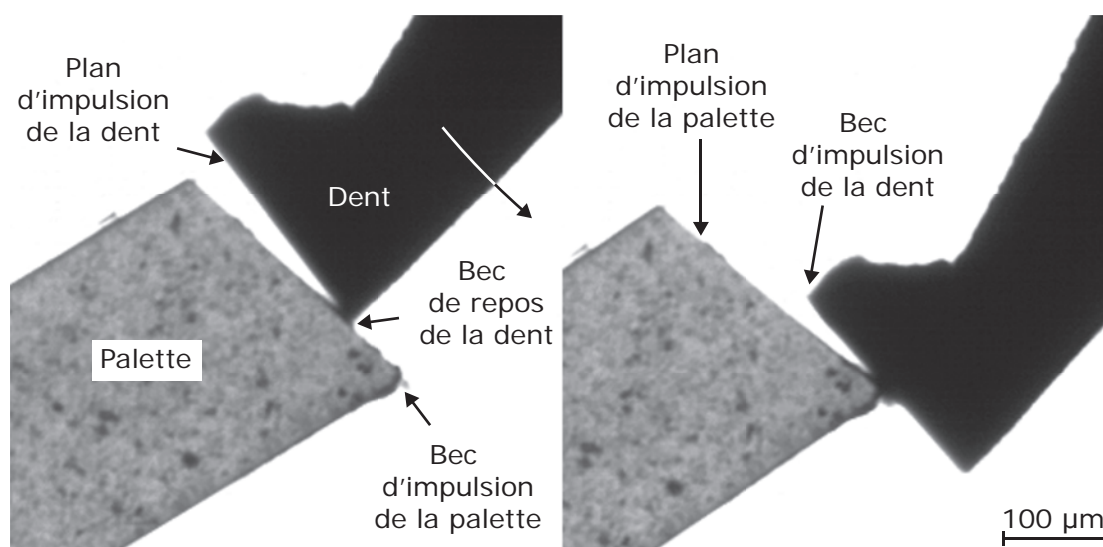


Figure 5.21 – Photographies illustrant les deux phases de l'impulsion. À gauche, la phase 1 où le bec de repos de la dent glisse sur le plan d'impulsion de la palette. À droite, la phase 2 où le plan d'impulsion de la dent glisse sur le bec d'impulsion de la palette.

La phase d'impulsion se termine lorsque le bec d'impulsion de la palette arrive en contact avec le bec d'impulsion de la dent et le quitte (cf. figure 5.20(4)). Il n'y a alors plus de transmission d'énergie entre la roue d'échappement et l'ancre (et donc, indirectement au balancier).

5.7.3 Chute

Une fois le contact perdu entre la dent de la roue d'échappement et la palette, les trois parties de l'assortiment sont alors indépendantes les unes des autres. D'une part, l'ellipse quitte l'entrée de la fourchette pour poursuivre son oscillation et d'autre part, la roue d'échappement, maintenant libre, accélère sous l'influence du couple engendré par le barillet et transmis par le rouage. Pendant ce temps, l'ancre est libre de toute contrainte. Elle est par contre déjà limitée au voisinage de la « nouvelle » butée de limitation par le petit plateau qui l'empêche de revenir en arrière.

Lors de la phase de chute, différents événements ont lieu. Le premier et le plus important est la *chute* elle-même. Il s'agit du choc qui a lieu lorsque la nouvelle dent active de la roue d'échappement vient au contact de la palette qui était jusque là non utilisée — dans cet exemple, la palette d'entrée (cf. figure 5.20(5)). Ce contact est relativement brutal puisque la roue d'échappement a pu accélérer depuis qu'elle a perdu le contact avec l'ancre. En général, l'angle parcouru, sans

contrainte, par la roue d'échappement équivaut, environ, au pas angulaire entre deux dents de la roue. La chute a lieu de telle sorte que la « nouvelle » dent active de la roue d'échappement « chute » sur le plan de repos de la palette. Cette situation, comme décrit précédemment, engendre un couple sur l'ancre qui la fait aller contre sa butée de limitation la plus proche. Il s'agit du deuxième événement ayant lieu lors de la phase de chute : l'ancre arrive au contact de sa butée de limitation et se stabilise contre elle (cf. figure 5.20(6)).

Les angles parcourus par l'ancre et la roue d'échappement entre l'instant du choc de la chute et celui où l'ancre entre en contact avec la butée de limitation la plus proche sont appelés *angles de chemin perdu* ou *angles de tirage* (cf. figure 5.22). Le tirage est le nom attribué à l'ensemble de ce système de sûreté pour maintenir l'ancre contre la butée de limitation pendant que le balancier exécute l'arc d'oscillation supplémentaire. Ces angles sont des marges de sécurité qui doivent être les plus petits possibles car leur présence représente une perte de réserve de marche qui doit être minimisée.

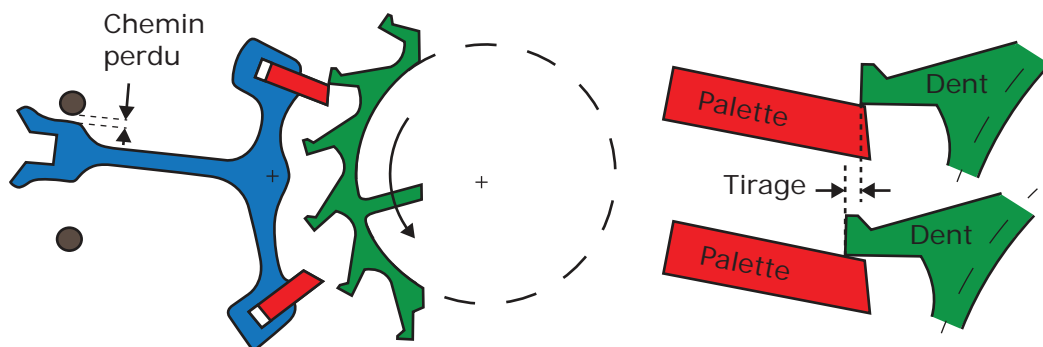


Figure 5.22 – Schéma illustrant le chemin perdu. Lors de la chute, une fois que la nouvelle dent active entre en contact avec la nouvelle palette active, l'ancre n'est pas encore en contact avec la butée de limitation. La distance séparant l'ancre et la butée est appelée chemin perdu. En parcourant cette distance, la géométrie fait que la dent glisse sur le plan de repos de la palette. Cette distance, proportionnelle au chemin perdu, est appelée *tirage*.

À cet instant, l'alternance est terminée du point de vue du travail de l'échappement. Le balancier-spiral continue alors sa course et, lorsqu'il atteint son amplitude maximale aux environs de $+270^\circ$, l'alternance suivante – en tout point symétrique à celle décrite jusqu'à présent – peut commencer.

5.7.4 Diagramme énergétique de phase

Les échanges énergétiques fonctionnels de l'échappement peuvent être visualisés dans le diagramme de phase du balancier. Ce diagramme permet de représenter la

relation entre la position angulaire de l'ellipse θ et sa vitesse angulaire $\dot{\theta}$. Le zéro de la position angulaire est défini comme étant celui où l'énergie potentielle du spiral est nulle.

Un balancier-spiral non entretenu (et donc perdant de l'énergie à chaque alternance) présenterait le diagramme de phase d'un oscillateur amorti : un spiral tendant vers son centre. Dans le cas d'un diagramme où le balancier-spiral est entretenu, l'apport d'énergie permet de compenser les pertes énergétiques et la courbe se referme sur elle-même à chaque période d'oscillation (cf. figure 5.23).

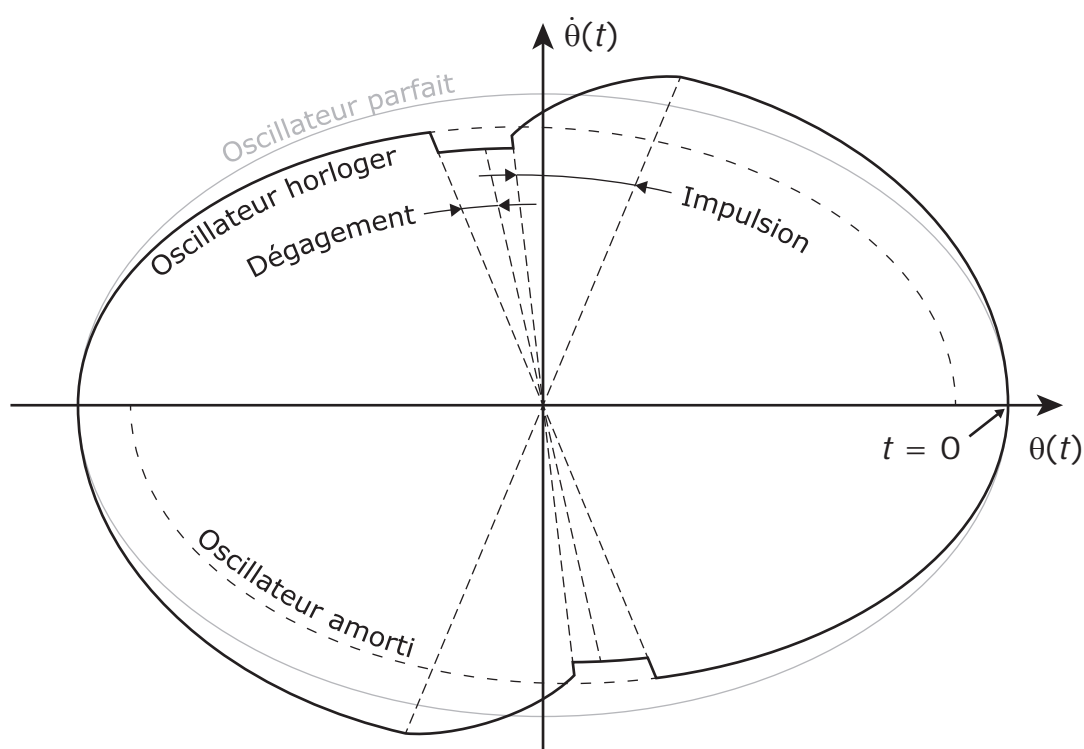


Figure 5.23 – Diagramme de phase d'un balancier-spiral entretenu. En abscisse la position angulaire θ de l'ellipse et en ordonnée sa vitesse $\dot{\theta}$. Les phases de dégagement et d'impulsion de chaque alternance y sont particulièrement visibles.

5.7.5 Chocs au cours d'une alternance

Les différents chocs mécaniques ayant lieu au cours du fonctionnement de l'échappement à ancre suisse sont responsables du son audible « tic-tac » produit par les montres mécaniques (cf. figure 5.24). Ce son est en fait une succession de chocs ayant lieu au cours d'un intervalle de temps trop court pour que l'oreille humaine

puisse les distinguer. Seule la distinction des alternances est possible pour l'oreille non entraînée.

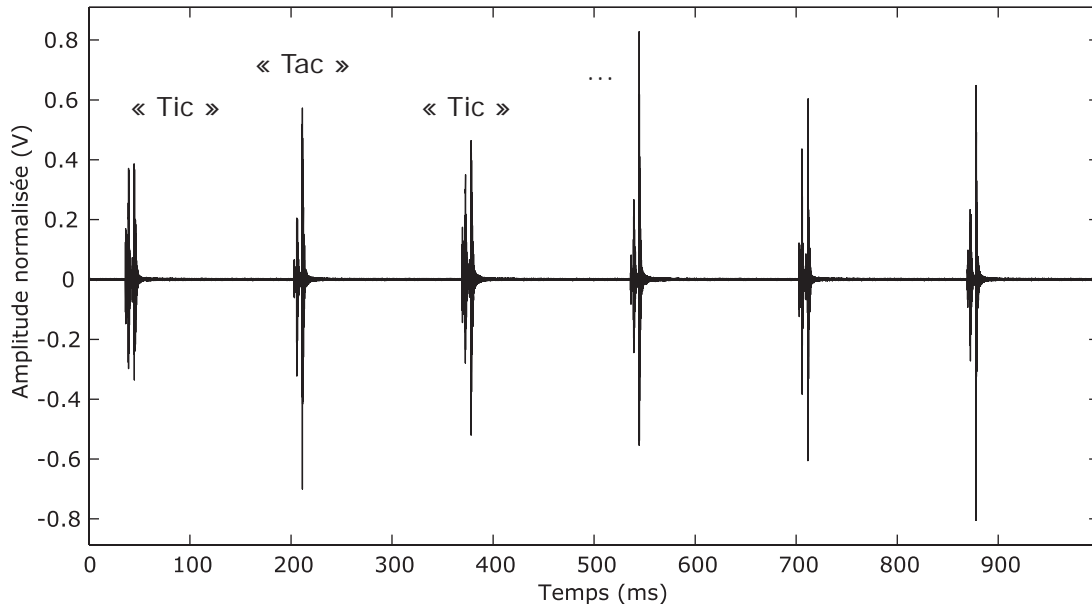


Figure 5.24 – Signal vibroacoustique illustrant les chocs successifs perceptibles, les « tocs », à chaque alternance au sein d'un échappement.

Bien qu'audibles et donc propagés dans l'air, ces sons sont tout d'abord issus de chocs au sein de l'échappement. Ils sont alors transmis dans les différents éléments du mouvement ou de la montre par des vibrations mécaniques qui se propagent au sein de la matière et à sa surface, se transmettant alors de composant en composant. Les vibrations des composants transmettent cette énergie mécanique à l'air, sous forme de champs de pression, rendant ces vibrations audibles. Ces jeux de propagations et de transmissions d'énergie sont extrêmement complexes à comprendre et peuvent être difficilement modélisés de manière réaliste. Ceci est d'autant plus vrai au sein d'un mouvement horloger dont les composants ont des tailles microscopiques, sont réalisés à l'aide de matériaux non isotropes et ont des formes tridimensionnelles particulièrement complexes.

Selon la théorie horlogère classique, les chocs ayant lieu au cours d'une alternance de l'échappement sont au nombre de cinq (cf. figure 5.25) :

1. Le premier choc de dégagement, lorsque l'ellipse vient frapper la « corne de dégagement » ;
2. Le deuxième choc de dégagement, lorsque la dent active entre en contact avec le plan d'impulsion après avoir quitté celui de repos de la palette à cause du recul géométrique de la roue d'échappement ;

3. Le choc d'impulsion, lorsque la « corne d'impulsion » vient rattraper et pousser l'ellipse ;
4. La chute, lorsque que la « nouvelle » dent active heurte la « nouvelle » palette active ;
5. Le choc de chemin perdu, lorsque la fourchette heurte la butée de limitation.

Selon la théorie, les signaux vibratoires d'un mouvement sans complication présentent uniquement trois paquets d'énergie (cf. figure 5.26) correspondant, successivement, au premier choc de dégagement, puis au choc d'impulsion et enfin à la chute. Le deuxième choc de dégagement n'est pas visible sur les signaux vibratoires car sa proximité temporelle avec le choc d'impulsion et sa faible amplitude (relativement à celle du choc d'impulsion) le masquent facilement. Il en est de même pour le choc de chemin perdu qui est masqué par l'importante amplitude de la chute. C'est la raison pour laquelle, selon le modèle classique, seuls trois paquets d'énergie sont aisément distinguables dans les signaux vibratoires. Du point de vue de leur structure, ces paquets d'énergie présentent, dans le cas du premier (le dégagement) et du troisième (la chute) une structure impulsionnelle bien définie (selon une structure de type ADSR : *Attack-Decay-Sustain-Release*) avec une attaque nette et peu bruitée. Le deuxième paquet d'énergie (l'impulsion) a une structure triangulaire moins bien définie et variable d'un mouvement à l'autre.

Question de vocabulaire

Bien que les deux alternances complémentaires d'une oscillation soient fortement symétriques, elles présentent de légères différences. Dans le cadre de cette étude, ces différences s'avèrent, comme je l'expose au chapitre 9, précieuses. C'est la raison pour laquelle je dois distinguer les alternances complémentaires l'une de l'autre. Le vocabulaire horloger n'offrant pas, à ma connaissance, de termes spécifiques à cette fin, j'ai défini les éléments suivants : « *tic* », « *tac* », « *toc* ».

Un « *tic* » est l'ensemble des signaux vibratoires provenant d'une alternance où l'ellipse frappe la corne d'entrée lors de la phase de dégagement. De manière tout à fait similaire, il s'agit de l'alternance où, lors de la phase de dégagement, la dent de la roue d'échappement glisse sur le plan de repos de la palette de sortie. La chute de cette alternance a donc lieu sur la palette d'entrée.

Un « *tac* » est l'ensemble des signaux vibratoires provenant de l'alternance complémentaire du « *tic* ». Lors d'un « *tac* », au cours de la phase de dégagement, l'ellipse frappe la corne de sortie. De manière tout à fait similaire, il s'agit de l'alternance où, lors de la phase de dégagement, la dent de la roue d'échappement

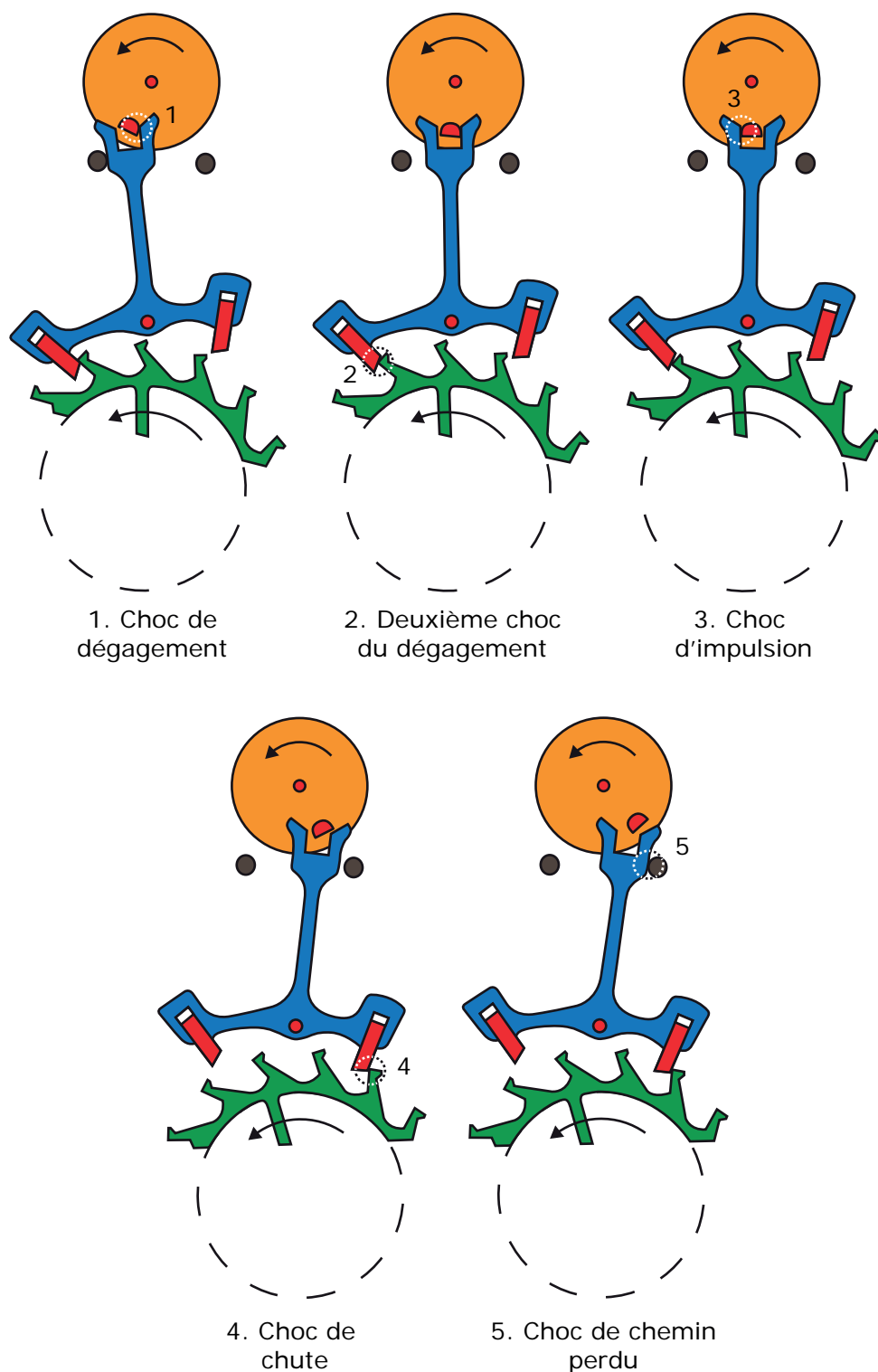


Figure 5.25 – Schémas situant les différentes zones de chocs ayant lieu au cours d'une alternance au sein d'un échappement à ancre suisse : (1) le choc de dégagement, (2) le deuxième choc de dégagement, (3) le choc d'impulsion, (4) le choc de chute et (5) le choc de chemin perdu.

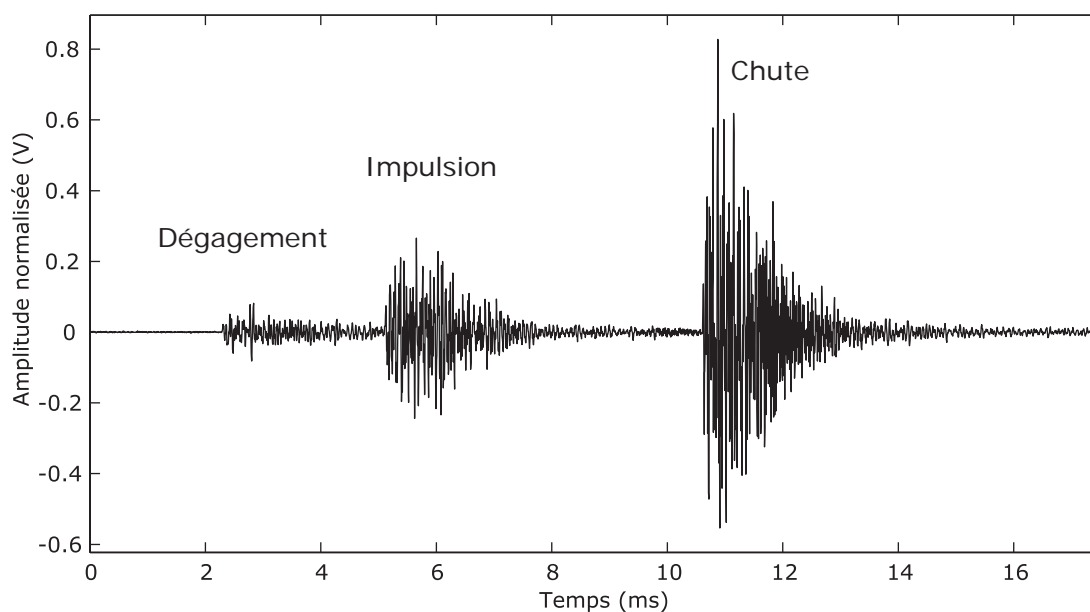


Figure 5.26 – Signal vibratoire réel issu d'un mouvement. Ce signal illustre la structure typique en trois paquets d'énergie.

glisse sur le plan de repos de la palette d'entrée. La chute de cette alternance a donc lieu sur la palette de sortie.

Un « **toc** » désigne, de manière indéfinie, un « tic » ou un « tac ». Ce terme est utilisé soit lorsque la nature de l'alternance n'est pas connue, soit lorsque celle-ci n'est pas importante pour le raisonnement en cours.

5.8 Critères de mesure de la qualité d'un échappement

Il est courant de définir la qualité d'un échappement à l'aide de trois critères : sa *marche*, son *repère* et son *amplitude*. Pour être exact, ces critères décrivent principalement la qualité du balancier-spiral, mais, par extension, ils servent à décrire le fonctionnement de l'échappement.

Selon le *Traité de Construction Horlogère* [27], à la page 183 :

« On appelle état $E(t)$ d'une montre l'heure indiquée par celle-ci en un instant t donné par un étalon [...]. La marche diurne de la montre, désignée par M , est la différence de deux états séparés de 24 h. »

La marche, équivalent mécanique du concept de gigue en électronique (*jitter* en anglais), est exprimée en secondes par jour (s/d). Elle est calculée à l'aide de la période théorique T_0 de l'échappement et de l'écart ΔT de la période réelle T de l'échappement à celle théorique T_0 (cf. équation 5.3).

$$M = -86400 \frac{\Delta T}{T_0 + \Delta T} \underset{T_0 \gg \Delta T}{\approx} -86400 \frac{\Delta T}{T_0} \quad (5.3)$$

Une note, au passage, pour les non-horlogers. Si la marche s'exprime en secondes par jour, il s'agit là d'un abus de langage pour signaler que l'erreur de mesure du temps (une différence de temps, en secondes donc) est mesurée sur une durée de vingt-quatre heures.

Dans la pratique, la marche peut être estimée à partir des signaux vibratoires d'un mouvement. Son estimation est faite en calculant, sur N oscillations du balancier, la moyenne des durées $d_{\text{Toc},i}$ (i étant l'indice des « tocs ») séparant deux dégagements consécutifs ayant lieu sur la même palette (cf. figure 5.27 et équation 5.4).

$$M = \frac{1}{2N} \left(\sum_{i=1}^N d_{\text{Tic},i} + \sum_{i=1}^N d_{\text{Tac},i} \right) \quad (5.4)$$

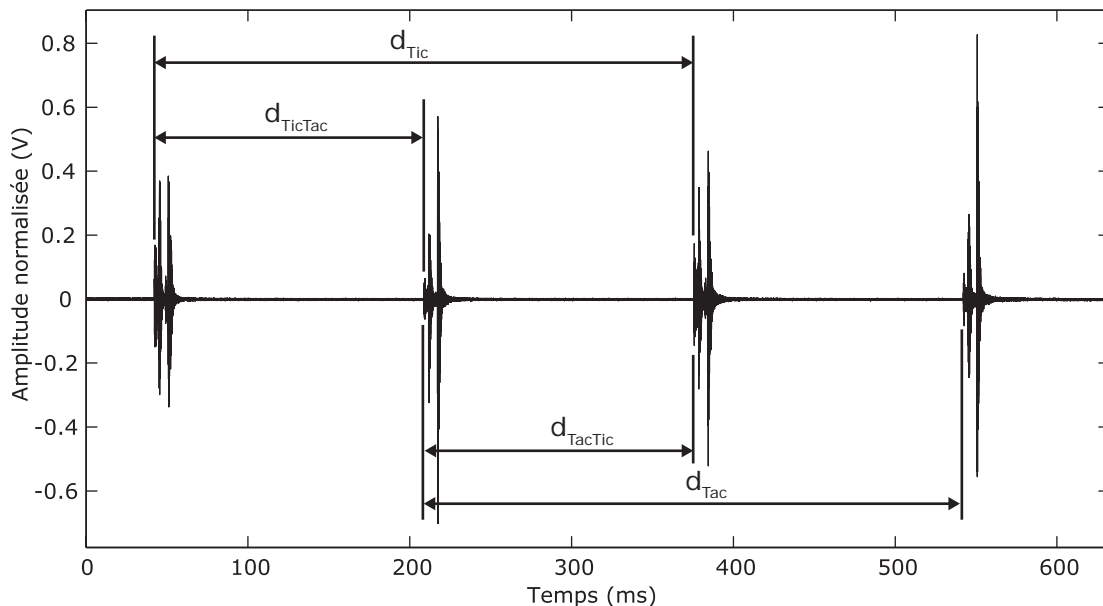


Figure 5.27 – Durées prises en compte sur un signal vibratoire pour l'estimation de la marche et du repère de l'échappement.

Le repère R (cf. équation 5.5) est une mesure de l'asymétrie de fonctionnement du balancier-spiral. Il estime la différence de période moyenne d_{TicTac} et d_{TacTic} ,

exprimée en millisecondes, entre les alternances « tics » et celles « tacs » (cf. figure 5.19). Tout comme la marche, il est estimé en faisant une moyenne, sur N oscillations du balancier-spiral.

$$R = \frac{1}{2N} \left(\sum_{i=1}^N d_{\text{TicTac},i} - \sum_{i=1}^N d_{\text{TacTic},i} \right) \quad (5.5)$$

Enfin, l'amplitude A du balancier-spiral est estimée à partir de la durée de la levée d_λ (temps durant lequel l'ellipse est dans l'entrée de la fourchette), de l'angle de levée λ et d'un modèle sinusoïdal du mouvement du balancier au cours du temps (cf. figure 5.28). La durée de la levée d_λ peut être estimée par la durée séparant le choc du dégagement de celui de la chute (cf. figure 5.29). L'estimation de l'amplitude du balancier est alors calculée à l'aide de l'équation 5.6 où f est la fréquence de l'échappement en hertz, i l'indice des « tocs » et N le nombre de « tocs » utilisés pour estimer la durée de levée.

$$A = \frac{\lambda}{2 \sin \left(\pi f \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_{\lambda,i} \right)} \quad (5.6)$$

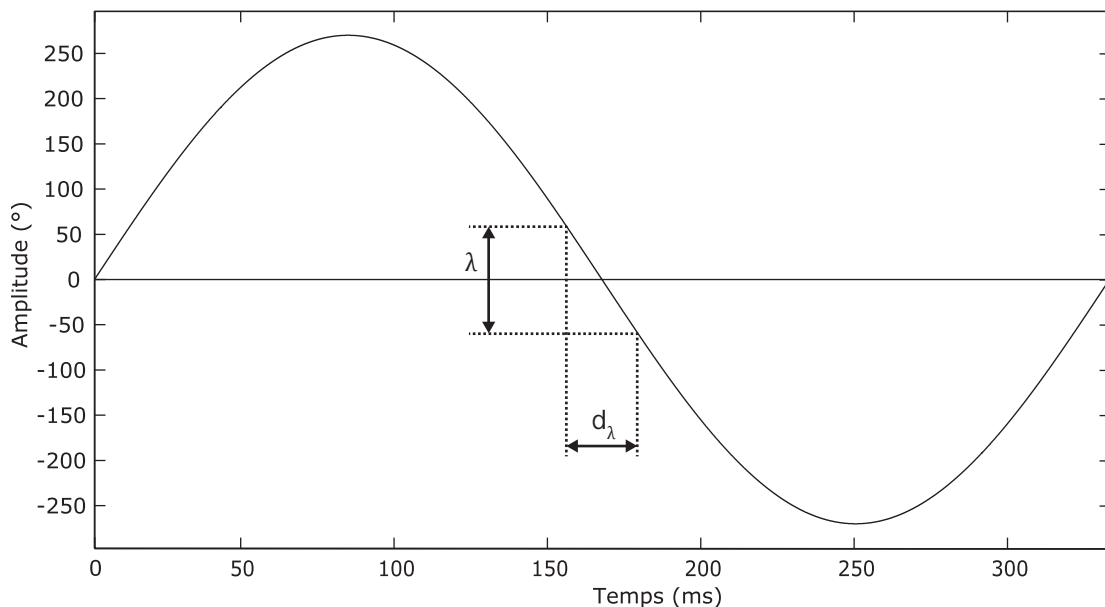


Figure 5.28 – Modèle sinusoïdal du mouvement angulaire d'un balancier et détermination des paramètres nécessaires λ à partir de d_λ pour estimer son amplitude maximale.

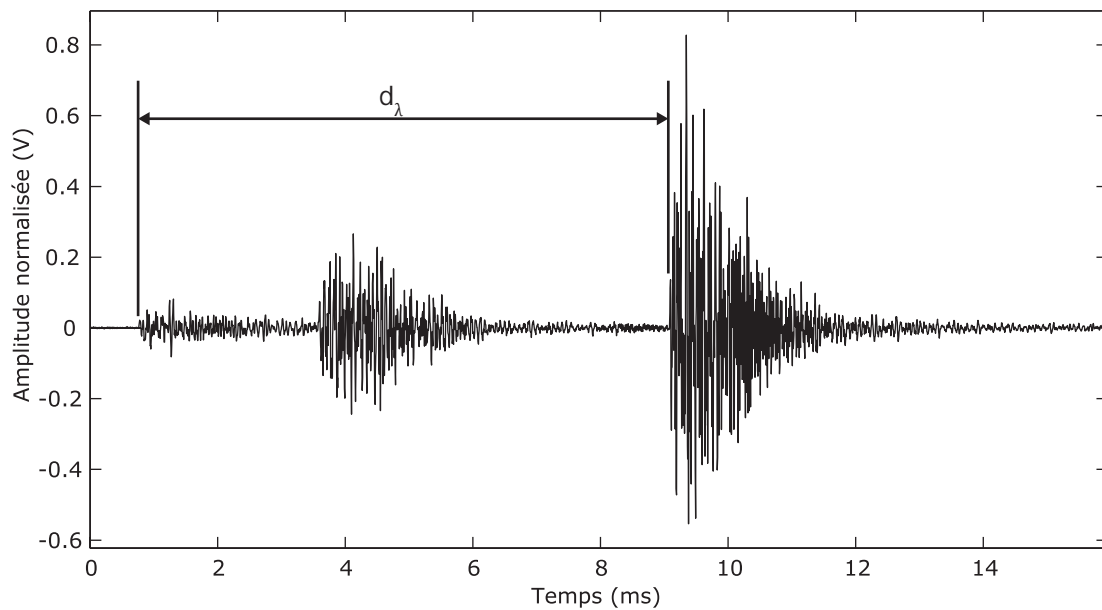


Figure 5.29 – La durée de levée d_λ peut être estimée par la durée séparant le choc du dégagement et celui de la chute.

Remarques sur la pertinence de ces critères

Bien que couramment utilisés, ces critères sont à utiliser avec précaution, leur pertinence n'étant pas toujours fonctionnelle selon la manière dont ils sont interprétés et utilisés.

La marche a pour but de fournir un indicateur de la précision fréquentielle de l'échappement au bout d'une journée. Pour des raisons pratiques évidentes, cet indicateur est estimé sur des durées bien plus courtes de l'ordre de quelques secondes à quelques minutes. Il s'agit alors plus d'une mesure « instantanée » de la marche que de sa mesure fonctionnelle, à savoir la mesure sur une journée. Il arrive, en effet, que des défauts localisés sur certains rouages ou liés à une portion d'armage du barillet perturbent la marche durant un laps de temps bref. Une mesure de la marche durant cette période peut alors lui faire prendre des valeurs hors normes qui qualifieraient l'échappement de non fonctionnel. Pourtant, il se peut tout à fait que ce mouvement, d'apparence défectueux d'après une mesure « instantanée » de la marche, soit parfaitement fonctionnel. Prenons un exemple : admettons qu'un mouvement possède un défaut faisant monter, durant une durée de six secondes à chaque minute, la marche instantanée à vingt secondes par jour. Si la mesure est réalisée durant ce « mauvais » créneau, le mouvement est alors considéré défectueux. Pourtant si la mesure est correctement faite sur vingt-quatre heures, nous nous rendons compte que la marche totale est, malgré la présence du défaut, de deux secondes par jour, ce qui est tout à fait dans les normes horlogères suisses.

Il faut donc faire particulièrement attention à la manière dont on utilise ce critère en fonction de la manière dont il a été estimé.

L'estimation de l'amplitude par l'analyse vibratoire peut s'avérer, elle aussi, particulièrement hasardeuse. Tout d'abord le modèle sinusoïdal simple n'est pas tout à fait représentatif du mouvement réel d'un balancier. Ensuite, la mesure du temps de levée est tributaire de la précision des algorithmes développés pour extraire cette information du signal vibratoire. Cette extraction étant complexe, la mesure s'avère donc difficilement précise. Enfin, la méthode consistant à estimer l'amplitude d'un sinus à partir de deux points situés sur la partie linéaire de la fonction est très peu robuste. Ces trois raisons rendent l'estimation de l'amplitude par l'analyse vibratoire peu fiable pour des mesures précises. Elle reste cependant un excellent outil pour estimer l'ordre de grandeur de l'amplitude en question.

5.9 Conclusions

Outre présenter une brève histoire de la mesure du temps et de la création des échappements à ancre suisse, ce chapitre présente, brièvement, le fonctionnement et la composition d'un mouvement à ancre suisse, sans complication ainsi que trois critères couramment utilisés pour qualifier un échappement à ancre suisse. C'est sur la base de ces connaissances et des ouvrages de référence sur le sujet que j'ai réalisé l'analyse « à blanc » décrite dans le chapitre 7.

« La vie n'est pas d'attendre que l'orage passe.
C'est d'apprendre à danser sous la pluie. »

Attribuée à Senèque le Jeune (4 av. J.-C. – 65 ap. J.-C.)

6

Démarche de mise en application du système de reconnaissance statistique

Au début de ce document (cf. chapitre 2), j'ai décrit les systèmes de reconnaissance statistique supervisée d'un point de vue général et méthodologique. Le chapitre qui va suivre s'attache à exposer les spécificités du système de reconnaissance statistique que j'ai sélectionnées ou développées pour le projet Watson (cf. chapitre 4).

Les sections 6.1 et 6.2 de ce chapitre détaillent, respectivement, le modèle et la stratégie d'entraînement que j'ai utilisés pour concevoir le système de reconnaissance statistique développé.

Lors de la mise en œuvre du système de reconnaissance statistique, j'ai réalisé, pour satisfaire les besoins du problème technique, deux développements spécifiques. Le premier élément concerne la certitude de la matrice de confusion. J'ai redéfini celle-ci de manière à mieux prendre en compte les spécificités de chaque classe ainsi que la signification statistique des résultats de classification de chaque classe. Ces éléments sont décrits à la section 6.3 de ce chapitre. Le deuxième élément concerne la manière dont la signature est déterminée. La situation sous-optimale¹ propre au problème considéré m'a permis de mettre en œuvre une stratégie d'extraction automatique de la signature permettant d'obtenir le meilleur résultat de reconnaissance. Cet élément est décrit à la section 6.4 de ce chapitre.

1. Rappel : une situation sous-optimale, dans le cadre d'un problème de reconnaissance, signifie que la base de données d'apprentissage ne contient pas suffisamment de données pour représenter, de manière statistiquement représentative, les classes d'intérêt.

6.1 Modèle utilisé

Comme spécifié à la section 2.4.4, le choix d'un modèle pour représenter, de manière fonctionnelle, la distribution des classes d'intérêt dans l'espace de signature est limité par la quantité des données d'apprentissage à disposition et par leur topologie.

Dans le problème industriel considéré et décrit au chapitre 4, le critère le plus contraignant est la quantité de données à disposition. Le nombre limité de données acquises fait que les classes sont faiblement représentées, d'un point de vue statistique, dans l'espace de signatures. Le problème est dit *sous-optimal*. Il est donc ardu de modéliser de manière statistiquement pertinente la distribution des classes d'intérêt dans une telle situation. Il vaut mieux, dans un tel cas, utiliser un modèle possédant un faible nombre de paramètres de manière à garantir une bonne inférence statistique de ceux-ci. La topologie des données acquises présente, pour les attributs de chaque classe, des structures groupées. Cela signifie que, du point de vue de la représentation géométrique du problème, les données sont spatialement localisées, contigües et que leur distribution présente, globalement, une structure ellipsoïde. Les histogrammes, par attributs, de ces données présentent des structures difficilement descriptibles, fortement variables d'un attribut à l'autre et étant, *a priori*, difficilement attribuables à des modèles prédéfinis.

Ces différentes observations et le fait que le problème est sous-optimal m'ont amené à choisir de modéliser la distribution des classes d'intérêt dans l'espace de signature à l'aide d'une distribution normale multidimensionnelle. Le système de reconnaissance statistique utilisant une telle modélisation est nommé *système de reconnaissance bayésien*. Les raisons de ce choix sont multiples :

1. Ce modèle est déterminé par deux paramètres multidimensionnels : les deux premiers moments mathématiques des données d'apprentissage, à savoir l'espérance et la variance. Sur la base des observations que j'ai réalisées sur les données acquises, j'ai émis l'hypothèse, lors de la création du système de reconnaissance statistique, que ces deux informations sont, malgré la faible quantité de données à disposition, des éléments suffisants pour décrire les classes d'intérêt de manière à pouvoir les distinguer entre elles.
2. Le faible nombre de paramètres permet d'obtenir une détermination de ceux-ci qui est correcte et statistiquement représentative des données à disposition. Bien entendu, le problème étant sous-optimal, la détermination de ces paramètres ne sera pas forcément représentative des classes « réelles ».
3. Ce modèle, en raison de sa nature relativement simple, limite naturellement les problèmes de surapprentissage et a une tendance naturelle à généraliser la

distribution des données d'apprentissage. Le problème considéré étant sous-optimal, ce comportement est à notre avantage, car il permet de prendre en compte le fait que les modèles ne sont pas forcément représentatifs des classes « réelles ».

4. Enfin, il existe déjà une théorie bien établie sur les systèmes de reconnaissance statistique bayésiens sur laquelle nous pouvons nous baser.

La section suivante détaille les bases mathématiques d'un système de reconnaissance bayésien.

Brève description du système de reconnaissance bayésien

Cette partie décrit, très brièvement, le système de reconnaissance bayésien. Ces informations n'ont pas pour ambition de se satisfaire à elles seules et nécessitent quelques connaissances du sujet pour être pleinement comprises. Le lecteur souhaitant approfondir le sujet ou souhaitant les compléments d'information nécessaires à une compréhension complète des éléments à suivre peut se référer à la thèse [15] ou à l'ouvrage de référence [14].

Le système de reconnaissance bayésien se base sur la *règle de décision de Bayes* qui dit qu'une observation donnée est associée à la classe qui possède la probabilité *a posteriori* maximale. La probabilité *a posteriori*, notée $P(\omega_i|\vec{x})$ d'une classe ω_i est la probabilité qu'une observation donnée $\vec{x} \in \mathbb{R}^d$ appartienne à cette classe². Cette probabilité est définie, pour chaque classe ω_i , par le théorème de Bayes (cf. équation 6.1).

$$P(\omega_i|\vec{x}) = \frac{p(\vec{x}|\omega_i) P(\omega_i)}{\sum_{j=1}^{N_c} p(\vec{x}|\omega_j) P(\omega_j)} \quad (6.1)$$

Ce théorème exprime la probabilité *a posteriori* $P(\omega_i|\vec{x})$ à l'aide des probabilités *a priori* $P(\omega_i)$ des classes ω_i et des densités de probabilité $p(\vec{x}|\omega_i)$ des classes ω_i . La probabilité *a priori* d'une classe ω_i est la probabilité qu'une observation \vec{x} quelconque soit issue de cette classe. La densité de probabilité d'une classe ω_i est la probabilité qu'une observation, sachant qu'elle provient de cette classe, prenne la valeur \vec{x} .

La probabilité *a priori* de chaque classe doit être déterminée « manuellement » par la personne réalisant le système de reconnaissance. Ceci est fait en déterminant sur

2. Chaque observation des N_c classes est décrite dans l'espace de signatures à l'aide de d attributs. L'espace de signatures est donc de dimension d .

le processus d'intérêt, en situation de fonctionnement réel, le taux d'occurrence des individus pour chacune des classes d'intérêt.

La densité de probabilité de chaque classe est déterminée, comme nous allons le voir ci-après, au cours de la phase d'apprentissage, par la modélisation de la distribution des données d'apprentissage de chaque classe.

À partir de l'équation 6.1, nous pouvons exprimer la règle de décision de Bayes $\omega(\vec{x})$ telle que

$$\omega(\vec{x}) = \omega_i \quad \text{avec} \quad i = \arg \max_i P(\omega_i | \vec{x}) \quad (6.2)$$

Pour déterminer la densité de probabilité des classes, il faut formuler une hypothèse quant à la nature de cette densité. L'hypothèse que j'ai formulée dans le cadre de ce travail est de considérer la distribution des données d'apprentissage de chaque classe comme suivant une loi normale multidimensionnelle $\mathcal{N}(\vec{\mu}_i, \Sigma_i)$ (cf. équation 6.3) de moyenne $\vec{\mu}_i \in \mathbb{R}^d$ et de matrice de covariance $\Sigma_i \in \mathcal{M}_d(\mathbb{R})$.

$$p_{\vec{\mu}_i, \Sigma_i}(\vec{x} | \omega_i) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d \det(\Sigma_i)}} \exp\left(-\frac{1}{2} (\vec{x} - \vec{\mu}_i)^\top \Sigma_i^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu}_i)\right) \quad (6.3)$$

Les moyennes $\vec{\mu}_i$ et les covariances Σ_i des classes sont déterminées, lors de la phase d'entraînement, à partir des K_i observations d'apprentissage $\vec{x}_{k,i}$ (cf. équations 6.4 et 6.5).

$$\vec{\mu}_i = \frac{1}{K_i} \sum_{k=1}^{K_i} \vec{x}_{k,i} \quad (6.4)$$

$$\Sigma_i = \frac{1}{K_i - 1} \sum_{k=1}^{K_i} (\vec{x}_{k,i} - \vec{\mu}_i) (\vec{x}_{k,i} - \vec{\mu}_i)^\top \quad (6.5)$$

L'introduction de cette densité de probabilité dans le théorème de Bayes (cf. équation 6.1) permet, à la suite de quelques simplifications, de réexprimer la règle de décision de Bayes (cf. équation 6.2) de la manière suivante :

$$\omega(\vec{x}) = \omega_i \quad \text{avec} \quad i = \arg \min_i g_i(\vec{x}) \quad (6.6)$$

$$g_i(\vec{x}) = (\vec{x} - \vec{\mu}_i)^\top \Sigma_i^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu}_i) + \ln(\det(\Sigma_i)) - 2 \ln(P(\omega_i)) \quad (6.7)$$

L'expression $g_i(\vec{x})$ (cf. équation 6.7) est appelée *distance de Bayes*. Du point de vue de la représentation géométrique du problème, cette notion quantifie la proximité ou l'éloignement d'une observation donnée à une classe. La règle de Bayes, exprimée de ce point de vue, attribue l'observation à la classe la plus proche, autrement dit, celle dont la distance de Bayes est la plus petite.

Prétraitement des observations

Généralement, lorsque le problème est complexe, de très nombreux attributs sont mis en évidence, dans l'espoir qu'une combinaison d'un sous-ensemble de ceux-ci forme une signature fonctionnelle. Parmi l'ensemble de ces attributs, certains s'avèrent souvent plus pertinents que d'autres. De manière à faire un premier tri parmi ceux-ci et afin de réduire la quantité d'attributs à devoir traiter et modéliser, un prétraitement est parfois appliqué sur ceux-ci, avant de réaliser la modélisation des données d'apprentissage. Dans le cas de ce travail, j'ai appliqué un traitement appelé *analyse en composantes principales* (*Principal Component Analysis [PCA]* en anglais) sur l'ensemble des données d'apprentissage. Ce traitement, tel que je l'ai appliqué, a pour but de représenter les données d'apprentissage dans une nouvelle base de représentation où l'information pertinente est concentrée dans un nombre réduit de dimensions. Ce traitement permet de représenter les données d'apprentissage dans un espace de dimensions réduit avec une perte d'information minimale, quantifiable et contrôlable.

6.2 Stratégie d'apprentissage utilisée et phase de tests

Dans une situation où les données d'apprentissage à disposition sont peu nombreuses, la stratégie optimale de validation des modèles est un processus de validation croisée interne de type *leave-one-out* (cf. section 2.4.5). En toute logique, c'est cette stratégie que j'ai choisie dans le cadre de ce problème.

Toujours à cause du faible nombre de données et du manque d'outils d'extraction automatique des attributs d'intérêt, je n'ai pas pu créer de base de données de test. Seule une base d'apprentissage a pu être mise en place, permettant de réaliser des processus d'apprentissage et de validation mais ne me permettant pas de réaliser les phases de tests pour valider la fonctionnalité du processus de reconnaissance tel qu'il a été conçu. Je n'ai donc pas pu réaliser, dans le cadre du projet Watson, le calcul de la performance réelle du système de reconnaissance. Afin de pouvoir

comparer les résultats issus de différentes configurations du système de reconnaissance, j'ai utilisé les résultats de validation en tant que résultats de test. Cette approche, bien que couramment utilisée dans les cas de systèmes sous-optimaux, doit être exploitée avec précaution et sans jamais oublier qu'il s'agit de résultats de validation et non de tests.

Le système de reconnaissance réalisé présente une particularité quant aux éléments qui sont classés. Dans le cadre d'un système classique, les signatures extraites des individus permettent de former une observation dans l'espace des signatures. C'est alors cette observation (et donc l'individu duquel elle provient) qui est classifiée. Dans le cadre du projet Watson, j'ai réalisé un système un peu différent. Chaque individu, c'est-à-dire des mouvements avec et sans défaut, donne naissance à de nombreuses observations. Ces dernières sont issues de signatures extraites des « tocs » émis par les mouvements. L'apprentissage et la classification sont donc réalisés, non pas sur des signatures propres aux mouvements, mais sur des signatures propres aux « tocs » émis par ces mouvements. Le système donne donc, en fin de compte, la probabilité qu'un « toc » soit issu de la classe avec défaut ou de celle sans défaut. Afin de pouvoir attribuer à une classe le mouvement duquel sont issus les « tocs » classifiés, j'ai établi la règle suivante : un mouvement est attribué à la classe à laquelle ont été attribuée la majorité des « tocs » provenant de ce mouvement. Formellement, cela s'exprime de la manière suivante :

Un mouvement a une probabilité n_i/N d'être issu de la classe ω_i où n_i est le nombre de « tocs » que le système de classification a attribué à la classe ω_i et N le nombre total de « tocs » classés issus de ce mouvement.

6.3 Redéfinition de la certitude de la matrice de confusion

La certitude telle qu'elle est définie dans la littérature, à savoir le ratio des observations correctement classées par le nombre total d'observations testées, n'est pas un critère particulièrement pertinent lorsque les classes d'intérêt ne sont pas équilibrées³. Dans le cas du problème considéré, les classes n'étant pas équilibrées, il a fallu utiliser un autre critère pour synthétiser l'ensemble des informations contenues dans la matrice de confusion. Le critère que j'ai utilisé a été conçu spécifiquement pour le problème considéré. Je l'ai construit de manière à :

3. Des classes sont dites équilibrées lorsqu'il y a autant d'observations d'apprentissage dans chacune d'entre elles.

1. Prendre en compte le fait que les classes n'étaient pas équilibrées ;
2. Pondérer les performances de reconnaissance de chaque classe par rapport à leur signification statistique ;
3. Pouvoir interpréter ce critère comme étant une forme de mesure d'erreur du système de reconnaissance.

Ce critère $e(C)$ est construit autour des notions de sensibilité s_e et de spécificité s_p de la matrice de confusion C ainsi que de leur signification statistique respective p_{se} et p_{sp} .

$$e(C) = \frac{1}{4} ((1 - s_e)^2 + (1 - p_{se})^2 + (1 - s_p)^2 + (1 - p_{sp})^2) \quad (6.8)$$

$$s_e = \frac{C_{1,1}}{\sum_{i=1}^2 C_{i,1}} \quad (6.9)$$

$$s_p = \frac{C_{2,2}}{\sum_{i=1}^2 C_{i,2}} \quad (6.10)$$

Les quatre termes de cet estimateur d'une matrice de confusion (cf. équation 6.8) peuvent être interprétés comme des termes d'erreur, chacun variant entre 0 (aucune erreur) et 1 (erreur maximale). Finalement, après normalisation, ce critère de certitude varie, lui aussi, entre 0 et 1. Ce critère donne la même pondération à chacune des classes, même lorsqu'elles sont déséquilibrées. De plus, il pondère les résultats en fonction de leur signification statistique. Finalement, lorsque différentes matrices de confusion sont comparées, celle présentant les meilleures performances est celle ayant la valeur minimale de cet estimateur.

6.4 Détermination automatique de la signature

Comme discuté à la section 2.4.2, le choix d'une signature fonctionnelle n'est pas une chose aisée. Ceci est d'autant plus vrai si elle doit être réalisée de manière automatique. La situation particulière du projet Watson autorise toutefois de mettre en place une architecture intéressante permettant d'estimer au mieux les signatures optimales, et ce de manière automatique. La base de données d'apprentissage du projet étant sous-optimale, le nombre d'informations à traiter est « raisonnable ». Cette situation est telle qu'il devient possible de tester, avec des unités de calculs adaptées, toutes les configurations d'attributs possibles afin de déterminer les combinaisons d'attributs les plus adaptées pour devenir des signatures.

La méthode mise en place pour tester toutes les combinaisons possibles d'attributs afin de déterminer les combinaisons les plus aptes à être des signatures nécessite un critère de mesure de la performance de chaque combinaison. J'ai choisi d'utiliser le critère que j'ai développé pour décrire la performance d'une matrice de confusion (cf. équation 6.8). À chaque apprentissage, réalisé à l'aide d'une combinaison différente d'attributs, la matrice de confusion obtenue est estimée à l'aide de ce critère. Les critères de tous les apprentissages réalisés ainsi sont alors comparés afin de déterminer quelles sont les matrices de confusion (et donc les combinaisons d'attributs ayant permis de les obtenir) possédant le meilleur taux de reconnaissance avec la signification statistique la plus élevée.

Cette stratégie, bien que correcte d'un point de vue conceptuel et méthodologique, n'est pas applicable telle quel avec une puissance « raisonnable » de calculs. En effet, le temps nécessaire pour réaliser l'ensemble de ces tests peut rapidement devenir déraisonnable. De plus, lors de la phase de conception du système de reconnaissance, il est courant de rajouter ou d'enlever des attributs à la liste totale des attributs potentiels, ce qui nécessite de réaliser, à nouveau et à chaque fois, l'ensemble de ces tests afin de déterminer les combinaisons qui sont potentiellement des signatures. Durant cette phase, le concepteur préfère opter pour une détermination des signatures potentielles plus réactive, au risque qu'elle soit moins précise.

Voici quelques chiffres pour donner un ordre de grandeur du nombre de calculs à réaliser et des temps dont il est question. Dans le cadre du projet Watson, j'ai mis en évidence environ vingt attributs pertinents. L'ensemble des combinaisons de tous ces attributs est donc de 2^{20} , soit un peu plus d'un million de combinaisons. La phase d'apprentissage, sur une unité de calcul performante, prend environ quatre cents millisecondes. La détermination de la pertinence statistique prend, quant à elle, environ deux minutes. Dans l'état, l'ensemble des calculs prendrait un peu plus de quatre ans. Un tel chiffre donne l'espoir que l'approche consistant à optimiser le code – pouvant amener un gain en vitesse d'un facteur cinq – et à améliorer les performances matérielles des unités de calculs – pouvant amener un gain en vitesse d'un facteur vingt – pourrait permettre d'obtenir les résultats souhaités dans un délai raisonnable d'environ quinze jours. Cela ne pourrait se faire, cependant, qu'avec des moyens matériels très onéreux et en optimisant le code d'une telle manière qu'il deviendrait difficilement modifiable par la suite (ce qui n'est pas souhaité dans la phase de conception du système de reconnaissance).

La recherche par force brute n'étant pas réalisable dans l'état, il faut donc changer d'approche.

L'approche que j'ai choisie consiste à utiliser un estimateur partiel de la matrice de confusion. Si nous souhaitons réaliser une recherche exhaustive de la signature en

comparant les performances obtenues à partir de toutes les combinaisons possibles des attributs, le calcul de la signification statistique des résultats est ce qui prend le plus de temps à réaliser. La suppression de cet élément de l'estimateur de la matrice de confusion permet de réaliser l'ensemble des calculs en un peu moins de cinq jours. L'élimination de la signification statistique des résultats de l'estimateur revient à considérer que les résultats obtenus sont, à 100 %, statistiquement pertinents, ce qui est évidemment faux. La stratégie consiste alors à sélectionner, à partir des résultats obtenus par l'estimateur partiel, une portion des résultats les meilleurs (les dix premiers par exemple) puis de réaliser le calcul de la signification statistique uniquement sur eux, afin de calculer l'estimateur complet sur ce sous-ensemble de résultats, *a priori* pertinents. Cette méthode se base sur l'hypothèse que les valeurs de sensibilité et de spécificité sont beaucoup plus influentes sur l'estimateur complet de la matrice de confusion que leur signification statistique. Si cette hypothèse est vérifiée, alors le résultat optimal de l'ensemble des tests réalisés devrait quand même se trouver dans les meilleurs résultats obtenus par l'estimateur partiel. Calculer l'estimateur complet sur les meilleurs résultats permet donc de les réarranger entre eux pour prendre en compte l'influence, secondaire, de la signification statistique. Les tests réalisés sur les données du projet Watson ont confirmé que l'hypothèse était valable. Ces mêmes tests ont tout de même montré l'intérêt de calculer l'estimateur complet après coup, car, dans certains cas rares, mais existants, des résultats d'apparence excellents avaient une signification statistique extrêmement faible faisant d'eux, au final, des résultats à rejeter.

Dès que l'ensemble des résultats obtenus lors de la première étape, avec l'estimateur partiel, présente une forte dynamique entre les bons résultats et les suivants, cette méthode de détermination de la signature optimale s'avère relativement robuste. Lorsque cette dynamique est moins marquée, la méthode est moins robuste. Il convient alors d'augmenter le nombre de bons résultats à sélectionner (passer de dix à vingt par exemple) ou, plus raisonnablement, changer les attributs pertinents dont les « meilleures » combinaisons ne permettent pas d'obtenir de bons résultats de reconnaissance.

Pour résumer, la détermination de la signature de manière automatique est réalisée selon un processus (cf. figure 6.1) en quatre étapes :

1. Réaliser l'apprentissage sur toutes les combinaisons possibles d'attributs et calculer la performance de l'apprentissage à l'aide de l'estimateur partiel ;
2. Sélectionner les dix meilleurs résultats issus de cet apprentissage ;
3. Calculer la signification statistique de ces dix meilleurs résultats et calculer la performance de ceux-ci à l'aide de l'estimateur complet ;
4. Garder le meilleur résultat issu de l'étape précédente.

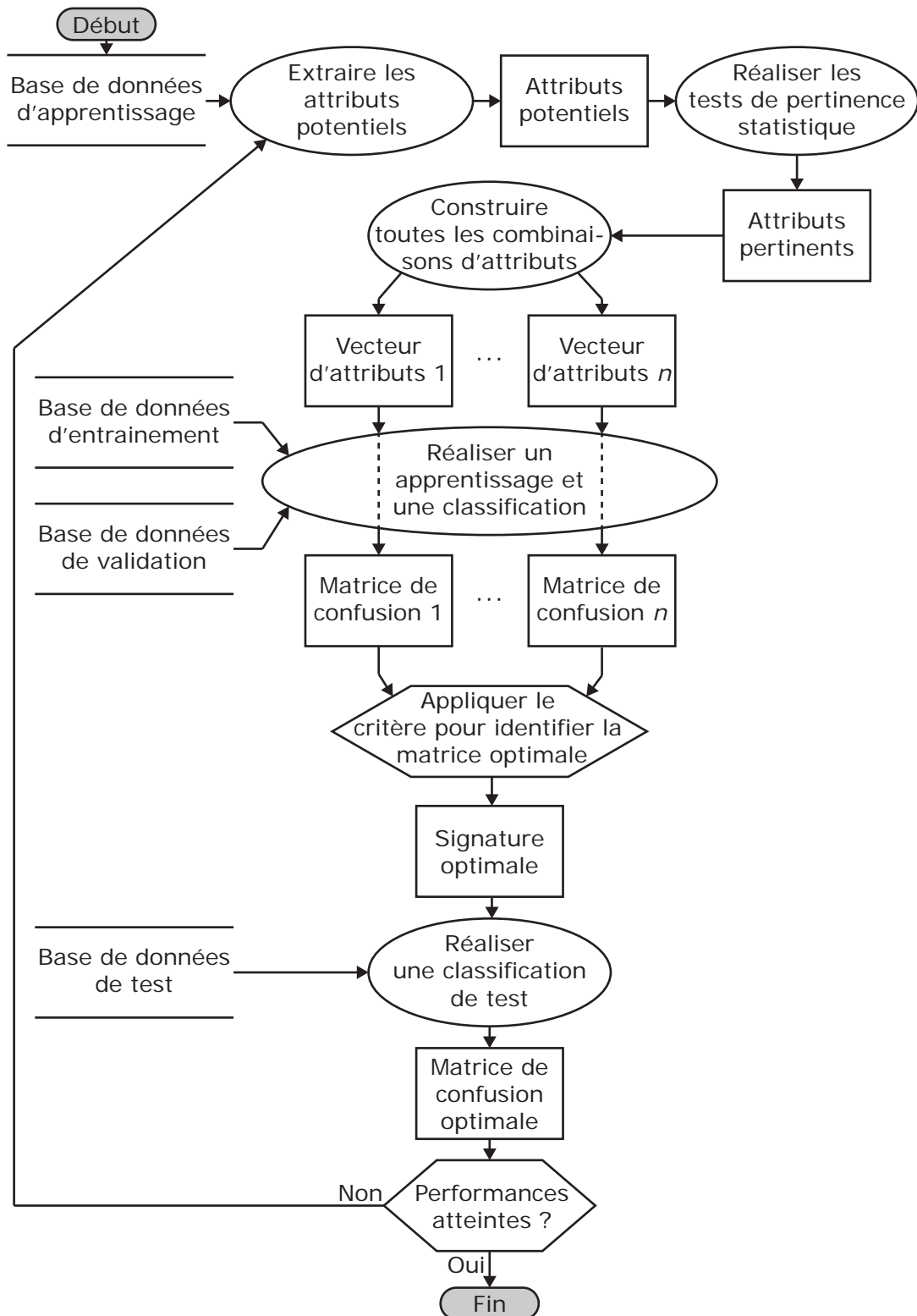


Figure 6.1 – Schéma-bloc du processus de détermination automatique de la signature optimale.

Cette méthode permet d'obtenir, de manière automatique, le meilleur résultat de reconnaissance vraisemblablement possible pour une base de données d'apprentissage fixée et un ensemble d'attributs pertinents fixés.

6.5 Conclusions

Bien qu'il existe des ouvrages et des théories bien définies décrivant le fonctionnement de tel ou tel système de reconnaissance, chaque problème nécessite ou permet, en raison de ses spécificités, de modifier le système de reconnaissance utilisé pour accélérer la phase d'apprentissage, trouver des signatures optimales ou, tout simplement, pour atteindre les performances souhaitées.

Ce chapitre a décrit l'ensemble des spécificités et des modifications qui ont été apportées, avec succès, au système de reconnaissance bayésien utilisé dans le cadre du projet Watson. Celui-ci a permis d'obtenir les résultats de classification présentés aux chapitres 7 et 9.

« La connaissance s'acquiert par l'expérience,
tout le reste n'est que de l'information. »

Attribué à Albert Einstein (1879 – 1955)

7

Analyse « à blanc » des signaux

Comme dans tout système de reconnaissance, l'analyse des signaux de la base de données d'apprentissage a pour but d'identifier et d'extraire des attributs susceptibles de former une signature. L'analyse « à blanc » des signaux consiste à réaliser cette tâche à partir des connaissances déjà à disposition de celui qui choisit les attributs. Comme je l'ai spécifié au chapitre 3, ces connaissances sont très variables d'une personne à l'autre. C'est ce qui distingue, pour un problème donné, le profane de l'expert. Ce dernier aura à sa disposition un bagage de connaissances bien plus important lui permettant d'arriver plus rapidement ou plus efficacement aux résultats souhaités. Dans le cadre de ce projet, les connaissances que j'avais déjà à ma disposition étaient les suivantes :

1. La compréhension du fonctionnement d'un mouvement horloger mécanique équipé d'un échappement à ancre suisse ;
2. La structure théorique en cinq chocs d'un signal vibratoire horloger.

Ces connaissances, synthétisées au chapitre 5, m'ont permis de faire des hypothèses sur l'influence que les trois défauts d'intérêt pouvaient avoir sur le signal vibratoire d'un mouvement mécanique.

Le premier défaut était une non-lubrification de l'échappement. Cette lubrification est appliquée sur la zone de contact entre les dents de la roue d'échappement et les palettes. Le lubrifiant est donc déposé sur les plans de repos et d'impulsion de chaque dent et de chaque palette. Il est relativement complexe d'évaluer

l'influence d'un manque de lubrification. J'ai émis trois hypothèses sur les conséquences qu'un tel manque de lubrification pouvait engendrer sur le fonctionnement de l'échappement à ancre suisse :

1. Des frottements supplémentaires au niveau des contacts et donc un niveau de bruit supérieur sur le signal vibratoire ;
2. Une diminution de la réserve de marche du mouvement due à l'augmentation de la dissipation d'énergie ;
3. Une perte d'amplitude du balancier due à une diminution du rendement de transmission énergétique entre la roue d'échappement et l'ancre.

La durée des enregistrements vibratoires que j'avais à ma disposition (deux minutes) ne permettait pas d'estimer si la réserve de marche du mouvement a diminué. La perte d'amplitude était par contre estimable (cf. section 5.8).

Le deuxième défaut était un décentrage du spiral. J'ai émis l'hypothèse que, lors du développement normal du spiral, si celui-ci n'est pas centré dans sa position neutre, certaines spires peuvent alors entrer en contact les unes avec les autres. Un tel contact peut engendrer non seulement des vibrations perceptibles sur le signal vibratoire, mais surtout modifier la fréquence propre d'oscillation du balancier-spiral et donc la marche de l'échappement, ce qui est perceptible sur la structure du signal vibratoire. L'autre hypothèse que j'ai émise à propos de ce défaut est qu'il peut générer une asymétrie dans la manière dont le spiral se développe entre une alternance et l'autre. Un tel comportement engendrerait alors une modification du repère du mouvement, ce qui serait aussi perceptible sur le signal vibratoire.

Le troisième défaut était une chute ayant lieu sur le plan d'impulsion de la palette. Ce défaut peut avoir lieu soit lorsque le tirage de la palette (le réglage de la position de la palette dans son logement) a été mal réalisé, soit lorsqu'une dent de la roue d'échappement défectueuse est un peu trop courte. Au final, lorsque la distance entre la dent d'intérêt et la palette est trop grande, lors de la phase de chute, la dent ne chute pas sur le plan de repos de la palette, mais directement sur le plan d'impulsion de cette dernière. Ceci, de par la géométrie des éléments, fait que l'ancre subit un couple engendrant un basculement prématuré de l'ancre. L'ancre est alors interrompue dans son mouvement par le dard et le petit plateau dont le but est justement d'empêcher qu'un basculement de l'ancre ait lieu avant que l'ellipse soit en position pour s'insérer dans l'entrée de la fourchette. Durant tout le temps nécessaire au balancier pour parcourir la portion d'arc complémentaire, le dard frotte contre le petit plateau. J'ai émis l'hypothèse que, à cause d'une chute sur le plan d'impulsion, le signal vibratoire d'un mouvement pouvait être modifié de cinq manières :

1. La chute sur le plan d'impulsion engendre un signal vibratoire différent que celui engendré par une chute sur le plan de repos ;
2. Le choc du dard contre le petit plateau engendre un « paquet » d'énergie sur le signal vibratoire ;
3. Le frottement du dard contre le petit plateau augmente le bruit du signal vibratoire ;
4. Le frottement du dard contre le petit plateau engendre une perte d'énergie au niveau du balancier, lui faisant alors perdre de l'amplitude ;
5. L'ancre ayant déjà parcouru l'angle de chemin perdu, les conditions géométriques initiales lors de l'alternance suivante ne seront pas les mêmes, ce qui engendrera une structure différente du signal vibratoire.

À partir de ces hypothèses et en me basant sur les connaissances citées ci-dessus, j'ai réalisé des analyses et des observations des signaux dans le but de trouver des attributs potentiels pour le système de reconnaissance décrit aux chapitres 2 et 6. Il existe un très grand nombre de caractéristiques pouvant être utilisées comme attributs que nous pouvons extraire d'un signal temporel physique. Afin de limiter les possibilités et de manière à pouvoir garder une relation entre les attributs choisis et une réalité physique sous-jacente, je me suis volontairement restreint aux domaines temporel et fréquentiel.

7.1 Analyses et observations temporelles

Les observations temporelles que j'ai extraites sont relatives à trois types d'information : la chronologie des événements et leur durée temporelle, l'énergie des événements et enfin l'enveloppe des événements. L'étude chronologique d'un signal revient à le décomposer en unité logique et à étudier la structure (forme, amplitude et durée) de ces unités ainsi que leur emplacement les unes par rapport aux autres. Dans le cas des signaux vibratoires horlogers, les unités logiques sont les « paquets » d'énergie visibles dans les signaux. L'analyse énergétique d'un signal revient à estimer l'énergie des unités logiques les unes par rapport aux autres. L'énergie e d'un signal y à un échantillon n est définie par l'équation 7.1.

$$e[n] = y^2[n] \quad (7.1)$$

Dans ce type d'analyse, il est intéressant de comparer les énergies maximales des unités logiques ou leur énergie totale.

Balisage

L'ensemble des attributs potentiels que je propose d'utiliser nécessite l'extraction de certains points d'intérêt dans les « tocs » de chaque signal. Dans le cadre de ce document, ces points d'intérêt sont dénommés *balises*. Ces points signalent le début de chacune des trois impulsions ainsi que la « fin » des « tocs » (cf. figure 7.1). Cette fin est définie en fonction du niveau d'énergie du « toc » par rapport au niveau d'énergie moyen du bruit. Dès que l'énergie du « toc » rejoint le niveau d'énergie moyen du bruit, je considère cet instant comme étant la fin du « toc » (cf. figure 7.2).

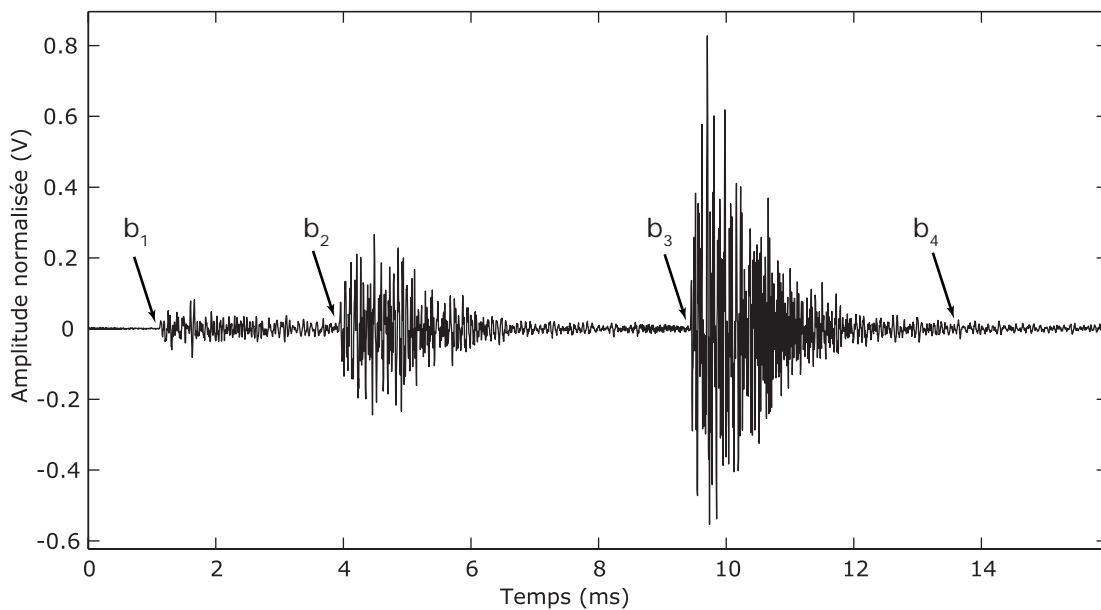


Figure 7.1 – Balisage d'un « toc ».

Attributs potentiels

À partir des balises précédemment définies, j'ai extrait des attributs potentiels issus des domaines chronologiques, énergétiques et des enveloppes temporelles. L'ensemble de ces attributs est décrit dans les tableaux 7.1 à 7.4 ci-après et illustré dans les figures 7.3 à 7.7.

Phénomènes non décrits dans la littérature

Outre les trois événements communément observables, l'étude temporelle des signaux m'a permis de mettre en évidence la présence d'évènements que le modèle

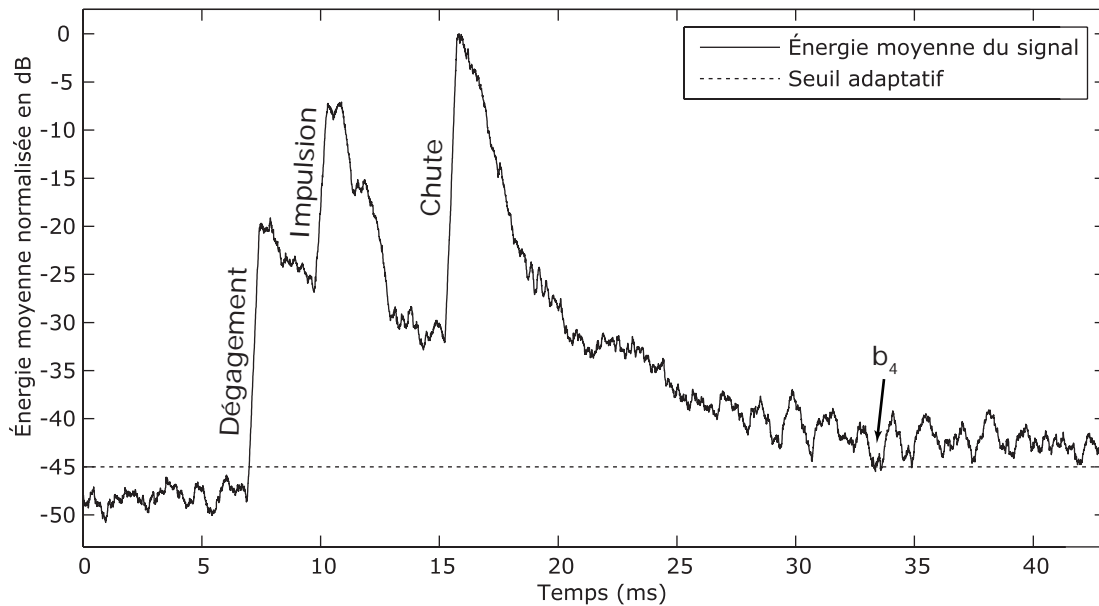


Figure 7.2 – Détection de la fin des tocs par un seuillage adaptatif de l'énergie moyenne du signal en décibel. Cette détection permet de positionner la balise b_4 des « tocs ».

Tableau 7.1 – Liste des attributs chronologiques potentiels.

Durée entre...	Calculs
... deux « tocs » successifs	$d_{11,1} = b_{1,nextToc} - b_{1,thisToc}$
... deux tocs de même nature	$d_{11,2} = b_{1,nextSimilarToc} - b_{1,thisToc}$
... le dégagement et l'impulsion	$d_{12} = b_2 - b_1$
... l'impulsion et la chute	$d_{23} = b_3 - b_2$

Tableau 7.2 – Liste des attributs énergétiques potentiels.

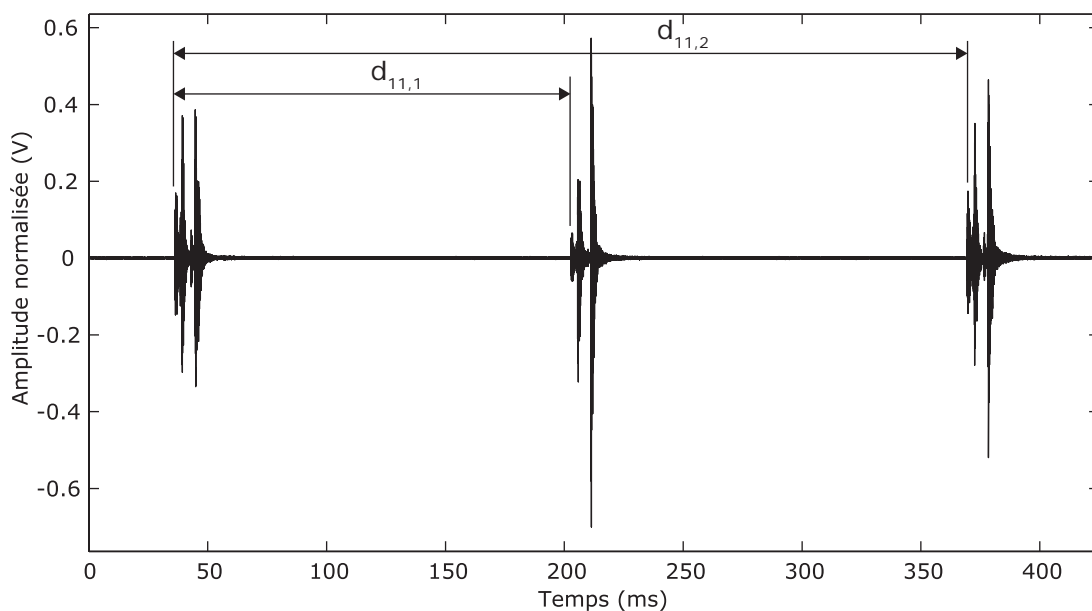
L'énergie...	Calculs
... totale du « toc »	$e_0 = \sum_{n=b_1}^{b_4-1} y^2 [n]$
... du dégagement	$e_1 = \sum_{n=b_1}^{b_2-1} y^2 [n]$
... de l'impulsion	$e_2 = \sum_{n=b_2}^{b_3-1} y^2 [n]$
... de la chute	$e_3 = \sum_{n=b_3}^{b_4-1} y^2 [n]$
... du dégagement rapportée à l'énergie du toc	$e_{10} = \frac{e_1}{e_0}$
... de l'impulsion rapportée à l'énergie du toc	$e_{20} = \frac{e_2}{e_0}$
... de la chute rapportée à l'énergie du toc	$e_{30} = \frac{e_3}{e_0}$

Tableau 7.3 – Liste des attributs potentiels liés aux enveloppes des signaux (maximum locaux).

Le maximum...	Calculs
... du dégagement	$m_1 = \max_{b_1 \leq n < b_2} (y[n])$
... de l'impulsion	$m_2 = \max_{b_2 \leq n < b_3} (y[n])$
... de la chute	$m_3 = \max_{b_3 \leq n < b_4} (y[n])$
... du dégagement rapporté à la chute	$m_{13} = \frac{m_1}{m_3}$
... de l'impulsion rapporté à la chute	$m_{23} = \frac{m_2}{m_3}$

Tableau 7.4 – Liste des attributs potentiels liés aux enveloppes des signaux (estimateurs du taux de décroissance).

Le taux de décroissance...	Calculs
... du dégagement	$c_1 = \text{std}_{b_1 \leq n < b_2} (y[n])$
... de l'impulsion	$c_2 = \text{std}_{b_2 \leq n < b_3} (y[n])$
... de la chute	$c_3 = \text{std}_{b_3 \leq n < b_4} (y[n])$

**Figure 7.3** – Deux des attributs potentiels sont des durées « inter tocs », à savoir la durée $d_{11,1}$ entre deux « tocs » successifs et la durée $d_{11,2}$ entre deux « tocs » de même nature (« inter tic » ou « inter tac »).

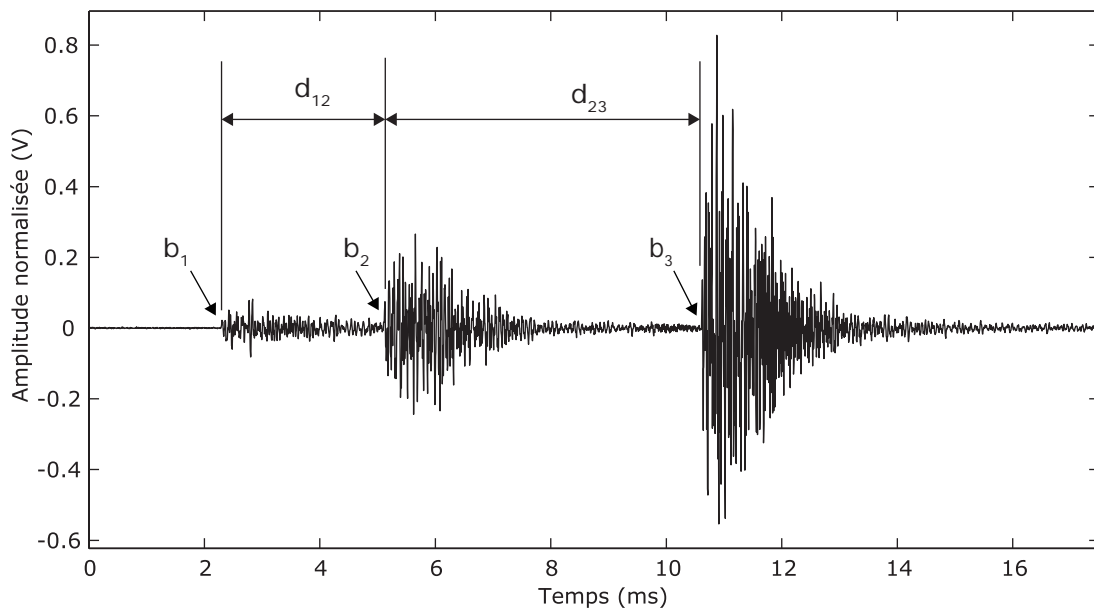


Figure 7.4 – Deux des attributs potentiels sont des durées « intra tocs », à savoir la durée d_{12} entre le dégagement et l'impulsion et la durée d_{23} entre l'impulsion et la chute. Les b_i sont les balises relatives au « toc ».

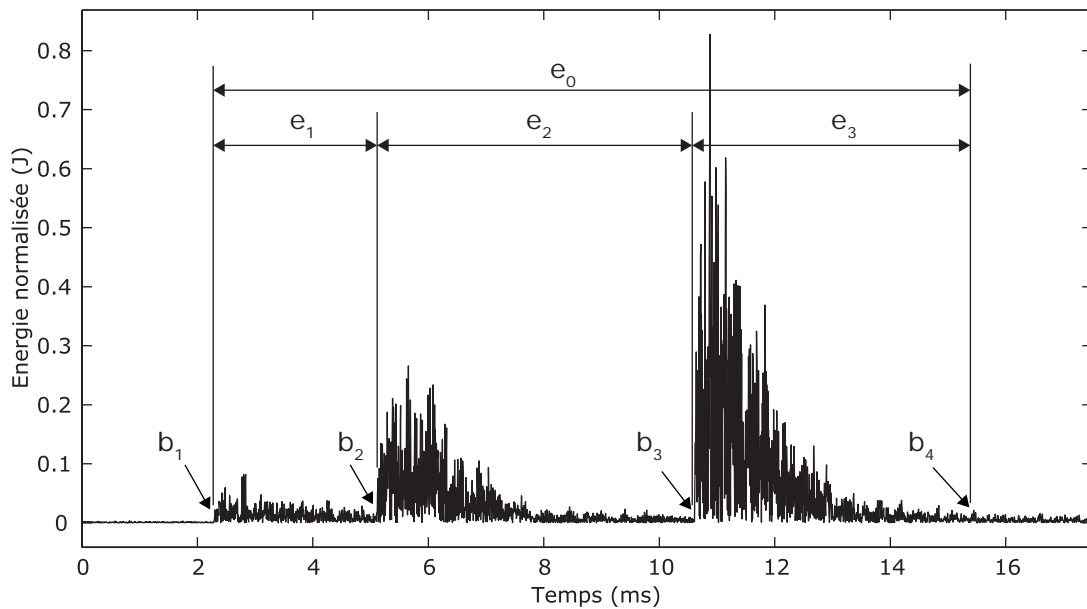


Figure 7.5 – Quatre des attributs potentiels sont des énergies « intra tocs », à savoir l'énergie totale e_0 du « toc », l'énergie e_1 du dégagement, l'énergie e_2 de l'impulsion et l'énergie e_3 de la chute. Les b_i sont les balises relatives au « toc ».

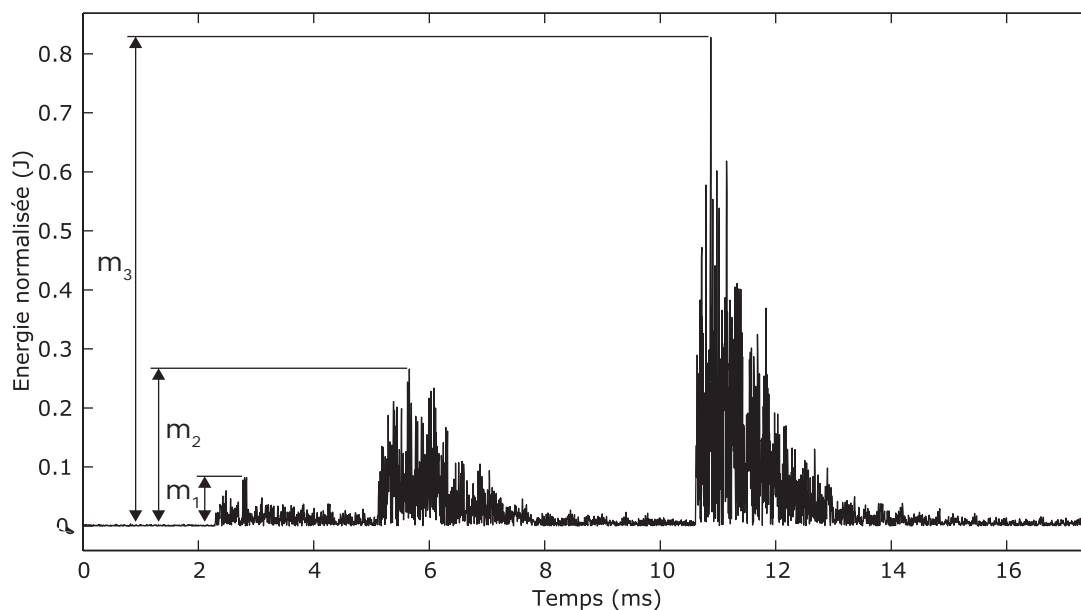


Figure 7.6 – Trois des attributs potentiels sont des maxima « intra tocs », à savoir le maximum m_1 du dégagement, le maximum m_2 de l'impulsion et le maximum m_3 de la chute.

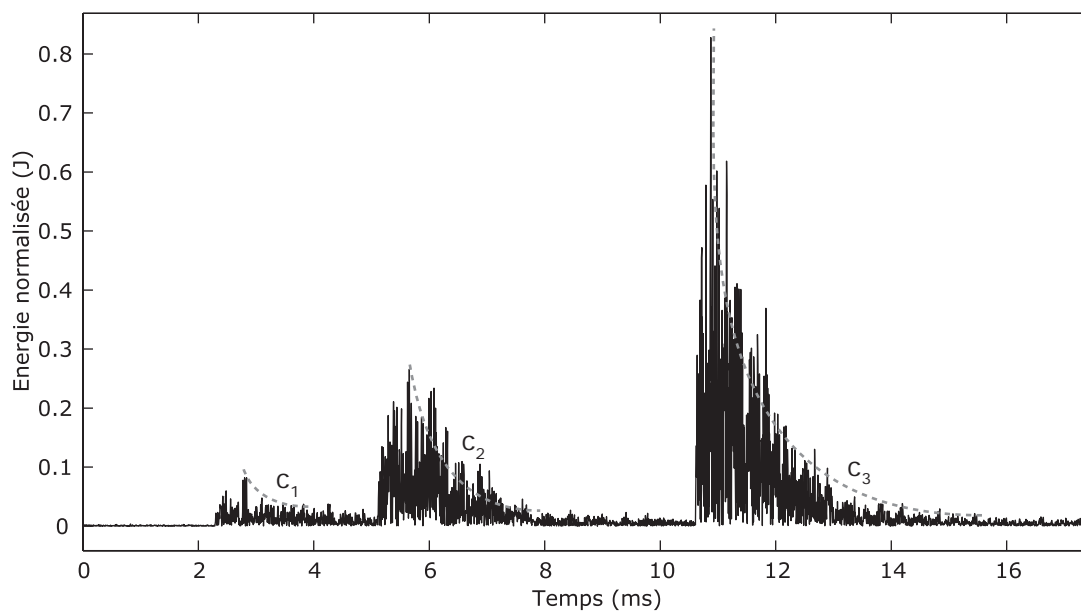


Figure 7.7 – Trois des attributs potentiels sont des taux de décroissance « intra tocs », à savoir le taux de décroissance c_1 du dégagement, le taux de décroissance c_2 de l'impulsion et le taux de décroissance c_3 de la chute.

phénoménologique décrit dans les ouvrages de référence et résumé à la fin du chapitre 5 ne prend pas en compte. Nous trouvons, notamment, la présence d'un évènement apparaissant régulièrement après le dégagement, la présence d'un autre, occasionnel, situé entre l'impulsion et la chute ainsi qu'un ou plusieurs autres apparaissant au-delà de la chute (cf. figure 7.8). Ces évènements n'ayant pas d'origine explicable selon le modèle phénoménologique admis, je ne les ai pas utilisés pour en extraire des attributs pour la mise en place d'un système de reconnaissance statistique.

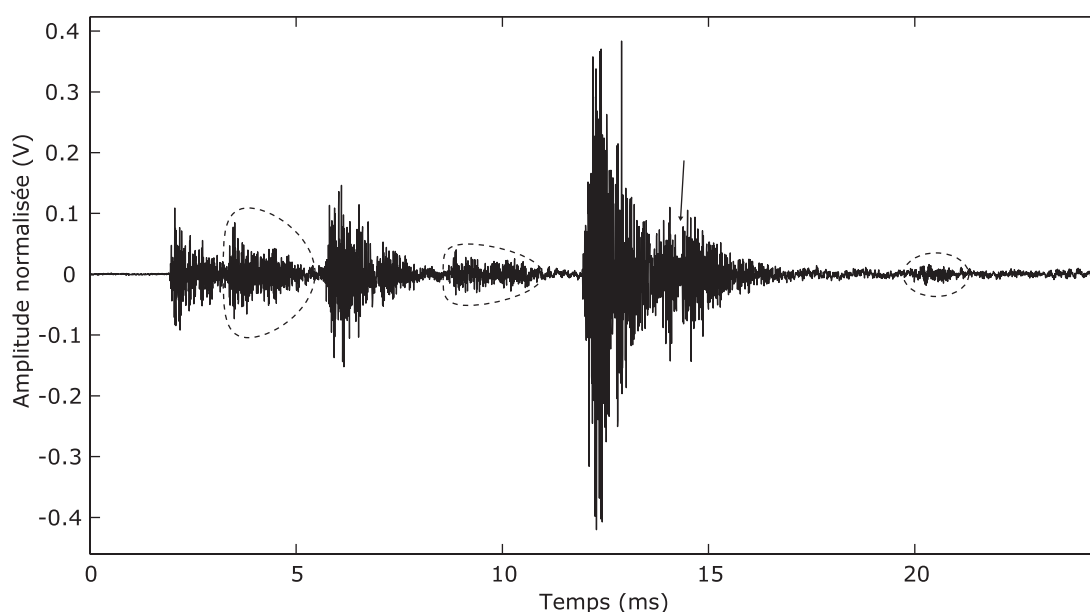


Figure 7.8 – Quatre phénomènes couramment observables dans les signaux vibratoires ne sont pas référencés dans le modèle phénoménologique décrit dans la littérature.

7.2 Analyses et observations fréquentielles

En parallèle des analyses temporelles et afin de pouvoir identifier d'autres attributs potentiels, j'ai abordé les signaux de la base de données d'apprentissage d'un point de vue fréquentiel. Ces analyses fréquentielles ont été réalisées en deux temps. Dans une première étape, j'ai réalisé des analyses dans le but de « défricher » le terrain. La deuxième partie de ces analyses, plus approfondie, a été réalisée avec deux collègues : messieurs David Cortez et Laurenz Notter. Je présente dans cette section la synthèse de nos résultats.

Par manque d'outils adaptés, nous n'avons pas pu utiliser d'informations fréquentielles dans le cadre du projet Watson. Les résultats présentés ici sont donc unique-

ment à but informatif. C'est la raison pour laquelle, je ne détaille pas les méthodes d'analyse qui ont été utilisées pour les obtenir et ne donne qu'une synthèse des informations les plus pertinentes.

Les analyses fréquentielles des signaux vibratoires ont été réalisées de telle sorte à identifier et mettre en évidence des caractéristiques relatives aux modes fréquentiels. Dans certains cas, de telles analyses permettent d'associer les modes identifiés aux modes propres de vibration des composants mécaniques présents au sein des mouvements analysés. Lorsque cela était possible, nous avons émis des hypothèses concernant les liens possibles entre les modes fréquentiels identifiés et les phénomènes physiques en jeu. Nous n'avons pas pu confronter ces hypothèses à la réalité, car un tel travail aurait largement dépassé les limites temporelles du projet. Nous nous sommes donc volontairement limités à explorer le domaine fréquentiel des signaux de la base de données d'apprentissage en utilisant des comparaisons qualitatives afin de savoir si des informations fréquentielles pouvaient être utilisées en tant qu'attributs potentiels pour le système de classification.

Jusqu'à présent, j'ai utilisé le terme de *signal* pour désigner l'ensemble de l'acquisition vibro-acoustique d'un mouvement horloger. Dans le cadre des analyses fréquentielles, le terme de *signal* désigne uniquement un « toc » d'une acquisition vibro-acoustique car les analyses fréquentielles sont réalisées sur chaque « toc » séparément.

Les principaux outils qui ont été utilisés pour réaliser ces analyses fréquentielles sont la transformée de Fourier discrète, la transformée de Fourier à temps discrets (*STDFT*, *Short Time Discret Fourier Transform* en anglais), la densité de puissance spectrale (*PSD*, *Power Spectral Density* en anglais) et la décomposition cepstrale (*Cepstral Analysis* en anglais)¹.

Nous avons réalisé l'ensemble de nos analyses sur une plage fréquentielle allant de 1 kHz jusqu'à 70 kHz. Sur les mouvements que nous avons analysés, nous avons observé que, en dehors de cette plage fréquentielle, il n'y avait pas d'information pertinente.

7.2.1 Variabilité à court terme et stationnarité des signaux

Le premier élément que nous avons caractérisé concernait la variabilité à court terme du contenu fréquentiel des signaux et leur stationnarité à long terme.

1. Les trois premiers outils sont extrêmement connus dans le domaine du traitement du signal. Le lecteur souhaitant approfondir ses connaissances à leur propos peut se référer à l'ouvrage *Understanding Digital Signal Processing* de R. G. Lyons [12]. Le dernier outil est un peu moins connu. Le lecteur souhaitant une introduction à ce sujet peut lire l'excellent article *The Cepstrum : a Guide to Processing* de D. G. Childers [39].

Sur l'ensemble de notre base de données, nous avons pu mettre en évidence que les signaux présentent une forte variabilité à court terme. Cela signifie que la structure fréquentielle d'un « toc » varie fortement d'un toc à l'autre, même entre deux « tocs » successifs. Ces variations sont présentes aussi bien sur la position fréquentielle des composantes d'intérêt que sur leur amplitude. En fréquence, les variations observées allaient de quelques hertz à plusieurs centaines de hertz. En amplitude, les composantes d'intérêt présentaient des variations de 10 à 80 %. Cette variabilité a été observée aussi bien entre les « tocs » provenant d'une même acquisition vibro-acoustique qu'entre des « tocs » provenant de différentes acquisitions.

L'analyse de la distribution statistique de la structure fréquentielle des « tocs » montre que les signaux sont stationnaires. Cette stationnarité a pu être observée en amplitude et en fréquence sur une durée maximale de cinq minutes (environ 1200 « tocs »). Elle a pu aussi être observée entre les tocs de différentes acquisitions vibro-acoustiques d'un même mouvement. Certains mouvements avaient même été entièrement démontés et remontés entre ces acquisitions, ne modifiant en rien la stationnarité des signaux.

La forte variabilité à court terme des signaux rend caduque toute analyse individuelle des « tocs ». En revanche, la stationnarité à long terme et inter mouvement des signaux laisse supposer que des analyses statistiques seraient à même d'extraire des informations pertinentes permettant de décrire la structure fréquentielle des « tocs ».

7.2.2 Mise en évidence de composantes fréquentielles d'intérêt

Nous avons pu mettre en évidence une corrélation forte entre certaines composantes fréquentielles et la structure mécaniques des mouvements analysés.

Tout d'abord, nous avons observé des composantes fréquentielles apparaissant de manière périodique, à des « tocs » bien spécifiques. Ces périodes étaient identiques à la période de rotation de la roue d'échappement. Nous avons émis l'hypothèse qu'un défaut ou une malformation sur l'une des dents de cette roue entraînait des vibrations particulières lorsqu'elle était sollicitée, faisant alors apparaître, sur le spectre, des composantes spécifiques.

Nous avons pu mettre en évidence un deuxième phénomène intéressant. Avant d'aller plus loin, introduisons tout d'abord une hypothèse liée à la notion de *combinaison « dent-palette »*. Le choc lié à la chute d'une dent donnée sur une palette donnée possède une structure fréquentielle qui lui est propre. La même dent frappant l'autre palette aura une structure fréquentielle probablement différente.

Nous avons donc, potentiellement, un nombre de structures fréquentielles propres aux chocs de la chute valant deux fois le nombre de dents de la roue d'échappement. Par exemple, si une roue d'échappement possède vingt-quatre dents, ceci donne donc lieu à quarante-huit combinaisons possibles pour des structures fréquentielles propres. Nous pouvons donc nous attendre à retrouver, au sein des spectrogrammes², des périodicités de vingt-quatre ou de quarante-huit alternances suivant si une structure fréquentielle est liée à une dent spécifique ou alors à une combinaison « dent-palette ». Nos observations nous ont permis d'observer de tels phénomènes. Si cette hypothèse s'avère vérifiée, cela signifie que nous pourrions identifier et « suivre » une dent spécifique au cours du fonctionnement d'un échappement.

Un autre élément que nous avons pu mettre en évidence concerne la variation périodique en fréquence de certaines composantes fréquentielles. Lorsque ces composantes sont présentes, elles le sont à tous les « tocs ». Leur position fréquentielle varie cependant d'un « toc » à l'autre selon une structure sinusoïdale (cf. figure 7.9). En fonction des composantes analysées, nous observons deux périodes différentes. La première était exactement de soixante secondes, à savoir la période de rotation de la roue des secondes. La deuxième avait une période équivalente au temps de passage d'une dent du pignon de la roue des secondes sur la roue moyenne. Nous avons émis l'hypothèse que la variation de fréquence de ces modes était liée à la variation de raideur entre les différents éléments du rouage due au décalage du point d'appui entre les dents en contact. Si cette hypothèse est avérée, nous pourrions alors utiliser une telle information pour déterminer la structure fréquentielle type d'une dent du pignon de la roue des secondes et déterminer, par différence, si une dent possède un défaut ou non. Par extension, il devrait être possible d'identifier d'autres composantes fréquentielles relatives aux pignons des autres roues du rouage. Dans le cadre de cette analyse, nous ne les avons cependant pas trouvées.

Nous avons pu aussi mettre en évidence une différence statistique entre la structure fréquentielle liée à un « tic » et celle liée à un « tac ».

Le dernier élément intéressant que nous avons mis en évidence concerne un élément que nous avons dénommé *modes spiraux*. À la suite d'un « toc », les composantes fréquentielles sont généralement stables en fréquence. Comme décrit précédemment, elles varient d'un « toc » à l'autre, mais elles sont stables au sein d'un « toc » spécifié. Il existe cependant quelques composantes qui ne le sont pas. Certaines

2. Un spectrogramme est une visualisation graphique représentant l'évolution du spectre court terme d'un signal en fonction du temps. Les axes du spectrogramme représentent le temps, la fréquence et l'énergie du signal à un instant et une fréquence donnés. De manière à pouvoir représenter ce type de graphique en deux dimensions, l'énergie du signal est souvent représentée en couleur ou en variation de niveaux de gris.

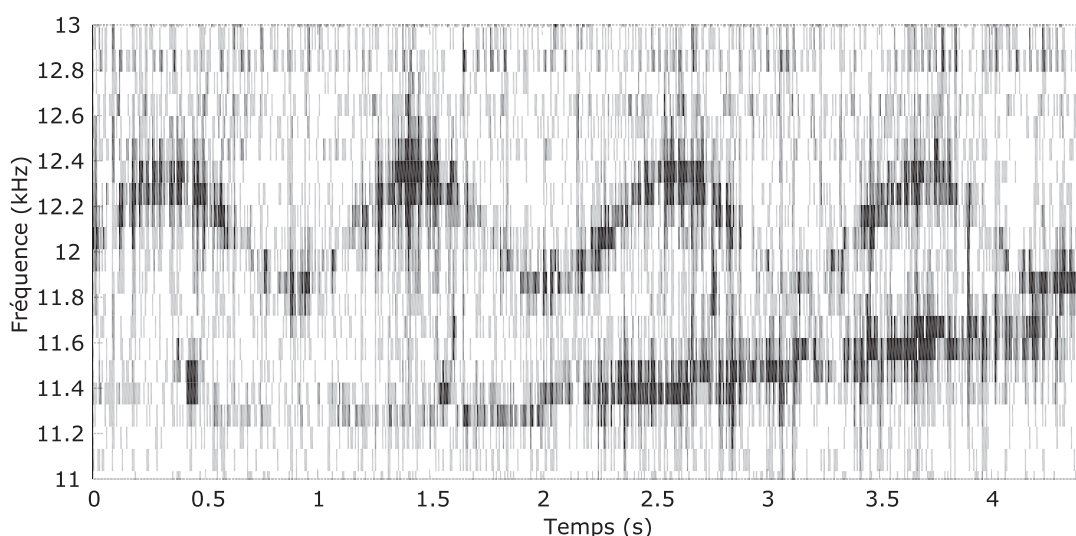


Figure 7.9 – Illustration au sein d'un spectrogramme des composantes fréquentielles périodiques à fréquence variables. Afin de faciliter la visualisation, les attaques et les temps « morts » entre les « tocs », ont été retirées du spectrogramme pour ne laisser que les modes vibratoires.

observations ont permis de mettre en évidence qu'elles suivent une structure sinusoïdale dont la période est de deux alternances. La plupart du temps, cependant, l'amortissement de ces composantes est trop rapide pour pouvoir apercevoir l'intégrité de la structure sinusoïdale. En général, seul le début de cette structure est perceptible, donnant alors à cette composante, un aspect d'accent aigu ou grave selon les cas (cf. figure 7.10). Les analyses réalisées sur différents mouvements ont permis de mettre en évidence que la partie positive de cette structure sinusoïdale est toujours associée aux « tics » alors que la partie négative est toujours associée aux « tacs ». De plus, les *extrema* d'amplitude de cette structure sont toujours situés à égale distance entre deux « tocs ». Nous avons émis l'hypothèse que ces composantes fréquentielles sont liées au ressort spiral. Lors des chocs liés au fonctionnement de l'échappement, le ressort spiral est aux environs de sa position neutre. De l'énergie lui est transmise à cause des chocs, ce qui excite des modes propres du spiral. Lors de la suite de l'alternance, le spiral se contracte ou se dilate selon qu'il soit au cours d'un « tic » ou d'un « tac ». Ceci entraîne une modification de la raideur du spiral, l'augmentant dans un cas et la diminuant dans l'autre. Ces variations de raideur peuvent être la cause des variations de fréquences des composantes observées. Enfin, si ces composantes sont liées au spiral, il est logique que leurs *extrema* soient à égale distance entre deux « tocs » puisque, à ce moment, le spiral a atteint son amplitude maximum et s'apprête à réaliser son alternance complémentaire. C'est la raison pour laquelle nous avons appelé ces composantes spécifiques des modes spiraux. Si cette hypothèse s'avère vérifiée,

cette information fournirait un outil intéressant pour caractériser l'état du spiral en cours de fonctionnement. De plus, que cette hypothèse soit vérifiée ou non, tous nos tests ont montré que cette information permet de déterminer sans erreur possible si un « toc » est un « tic » ou un « tac ».

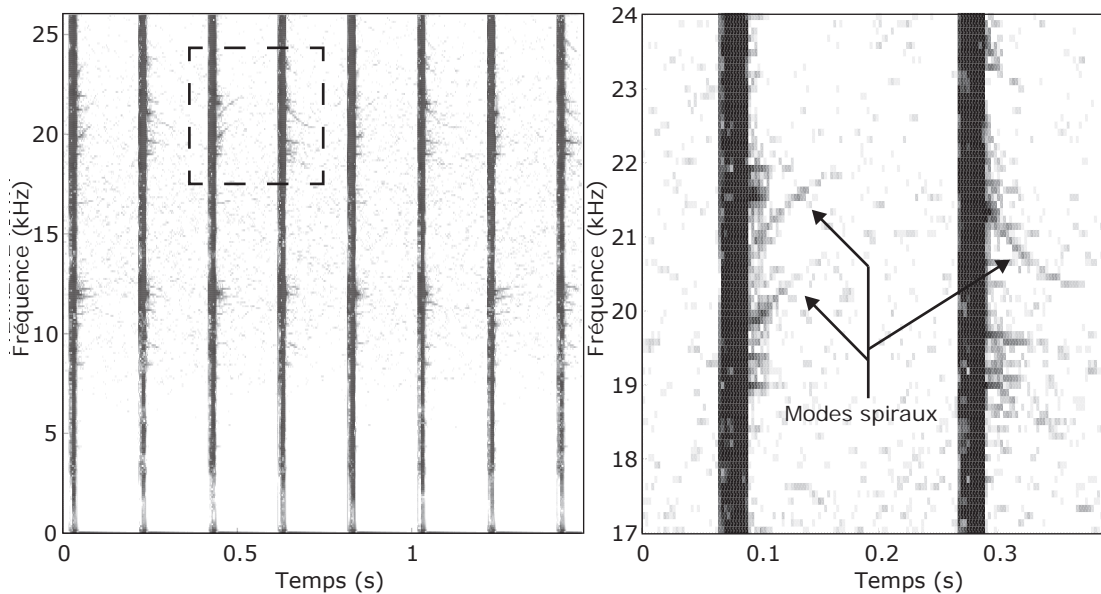


Figure 7.10 – Portion de spectrogramme mettant en évidence les modes spiraux d'un signal vibro-acoustique horloger. À gauche, la vision d'ensemble sur plusieurs « tocs » et à droite, le zoom sur deux alternances.

7.2.3 Conclusions des analyses fréquentielles

L'analyse fréquentielle des signaux vibro-acoustiques nous a permis de mettre en évidence de nombreux phénomènes d'intérêt dont certains pouvant contenir des attributs potentiels intéressants.

Bien que nous ayons pu en extraire quelques-uns à la main, l'extraction manuelle de tous les attributs potentiels identifiés sur l'ensemble de la base de données d'apprentissage n'est pas une tâche réalisable. Non seulement elle prendrait trop de temps, mais en plus, de par la structure complexe des signaux fréquents, la répétabilité du processus d'extraction manuelle laisserait à désirer. Ceci engendrerait des attributs potentiels fortement bruités à cause d'un processus d'extraction non maîtrisé ce qui dégraderait les performances du système de reconnaissance. Ce constat rend l'utilisation d'outils d'extraction automatique ou semi-automatique indispensable. Nous avons estimé que le développement de tels outils afin de pouvoir les utiliser de manière fiable et robuste nécessiterait trop de temps dans le cadre

du projet Watson. N'ayant pas les moyens d'avoir accès à ces informations pour l'ensemble de la base de données d'apprentissage, nous n'avons donc pas pu les utiliser pour extraire de nouveaux attributs potentiels.

Malgré tout, ces analyses nous ont permis de mettre en évidence suffisamment d'éléments pour pouvoir dire que le domaine fréquentiel contient de nombreuses données d'intérêt et mérite d'être exploité de manière plus approfondie dans une version future du projet. Les analyses réalisées dans le cadre de ce projet montrent de fortes corrélations entre certaines composantes fréquentielles des signaux et des interactions entre les composants mécaniques du mouvement, que ce soit au niveau du rouage, des palettes ou du ressort spiral. L'exploitation de telles informations nécessitera cependant un investissement préalable important afin de développer des outils nécessaires à l'identification et l'extraction des informations d'intérêt de ce domaine.

7.3 Utilisation de ces attributs au sein du système de reconnaissance

Les tests statistiques réalisés sur les dix-neuf attributs potentiels ont mis en évidence que seuls dix d'entre eux s'avèrent pertinents d'un point de vue statistique (cf. tableaux 7.5 à 7.8).

Tableau 7.5 – Liste des attributs chronologiques pertinents.

Durée entre...	Calculs
... deux « tocs » successifs	$d_{11,1} = b_{1,nextToc} - b_{1,thisToc}$
... l'impulsion et la chute	$d_{23} = b_3 - b_2$

Tableau 7.6 – Liste des attributs énergétiques pertinents.

L'énergie...	Calculs
... totale du « toc »	$e_0 = \sum_{n=b_1}^{b_4-1} y^2 [n]$
... du dégagement	$e_1 = \sum_{n=b_1}^{b_2-1} y^2 [n]$
... de l'impulsion	$e_2 = \sum_{n=b_2}^{b_3-1} y^2 [n]$
... de la chute rapportée à l'énergie du toc	$e_{30} = \frac{e_3}{e_0}$

La matrice 7.9 constitue le meilleur résultat de classification que ces attributs pertinents permettent d'obtenir à la suite d'un apprentissage optimal du système de

Tableau 7.7 – Liste des attributs pertinents liés aux enveloppes des signaux (maximum locaux).

Le maximum...	Calculs
... du dégagement	$m_1 = \max_{b_1 \leq n < b_2} (y[n])$
... de l'impulsion	$m_2 = \max_{b_2 \leq n < b_3} (y[n])$
... de la chute	$m_3 = \max_{b_3 \leq n < b_4} (y[n])$

Tableau 7.8 – Liste des attributs pertinents liés aux enveloppes des signaux (estimateurs du taux de décroissance).

Le taux de décroissance...	Calculs
... de l'impulsion	$c_2 = \text{std}_{b_2 \leq n < b_3} (y[n])$

reconnaissance bayésien. De tels résultats signifient que si le système de reconnaissance était mis en place sur une ligne de production, un quart des mouvements sans défaut serait détecté comme ayant un défaut et environ 10 % des mouvements ayant un défaut ne seraient pas détectés. Ce constat n'est pas particulièrement encourageant. Ceci est d'autant plus vrai que cet apprentissage a été fait dans des conditions sous-optimales. Il est donc fort probable qu'un tel système de reconnaissance, s'il était testé dans des conditions optimales, aurait des performances inférieures. Il est important que, dans nos conditions de travail, nous obtenions des résultats bien meilleurs afin d'espérer avoir les performances voulues dans les conditions réelles.

Tableau 7.9 – La matrice de confusion optimale résultant de la phase d'apprentissage réalisée à l'aide des attributs potentiels extraits « à blanc ».

		Classes réelles		
		Classe sans défaut	Classe avec défaut	
Résultats des tests	Résultats sans défaut	9 Vrais positifs	2 Faux positifs	
	Résultats avec défaut	3 Faux négatifs	16 Vrais négatifs	
		0.75 Sensibilité	0.89 Spécificité	0.83 Exactitude

Les valeurs de prédictions négative et positive sont volontairement ignorées, car l'équilibrage des classes dans la base de données d'apprentissage ne respecte pas les probabilités *a priori* des classes (c'est-à-dire la probabilité qu'un individu provienne d'une classe donnée).

Puisque le système d'apprentissage teste toutes les combinaisons d'attributs raisonnablement réalisables, nous sommes en mesure d'affirmer que les dix-neuf attributs sélectionnés précédemment ne permettent pas d'obtenir des résultats satisfaisants. Il nous faut donc chercher de nouveaux attributs qui pourraient améliorer les résultats de reconnaissance.

7.4 Conclusions

L'analyse des signaux vibratoires de la base de données d'apprentissage a permis d'extraire, du domaine temporel, de nombreux attributs potentiels. L'analyse de ces mêmes signaux, dans le domaine fréquentiel, a permis d'identifier de nombreux éléments aptes à être, aussi, des attributs potentiels. Ceux-ci ont été identifiés par l'observation humaine et un échantillon restreint en a été extrait « à la main ». Malheureusement, ces éléments n'ont pas pu être extraits de manière automatique pour chaque « toc », car nous n'avions pas à notre disposition des outils adaptés à cette tâche, ni le temps pour les développer.

Cet écueil n'est pas propre à la méthodologie, mais provient des systèmes de reconnaissance statistique en général, ceux-ci étant très dépendants de la performance des algorithmes d'extraction des attributs. Les attributs d'intérêt étant spécifiques à chaque problématique traitée, cela implique, dans la grande majorité des cas, de devoir réaliser des algorithmes d'extraction d'attributs spécifiques à chaque projet. Les performances des systèmes de reconnaissance variant fortement en fonction de la précision d'extraction de ces attributs, ces algorithmes doivent être robustes et répétables. Les développer dans cette optique est donc une tâche nécessaire, mais complexe et demande un investissement temporel relativement important. Il s'agit d'une tâche ne devant pas être sous-estimée et pouvant, dans certain cas, empêcher l'extraction d'attributs pourtant potentiellement intéressants.

Les attributs potentiels que j'ai extraits du domaine temporel ont permis de réaliser un apprentissage. Les résultats obtenus présentent, cependant, des taux de reconnaissance assez médiocres. La base de données d'apprentissage étant sous-optimale, cela implique que ces résultats sont supérieurs à ceux qui seront obtenus lors d'une classification hors apprentissage. À défaut de pouvoir acquérir plus de données d'apprentissage et d'augmenter le nombre d'éléments présents dans la base de données, il faut alors concevoir un système de reconnaissance dont les

performances sont particulièrement élevées, afin de s'assurer que celles-ci soient correctes une fois le système implémenté sur les lignes de production. En suivant la méthodologie proposée au chapitre 3, il est alors nécessaire d'aborder le problème sous un autre aspect et de réaliser une analyse phénoménologique des phénomènes d'intérêt.

« Souviens-toi que le Temps est un joueur avide
Qui gagne sans tricher, à tout coup! C'est la loi. » (17-18)

Les Fleurs du Mal, « L'Horloge », Charles Baudelaire (1821 – 1867)

8

Analyse phénoménologique

Les analyses réalisées jusqu'à présent ont mis en évidence deux éléments. Tout d'abord, les attributs que j'ai sélectionnés lors de l'analyse « à blanc » (cf. chapitre 7) ne permettent pas de composer des signatures distinguant, significativement, les classes d'intérêt (cf. section 7.3). Enfin, il existe des éléments dans les signaux vibratoires dont nous ignorons l'origine mécanique (cf. section 7.1).

Selon l'approche méthodologique proposée au chapitre 3, j'ai réalisé une analyse phénoménologique approfondie de l'échappement à ancre suisse de manière à comprendre d'où pouvaient provenir ces éléments et augmenter ou préciser la connaissance que nous avons des phénomènes qui ont lieu au sein de ce type de mécanisme.

Cette étude phénoménologique peut être sans fin. De manière à en obtenir un résultat exploitable et atteignable dans un délai raisonnable, j'ai défini les objectifs de cette étude de la manière suivante.

Cette étude doit permettre d'identifier l'ensemble des chocs mécaniques ayant lieu au cours du fonctionnement normal de l'échappement entre ses différentes pièces. De plus, cette étude doit permettre d'associer ces chocs mécaniques avec les événements visibles sur les signaux vibratoires.

La démarche proposée pour réaliser cette analyse phénoménologique a été de filmer des échappements en cours de fonctionnement avec une caméra haute vitesse tout en acquérant, de manière synchrone, les signaux vibratoires du mouvement. Ce procédé permet de faire le lien entre les phénomènes visualisés sur les vidéos hautes vitesses issues de la caméra et les signaux vibratoires sur la base de la simultanéité

temporelle. Pour être tout à fait exact, cette approche ne permet pas de définir une causalité entre les événements observés et la structure des signaux vibratoires. Tout au plus, elle permet de définir une forte corrélation, basée sur une simultanéité temporelle, entre ces éléments. En effet, au vu de la vitesse de propagation des ondes acoustiques dans la matière¹ et de la distance entre la source des chocs et le capteur piézoélectrique (environ deux centimètres), il est raisonnable d'estimer que la détection des chocs par le système d'acquisition est quasiment instantanée et que le délai de propagation (de l'ordre de dix nanosecondes pour les délais les plus longs) est négligeable. Le lecteur s'intéressant à la propagation des ondes dans un solide et à sa surface peut se référer aux ouvrages [40], [9] et [41].

8.1 Mise en place de l'analyse

Cette section décrit le cadre dans lequel a été réalisée l'analyse phénoménologique. Elle décrit les systèmes d'acquisition utilisés, les mouvements sur lesquels l'analyse a porté et le protocole d'analyse des données qui a été exploité.

8.1.1 Systèmes d'acquisition

La caméra haute vitesse que j'ai eue à disposition était une caméra IDT Motion Pro Y4-S3 GigE équipée d'un zoom Leica Z16 APO et d'un objectif fixe Leica PlanAPO 1.0x. L'éclairage était délivré par deux sources externes LED (Videal LXX LED) et un éclairage annulaire LED stroboscopique (Videal MultiLed R100). Ce dernier était synchronisé à la fréquence d'acquisition de la caméra. La lumière des sources externes était amenée dans le champ de vue, dans un cas directement par une fibre optique souple et dans l'autre par l'intermédiaire d'une table diascopique. Les meilleures résolutions que j'ai pu obtenir avec cette caméra et ces éclairages sont de 1.8 micromètres par pixel pour la résolution spatiale et de 26 microsecondes (c'est-à-dire 38'001 images par seconde) pour la résolution temporelle. L'ensemble des caractéristiques techniques de ce système d'acquisition est disponible à l'annexe A.

Le système d'acquisition vibratoire est une version modifiée de celui utilisé au chapitre 4. Les modifications apportées sont uniquement relatives au support mécanique du mouvement. Le transducteur (qui est exactement le même piézoélectrique que celui utilisé lors des premières acquisitions), l'électronique d'amplification et d'acquisition, ainsi que les logiciels d'acquisition restent strictement inchangés. Le

1. Au coeur de l'acier, les ondes se propagent à un ordre de grandeur de cinq kilomètres par seconde. À sa surface, l'ordre de grandeur s'étend de quelques centaines de mètres par seconde à quelques kilomètres par seconde dépendant de la fréquence de l'onde considérée.

support mécanique a dû être modifié de telle sorte à être compatible avec le système d'acquisition vidéo. La seule contrainte que ne respectait pas l'ancien posage était d'être compatible avec un éclairage de type diascopique. Je l'ai donc modifié de telle sorte à laisser un accès diascopique à la lumière. J'en ai profité pour ajouter un système de positionnement fin en X , Y et ΘZ de telle manière à faciliter le positionnement des mouvements par rapport au champ de vue de la caméra. Le transducteur piézoélectrique étant conçu pour avoir une bande passante optimale uniquement lorsqu'un mouvement est en contact avec lui avec une force d'appui située entre 0.5 et 1 N, j'ai dû développer un système garantissant cette plage de force sur le transducteur, quel que soit le diamètre du mouvement à analyser. Le cahier des charges complet du posage est disponible à l'annexe B. Les mesures faites sur le posage, une fois celui-ci réalisé, ont montré que le cahier des charges était respecté. Je n'ai pas pu vérifier si la différence de conception entre le nouveau posage et celui d'origine engendrait des perturbations mesurables au niveau des signaux. Les comparaisons que j'ai faites ne montraient, cependant, rien de significatif dans les domaines et plages d'intérêt.

Afin d'avoir des acquisitions synchronisées entre le système d'acquisition vidéo haute vitesse et le système d'acquisition vibratoire, les acquisitions sont démarrées simultanément grâce à un signal de déclenchement externe qui est envoyé simultanément aux deux systèmes (cf. figure 8.1). Les bases de temps internes des deux systèmes d'acquisition, pour autant qu'elles soient suffisamment précises, suffisent à garantir la synchronisation des données tout au long du processus d'acquisition. Bien entendu, si les acquisitions viennent à être particulièrement longues, la synchronisation des signaux va, petit à petit, dévier en fonction de la différence de fréquence entre les bases de temps des systèmes d'acquisition.

L'utilisation du système d'acquisition vibratoire, avec ce nouveau posage, a montré qu'il était sensible au bruit ambiant. Des tests ont permis de mettre en évidence que, selon la position relative entre l'électronique d'amplification du système d'acquisition vibratoire et l'ensemble caméra – source R100, des impulsions parasites apparaissaient sur les signaux acquis. Bien que je n'ai pas été en mesure de le démontrer, ceci laisse supposer qu'il s'agit d'un bruit électromagnétique émis par ces systèmes. Ces impulsions de 25 échantillons de large ont une période extrêmement régulière de 19.8 millisecondes et présentent un rapport signal sur bruit de 10 décibels²(cf. figures 8.2 et 8.3). La période de ces impulsions n'est cependant pas liée à la fréquence d'acquisition de la caméra et n'est donc pas non plus liée à la fréquence d'allumage de la source R100. Je n'ai pas réussi à connaître la prove-

2. Ces moyennes ont été réalisées sur 40 impulsions extraites de trois signaux différents. L'écart-type correspondant à la largeur moyenne des impulsions est de 3.8 échantillons. Celui correspondant à la période est de 240 microsecondes. Le rapport signal sur bruit a été calculé comme suit : $SNR_{dB} = 20 \log_{10}(\bar{A}_s/\bar{A}_b)$ où \bar{A}_s est l'amplitude moyenne du signal et \bar{A}_b est l'amplitude moyenne des impulsions.

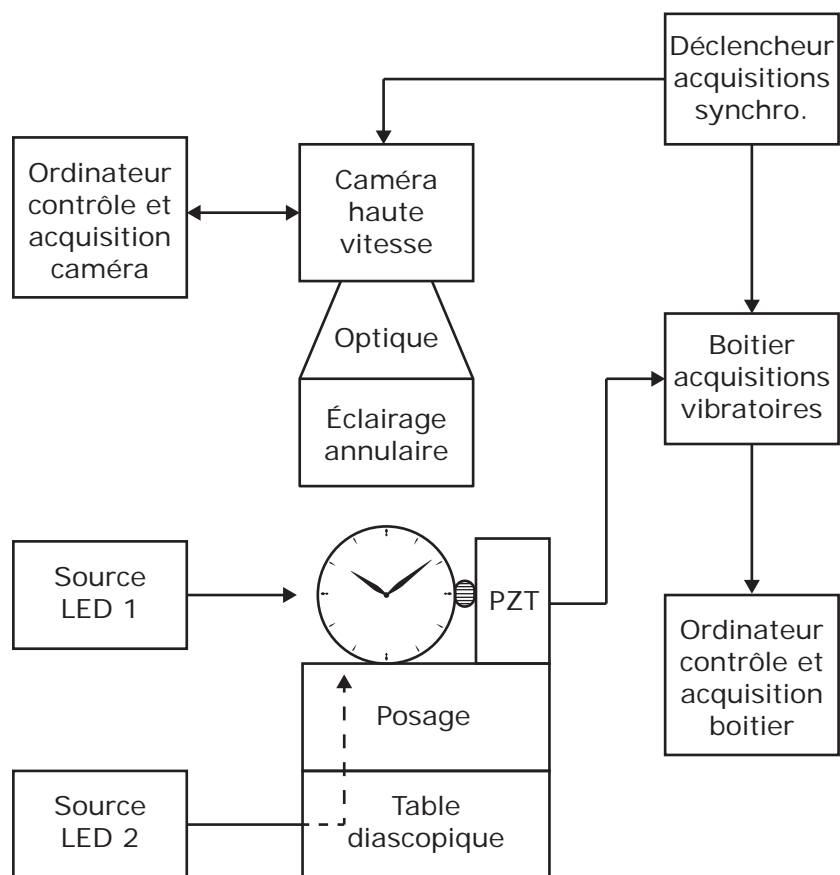


Figure 8.1 – Schéma-bloc représentant les différents éléments du système d'acquisition.

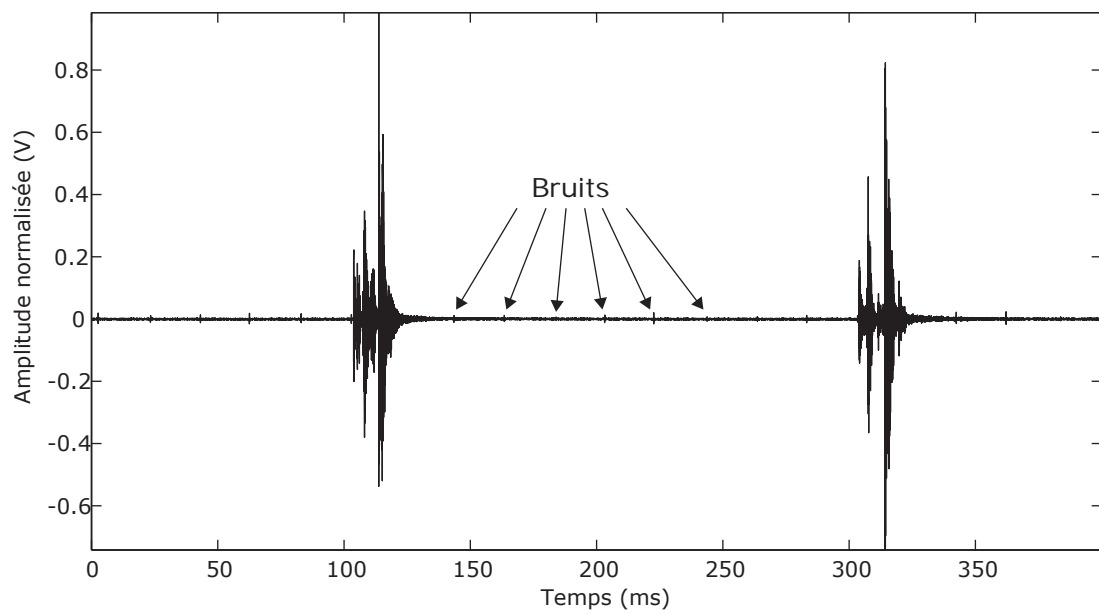


Figure 8.2 – Le système d’acquisition peut être sujet à des bruits d’origine électromagnétique.

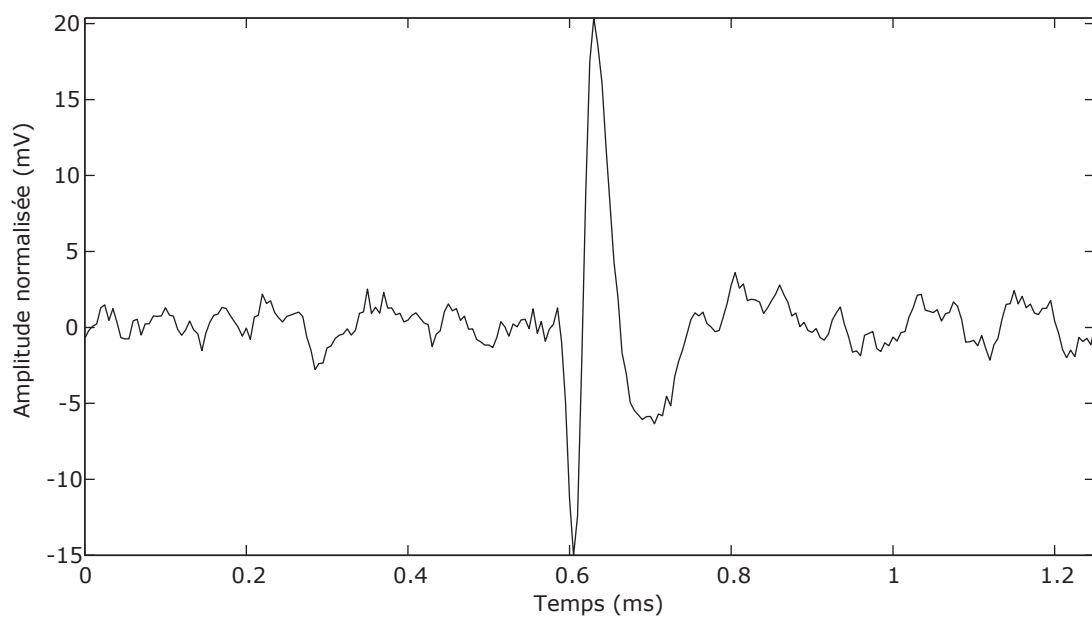


Figure 8.3 – Détail des bruits impulsifs électromagnétiques.

nance exacte du bruit, mais un positionnement relatif adéquat entre l'électronique d'amplification, la caméra et la source R100 a permis d'atténuer ce phénomène au point de ne plus le percevoir. Une cage de Faraday placée autour du posage a permis aussi de faire disparaître les signaux, mais celle-ci obstruait le champ de vue de la caméra.

Pour des questions de quantité de données acquises³, les acquisitions ont été volontairement limitées en durée et ont été réalisées sur quatre alternances du mouvement. La première alternance est toujours un « tic ». Tout comme pour les acquisitions réalisées au chapitre 4, chaque signal vibratoire est normalisé entre -1 et +1.

8.1.2 Échantillons fonctionnels

La présence des ponts et de la platine ne permet pas d'avoir un accès visuel direct sur l'ensemble des parties d'intérêt de l'échappement d'un mouvement (cf. figures 8.4(a) et 8.4(b)). Les mouvements squelettés disponibles sur le marché ne font, hélas, pas exception à cette règle puisque les parties voisines de l'échappement sont, généralement, intouchées de manière à ne pas diminuer la rigidité structurelle des ponts et de la platine aux environs de cet organe critique. Afin de pouvoir filmer, dans le détail, le fonctionnement d'un échappement, il a fallu modifier des mouvements existants de telle sorte à dégager un accès visuel aux zones d'intérêt. Les zones d'intérêt que j'ai mises en évidence sont celles où les chocs mécaniques ont lieu lors du fonctionnement normal de l'échappement. Il s'agit de :

1. La région où l'ellipse est en contact avec la fourchette ;
2. La région où les palettes sont en contact avec les dents de la roue d'échappement ;
3. La région où la baguette est en contact avec les butées de limitation.

Le fonctionnement d'une caméra haute vitesse nécessitant une forte exposition de la zone à filmer, il a fallu, en plus des dégagements visuels pour la caméra, ajouter des dégagements pour amener de la lumière dans les régions d'intérêt sans pour autant obstruer le champs de vue de la caméra. Deux manufactures horlogères ont accepté de réaliser de telles pièces pour les besoins du projet (cf. figures 8.4(c) à 8.4(d)). Pour des raisons de temps, seuls cinq mouvements provenant de ces deux partenaires ont été squelettés puis analysés.

En raison de son positionnement, la présence de l'antichoc horloger empêche l'observation des plateaux de l'échappement et donc de la zone de contact entre

3. La caméra utilisée a un débit de données produites d'environ 4.8 gigaoctets par seconde.

l'ellipse et la fourchette. Il a fallu, pour pouvoir observer cette zone, retirer l'antichoc du balancier et le remplacer par un bouchon, plus petit dans lequel a été chassé un rubis pour limiter le frottement. Le bouchon a été, par la suite, limé au maximum de manière à maintenir le rubis en place tout en dégagant la vue sur les plateaux (cf. figure 8.4(f)). Dans la suite de ce rapport, j'appellerai ces mouvements des *échantillons fonctionnels* : leur but est uniquement de garantir les fonctions de base de l'échappement tout en permettant de le filmer pendant son fonctionnement normal. Je reste, malgré tout, conscient que ces modifications (le « squelettage » et le remplacement de l'antichoc) influent sur les vibrations mécaniques du mouvement. Les observations ont toutefois montré que la structure du signal vibroacoustique, d'un point de vue phénoménologique, reste inchangée, malgré ces modifications. Elles ne handicapent donc pas cette analyse.

Les horlogers et moi-même avons observé un phénomène intéressant en « squelettant » le coq et la platine sous le balancier. Une fois le « squelettage » réalisé, l'amplitude du balancier augmente de manière drastique. En conservant, sur les échantillons fonctionnels, le barillet original, le phénomène est tel qu'il engendre un rebat⁴. J'ai émis l'hypothèse que ce phénomène était lié au frottement aérodynamique de l'air sur les bras du balancier. Lorsque le pont et la platine sont entiers et de chaque côté du balancier, la distance du balancier à ces éléments est telle que celui-ci évolue au sein de la couche limite de l'air. Dans celle-ci les effets de la viscosité de l'air sont plus importants que les effets inertiels. En « squelettant » le coq et la platine, le balancier ne se trouve plus dans la couche limite de l'air, diminuant alors les effets de la viscosité et limitant ainsi les pertes par frottement aérodynamique. Ces phénomènes n'étant pas le cœur du sujet, je n'ai pas pris le temps de les étudier plus en profondeur. Dans le cas des échantillons fonctionnels, afin d'éviter les phénomènes de rebat, les barillets ont été changés de manière à fournir un couple moins important au balancier.

De manière à pouvoir observer plus facilement un échappement à ancre suisse et afin d'avoir accès plus aisément aux différentes parties de l'ancre lors de son fonctionnement, j'ai démonté et modifié une horloge de table de manière à ne garder que l'échappement, le rouage et le barillet (cf. figures 8.5). Les observations faites sur les mouvements de montre-bracelet ont été aussi réalisées sur ce mouvement afin d'avoir une référence externe.

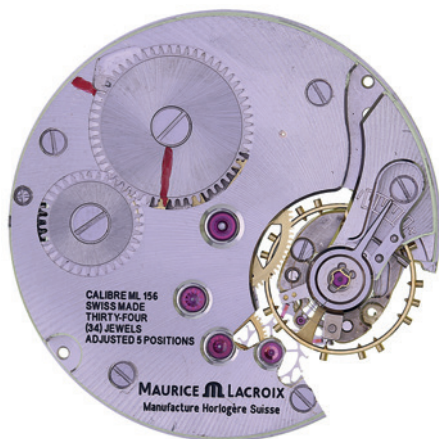
4. Le *rebat* désigne la situation où le balancier a une amplitude telle que l'ellipse de plateau vient heurter la fourchette du mauvais côté.



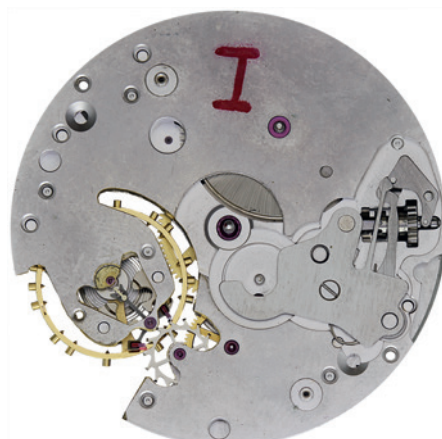
(a) Mouvement original, vue « ponts »



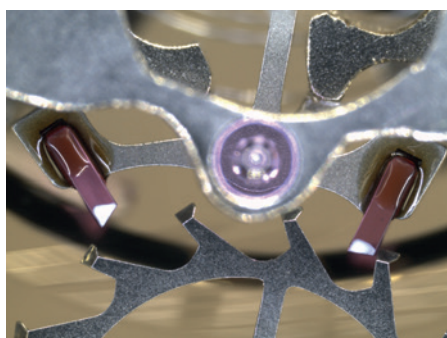
(b) Mouvement original, vue « platine » avec le cadran.



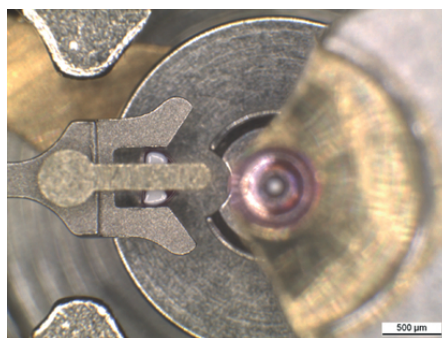
(c) Mouvement « squeletté », vue « ponts »



(d) Mouvement « squeletté », vue « platine » sans le cadran.



(e) Roue d'ancre et palettes (champ de vue = 5.4 mm de large)



(f) Fourchette, ellipse et plateaux (champ de vue = 3.7 mm de large)

Figure 8.4 – Un exemple de mouvement « squeletté » utilisé pour réaliser l'analyse phénoménologique (diamètre du mouvement : 37.2 mm).

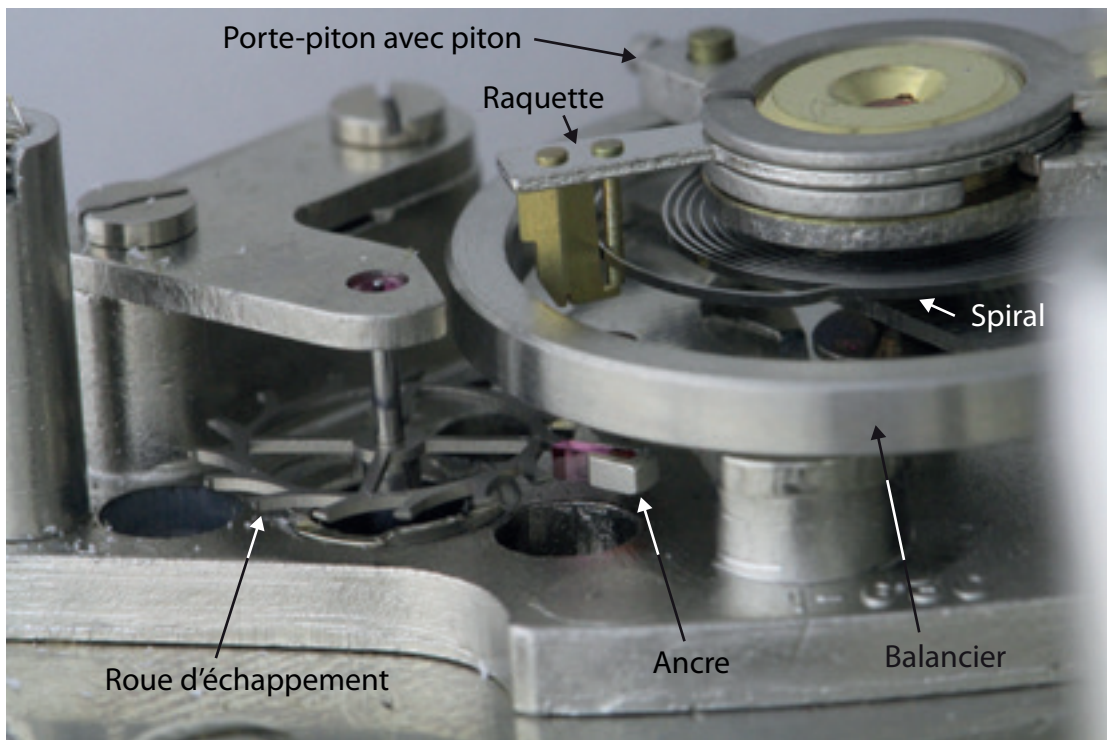
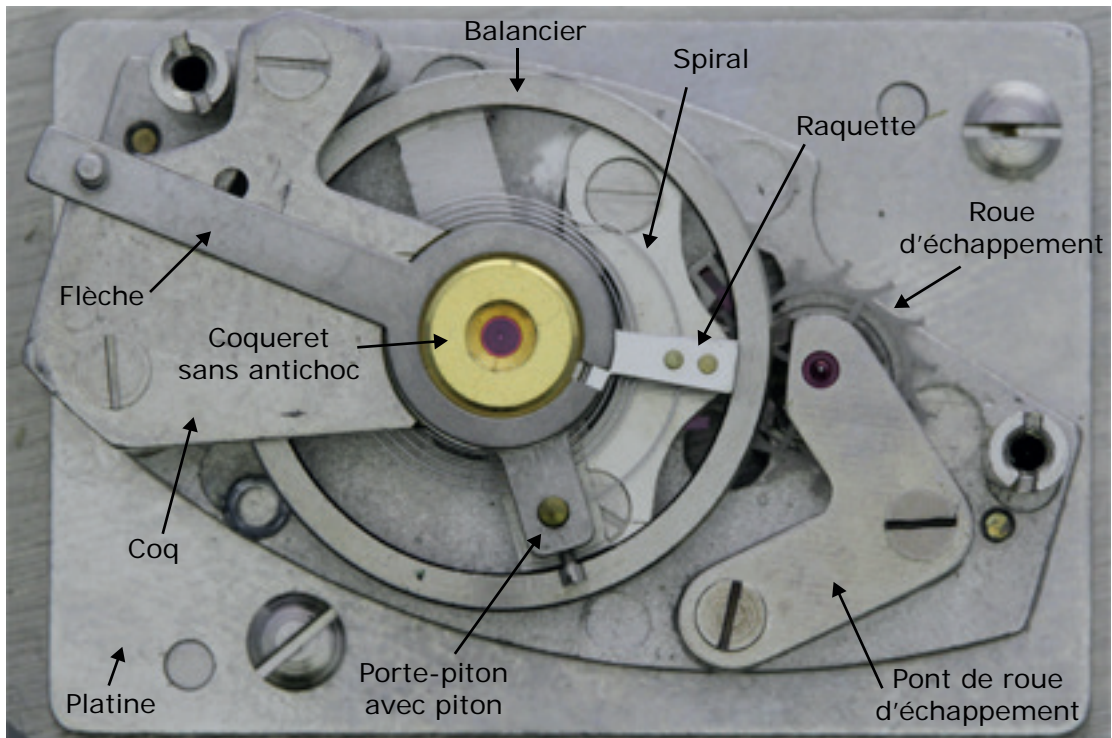


Figure 8.5 – Échantillon fonctionnel d'un mouvement issu d'une horloge de table démontée et modifiée à des fins de mesures et d'observations. En haut la vue de dessus et en bas une vue de profil de l'échappement. Le balancier fait environ deux centimètres de diamètre.

8.1.3 Protocole d'analyse

Une fois les vidéos et les signaux vibratoires acquis, l'analyse de ces données a été réalisée « à la main ». Il s'agissait de faire défiler, simultanément les vidéos et les signaux de manière à repérer à quel moment avait lieu quelque chose d'intéressant. Lorsqu'un choc entre deux éléments est visible sur les vidéos, il faut alors observer sur le signal vibratoire si cela correspond à un « paquet » d'énergie ou non. De même, lorsqu'un paquet d'énergie est visible sur les signaux vibratoires, il s'agit de vérifier sur la vidéo si deux pièces s'entrechoquent au même moment. Cette analyse a été réalisée à l'aide d'une interface développée sous Matlab spécifiquement à cette intention.

8.2 Dégagement

La phase de dégagement consiste à fournir l'énergie nécessaire à l'ancre pour lui faire parcourir la portion angulaire permettant à la dent de la roue d'échappement en contact avec la palette active de quitter le plan de repos de cette palette. Cette énergie est fournie par le balancier à l'ancre par l'intermédiaire de l'ellipse.

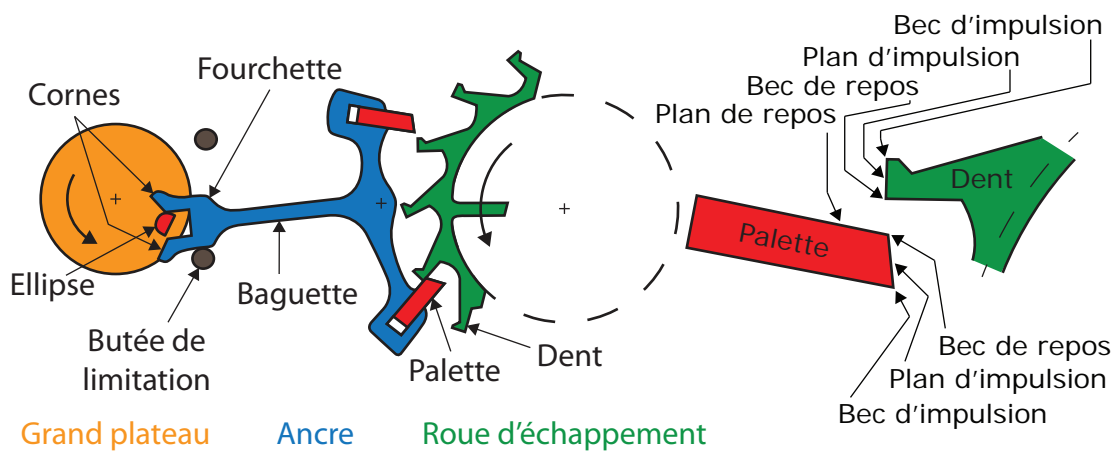


Figure 8.6 – De manière à faciliter la lecture de cette section, les termes techniques principaux liés aux composants de l'échappement sont rappelés au sein de cette illustration.

De manière à dégager l'ancre, l'ellipse doit fournir l'énergie nécessaire à l'ancre pour que celle-ci puisse quitter sa position de repos (cf. figure 8.7). Lorsque l'ellipse arrive contre la corne active de la fourchette (cf. figure 8.8) – sa vitesse est alors maximale –, le contact ne s'établit pas de manière continue. Les vidéos mettent en évidence que l'ellipse fournit de l'énergie à l'ancre par une série discontinue de contacts. L'ellipse, au premier choc, fait donc « partir » l'ancre, mais le contact

est immédiatement rompu, l'ancre allant alors, durant une durée très courte, plus vite que l'ellipse. Quelques instants plus tard, l'ellipse rattrape à nouveau l'ancre et lui fournit, par un second choc, un peu d'énergie. Bien que l'ancre et l'ellipse soient en mouvement, nous pouvons dire que l'ancre rebondit sur l'ellipse (cf. figure 8.9).

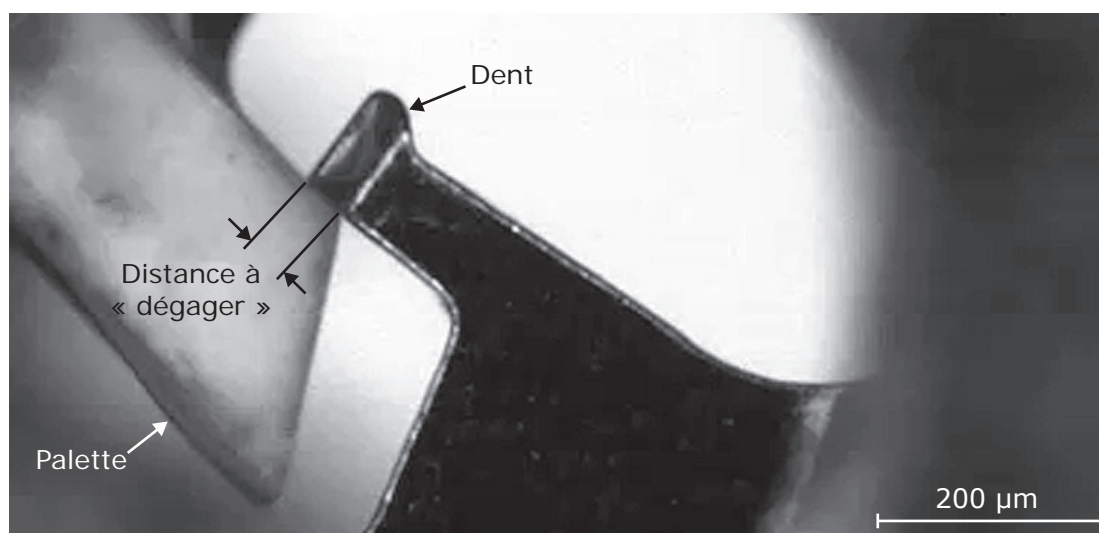


Figure 8.7 – Photographie de la dent de la roue d'échappement sur le plan de repos de la palette active, juste avant la phase de dégagement.

Sur les mouvements observés, même si cette situation est courante, il arrive cependant que les rebonds n'aient pas lieu. Je ne suis pas en mesure de déterminer quels sont tous les paramètres influençant leur présence. Il semblerait, par contre, que le taux de remontage du barillet soit un élément important. Plus ce taux est élevé, plus les rebonds sont présents et leur amplitude importante.

Le nombre de rebonds observés, lorsqu'il y en a, varie entre un et trois. Au-delà, il n'est plus possible, de par la résolution spatiale de la caméra, de voir s'il y a d'autres rebonds ou non. Lorsque le contact est établi entre la corne active de l'ancre et l'ellipse, cette dernière semble rouler, de par sa géométrie, sur le côté de la corne. La « hauteur » des rebonds observés est variable et semble dépendre, entre autres, du taux de remontage du barillet. La hauteur maximale observée est d'environ vingt micromètres⁵.

La deuxième zone de contact d'intérêt, lors de la phase de dégagement, est celle liant la dent active de la roue d'échappement et le plan de repos de la palette active. Lors de la phase de dégagement, le bec de repos de la dent active glisse sur le plan de repos de la palette jusqu'à arriver au bec de repos de la palette.

5. Il s'agit ici d'un ordre de grandeur mesuré à même les images des vidéos hautes vitesses. L'échappement considéré avait une largeur d'entrée de fourchette d'environ 530 micromètres et une ellipse de 480 micromètres de large.

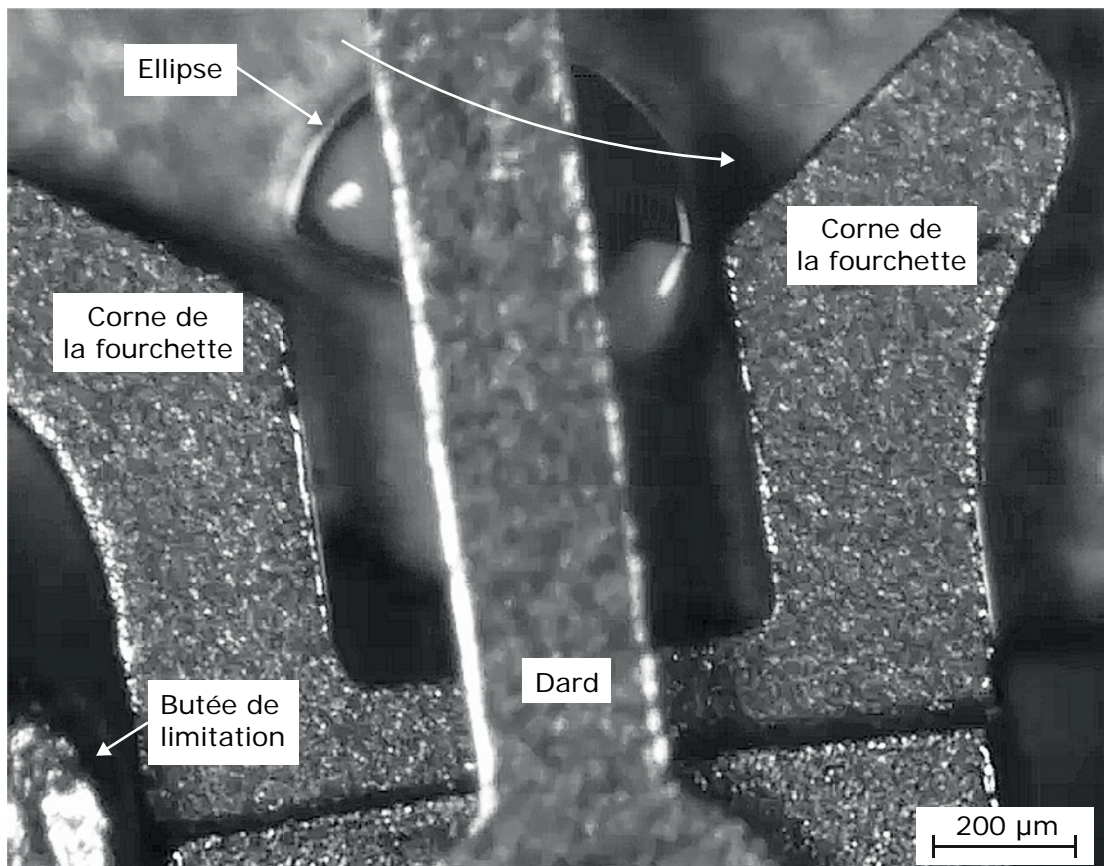


Figure 8.8 – Photographie de l'ellipse s'insérant dans l'entrée de la fourchette. Pour faciliter la visualisation, deux gouttes de laque blanche ont été déposées sur les bords de l'ellipse.

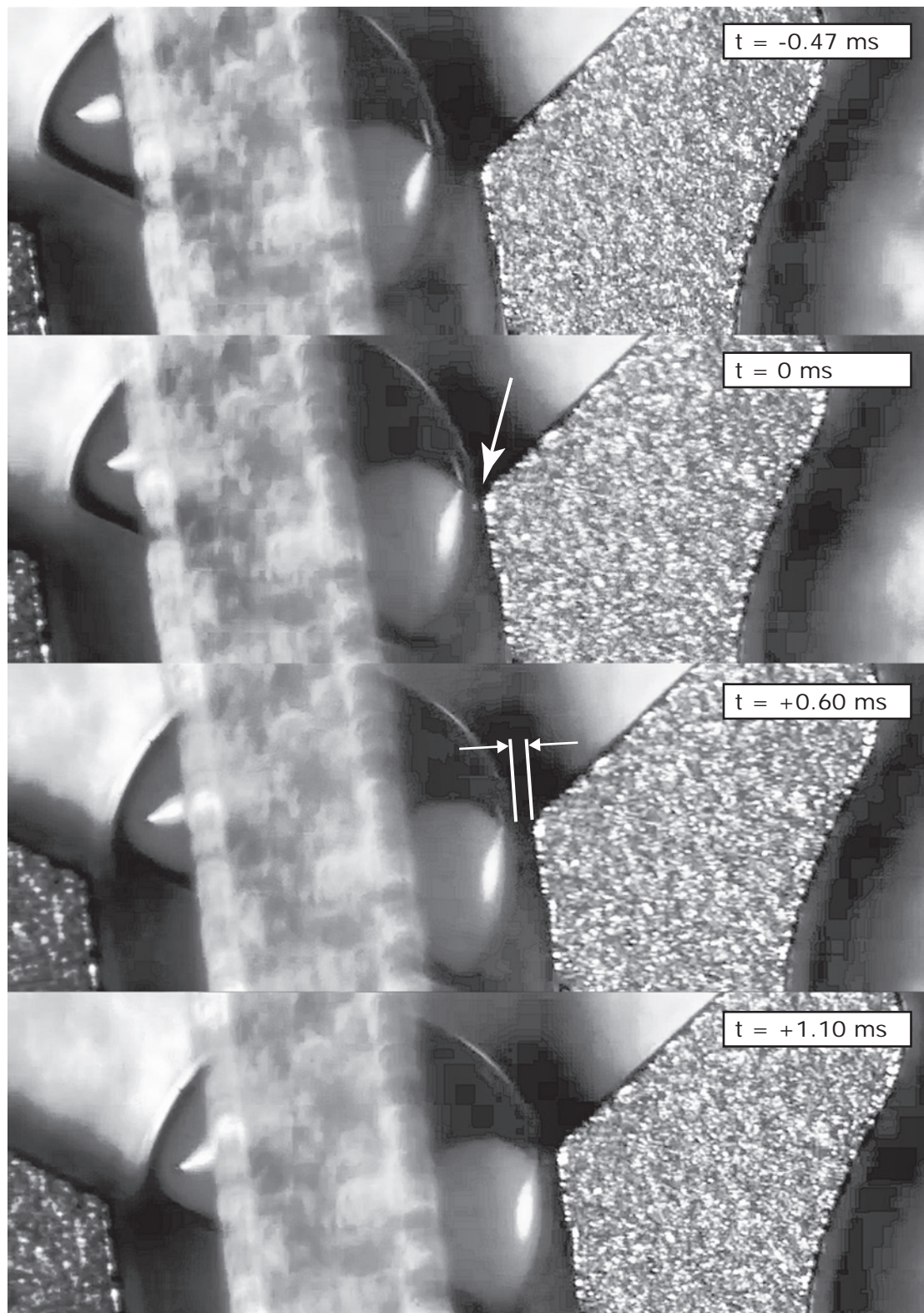


Figure 8.9 – Séquences de photographies illustrant un rebond de la fourchette sur l'ellipse. Après le choc de dégagement, l'ellipse perd le contact durant environ une milliseconde avec la fourchette.

Cette phase de glissement est difficilement évaluable au niveau de la phénoménologie. Les observations précédentes ayant permis de mettre en évidence une transmission d'énergie discrète (les rebonds) puis continue du balancier à la fourchette, il est raisonnable de penser que le glissement de la dent sur le plan de repos de la palette ne doit pas être continu et que le mouvement relatif de ces deux éléments doit présenter des phases d'accélération puis de décélération avant d'être un mouvement plus lisse. Il serait intéressant de mesurer, à l'aide d'un vibromètre laser par exemple, la vitesse relative effective entre la palette et la dent actives lors de la phase de dégagement. Par manque de temps, ces mesures n'ont pas pu être effectuées dans le cadre de ce travail.

Une fois que la dent arrive au bec de repos de la palette, la dynamique globale entre ces différentes pièces mécaniques change. Durant la phase de dégagement, le balancier fournit l'énergie à l'ancre afin de contrer le couple du barillet et que l'ancre puisse déplacer (relativement parlant) le point de contact de la dent de la roue d'échappement en dehors du plan de repos de la palette active. Dès que la dent passe le bec de repos de la palette, le balancier n'a plus besoin de fournir d'énergie. L'apport d'énergie est alors fourni par le barillet, par l'intermédiaire du train de rouage. Cet apport d'énergie permet d'amener le bec de repos de la dent en contact avec le plan d'impulsion de la palette puis de transmettre l'énergie du barillet à l'ancre pour qu'elle puisse rattraper le jeu dans l'entrée de la fourchette entre la « corne d'impulsion » et l'ellipse afin de commencer la phase d'impulsion.

Revenons cependant au moment où le bec de repos de la dent passe le bec de repos de la palette. À cet instant, de par la construction de l'échappement, la dent voit son vecteur de vitesse changer de direction. Alors qu'elle « reculait » lors de la phase où elle glissait sur le plan de repos, elle doit maintenant « avancer » pour rejoindre le plan d'impulsion de la palette. Les inerties de l'ancre et de la roue d'échappement (ou, pour être plus exact, l'inertie rapportée du train de rouage et du barillet) n'étant pas similaires, la dent de la roue d'échappement ne rattrape pas le plan d'impulsion de la palette instantanément. Autrement dit, il faut que la roue d'échappement, dont la vitesse est négative lorsque la dent glisse, s'arrête, puis qu'elle accélère et rattrape le plan d'impulsion de la palette. De plus, mécaniquement, ce n'est pas uniquement la roue d'échappement qui doit accélérer, mais tout le train de rouage et le barillet⁶. Pendant ce temps d'accélération, l'ancre continue son trajet, sous la poussée du balancier, augmentant ainsi la distance que la dent doit rattraper. Le temps que la dent rattrape le plan d'impulsion de la palette, la géométrie des pièces fait que le point de contact n'a pas lieu au début du plan d'impulsion, mais un peu plus loin (cf. figure 8.10). Ce phénomène est

6. La réalité est certainement bien plus complexe et doit prendre en compte la raideur et les jeux propres à tous ces éléments. Dans une première approche, cette vision simplifiée suffit à expliquer les phénomènes observés.

appelé, dans le cadre de ce travail, « chute de dégagement ».

Cet évènement n'est pas toujours observable et lorsqu'il l'est, son amplitude est fortement variable. D'après mes observations, les facteurs influençant sa présence sont principalement le taux de remontage du barillet et la géométrie des pièces. Ainsi, il n'est pas rare, lorsque ce phénomène est présent, de pouvoir l'observer sur l'une des palettes et pas sur l'autre.

Lorsque, dans un petit choc, la dent rejoint le plan d'impulsion de la palette, la phase d'impulsion ne commence pas encore : il faut que la dent fournisse l'énergie à l'ancre pour que la « corne d'impulsion » rattrape l'ellipse. Ce temps de rattrapage, bien que faible, fait partie de la phase de dégagement. C'est seulement lors du contact entre la « corne d'impulsion » et l'ellipse que la phase d'impulsion commence.

Du point de vue des signaux vibratoires, les rebonds de l'ellipse contre la « corne de dégagement » sont souvent aisément visibles, sous la forme de battements (cf. figure 8.11) qui suivent le choc de dégagement. Lorsqu'ils sont présents, nous pouvons en dénombrer un ou deux. Le choc lié à la chute de dégagement engendre des signaux vibratoires spécifiques qui précèdent ceux liés à l'impulsion (cf. figure 8.12). Sur ces signaux, ce phénomène de rebonds présente une forte variabilité aussi bien au niveau de son ampleur (la valeur absolue de l'amplitude) que de sa « position temporelle » relativement à l'impulsion.

L'identification de ces deux phénomènes, les rebonds de dégagement et la chute de dégagement, outre le fait de permettre de mieux comprendre la structure des signaux vibratoires, met en avant des dynamiques énergétiques différentes de celles présentées dans la littérature.

Ainsi, lors de la chute de dégagement, le fait que le point de contact entre la palette et la dent se fasse un peu plus loin qu'au début du plan d'impulsion est une perte énergétique, car la phase d'impulsion sera en conséquence plus courte. Par ailleurs, ce phénomène n'ayant pas lieu de manière symétrique entre une palette et l'autre, cette perte énergétique ne sera pas la même d'une alternance à l'autre, induisant alors une asymétrie entre les alternances quant à l'énergie fournie au balancier. D'un autre côté, la phase d'accélération causée par cette « chute » fait que l'apport énergétique est plus important lors du choc. Les analyses vidéo réalisées ne permettent pas de faire un bilan énergétique afin de savoir si le rendement énergétique théorique (par glissement continu) est équivalent au rendement réel (par collision élastique puis glissement sur une distance plus courte). Dans l'état actuel de l'analyse, nous pouvons uniquement dire que la dynamique réelle est différente de celle théorique. Cela nous permet de mieux comprendre la structure du signal vibratoire, mais ne nous permet pas de tirer de conclusion sur le rendement énergétique réel de cette phase.

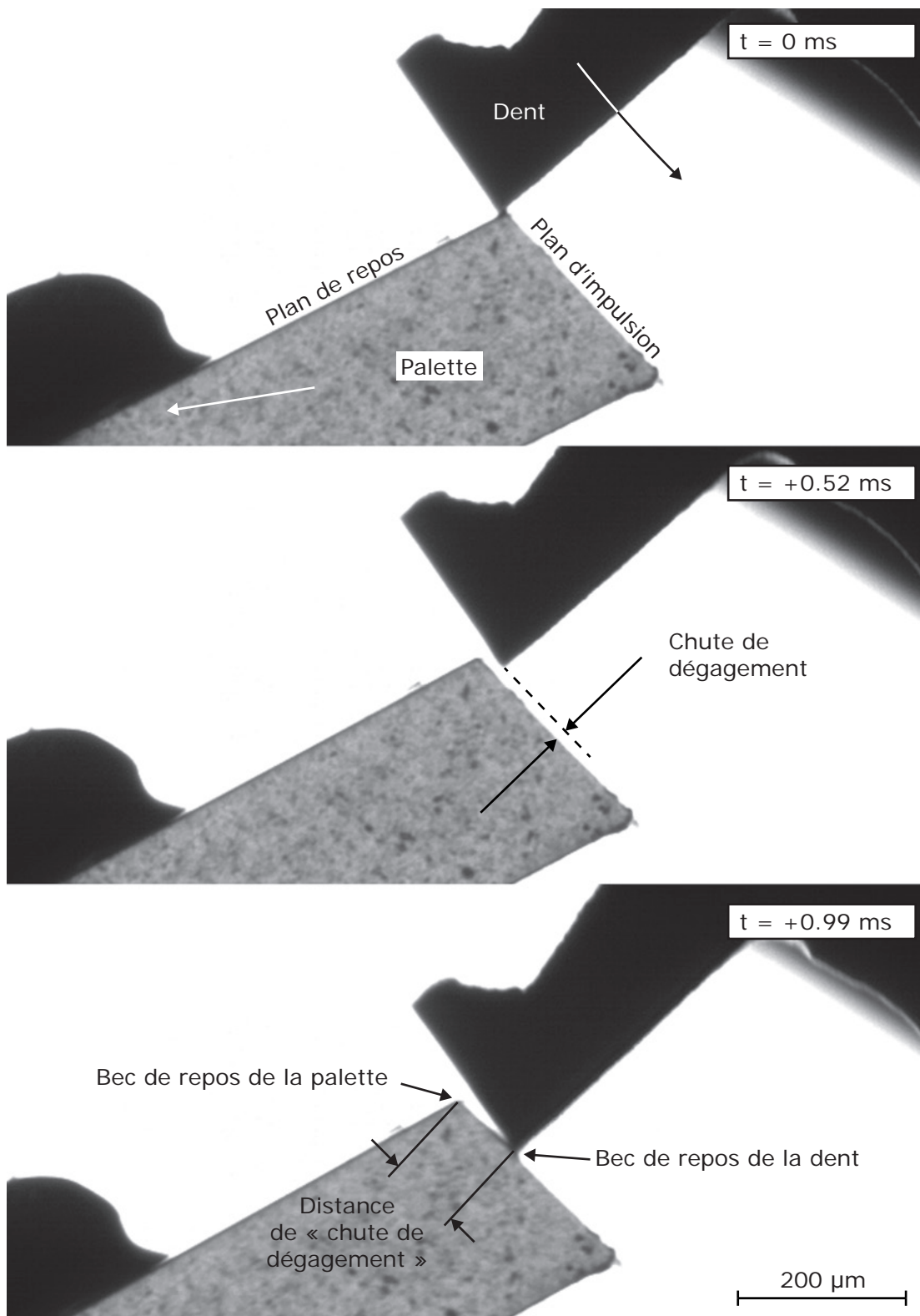


Figure 8.10 – Séquence de photographies illustrant la « chute de dégagement ». Lorsque la dent de la roue d'échappement passe le bec de repos de la palette, il arrive qu'elle perde le contact avec la palette avant de la « rattraper » un peu plus tard.

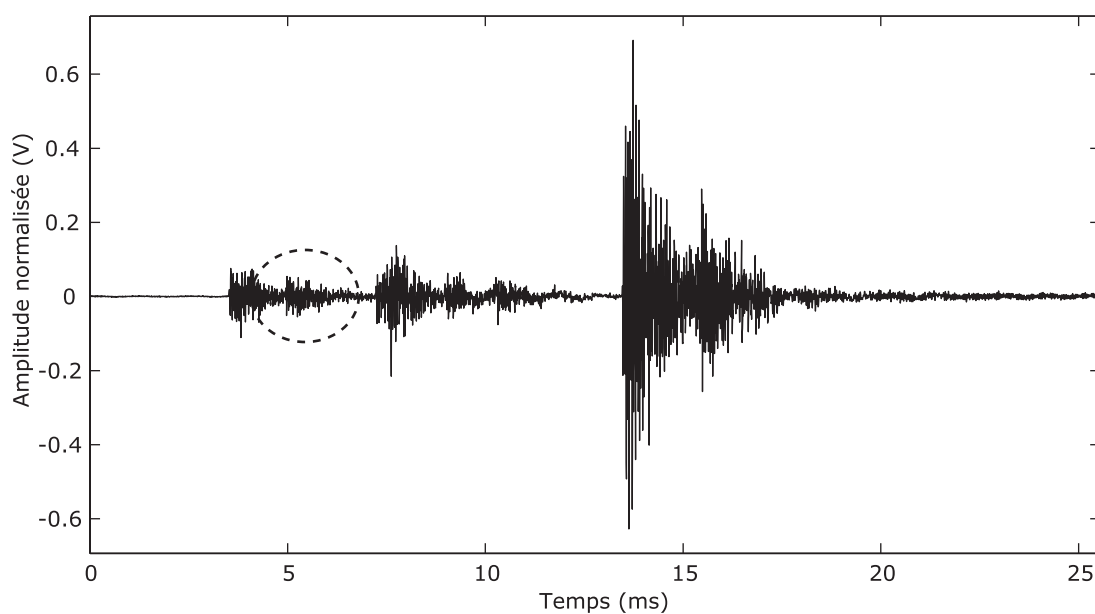


Figure 8.11 – Ce signal vibratoire présente un rebond au niveau du dégagement.

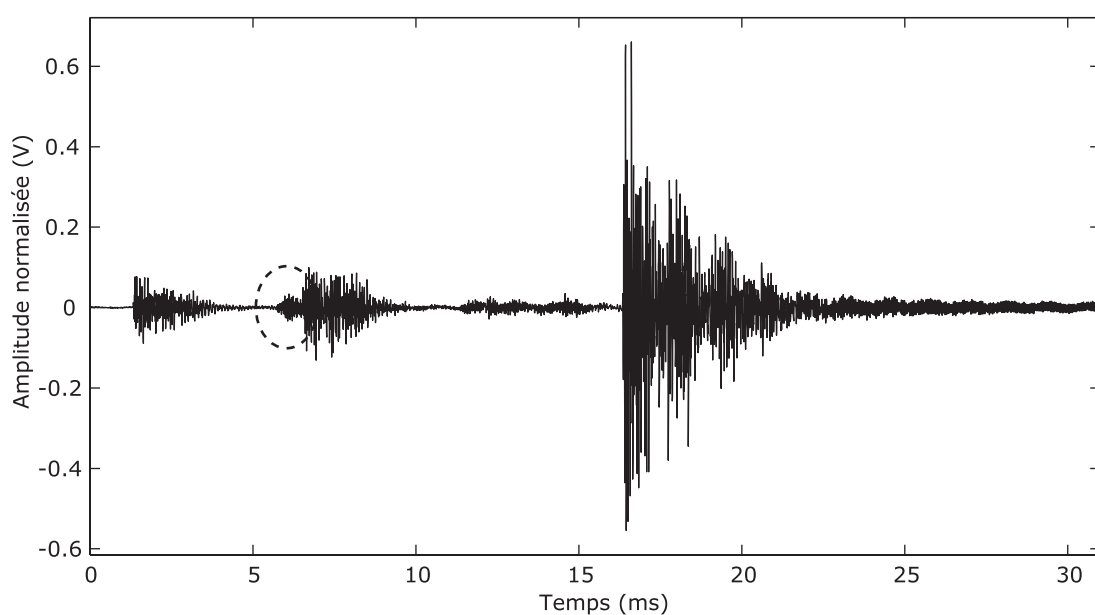


Figure 8.12 – Ce signal vibratoire présente une chute de dégagement.

Concernant les rebonds, ce phénomène met en évidence que la dynamique du transfert de l'énergie du balancier à l'ancre (par rebonds) est différente de celle décrite dans la littérature (continue). Il ne me semble cependant pas possible d'en déduire si cela induit une perte ou un gain énergétique significatif par rapport au modèle théorique. Cette observation nous permet toutefois de mieux comprendre la structure du signal vibratoire, ce qui est l'objectif premier de cette analyse phénoménologique.

8.3 Impulsion

La phase d'impulsion consiste à fournir l'énergie nécessaire au balancier afin d'entretenir son mouvement. L'énergie apportée compense celle que le balancier a perdue à cause des frottements (secs et aérodynamiques) et celle qu'il a fournie à l'ancre lors de la phase de dégagement. Cette énergie est fournie par le barillet au balancier par l'intermédiaire du train de rouage, de l'ancre et de l'ellipse.

La phase d'impulsion commence au moment où la « corne d'impulsion » rattrape l'ellipse et commence à la pousser. Cette corne devient alors la corne « active ». Durant cette phase, contrairement à la phase de dégagement, aucun rebond n'est observé. La poussée est donc continue et ressemble fortement à celle décrite dans la littérature. Le seul élément notable et connu est que, au cours de cette phase, l'ellipse ne « roule » pas contre la corne, mais frotte. Les deux pièces se déplacent alors, relativement, dans des directions opposées.

Du côté de la palette, la dynamique est, dans une première partie, celle mentionnée dans la littérature : le bec de repos de la dent active « glisse » le long du plan d'impulsion de la palette. Un phénomène particulier survient au moment où le bec atteint le bec d'impulsion de la palette, au bout du plan d'impulsion. À cet instant, de par la conception même d'un échappement à ancre suisse, la phase d'impulsion change de dynamique : la roue d'échappement ne transfère plus son énergie à l'ancre en faisant glisser le bec de repos de la dent active sur le plan d'impulsion de la palette, mais en faisant glisser le plan d'impulsion de la dent sur le bec d'impulsion de la palette (cf. figure 8.13). Cette deuxième phase se déroule conformément aux attentes fonctionnelles. La transition entre ces deux phases présente cependant un point d'intérêt.

En raison de la structure géométriques du plan d'impulsion de la palette et celle de la dent, la transition entre les deux phases implique un changement brusque de plan de glissement. Dans certains cas, cela provoque une perte de contact temporaire entre la dent et la palette. Plus l'angle entre les deux plans d'impulsion

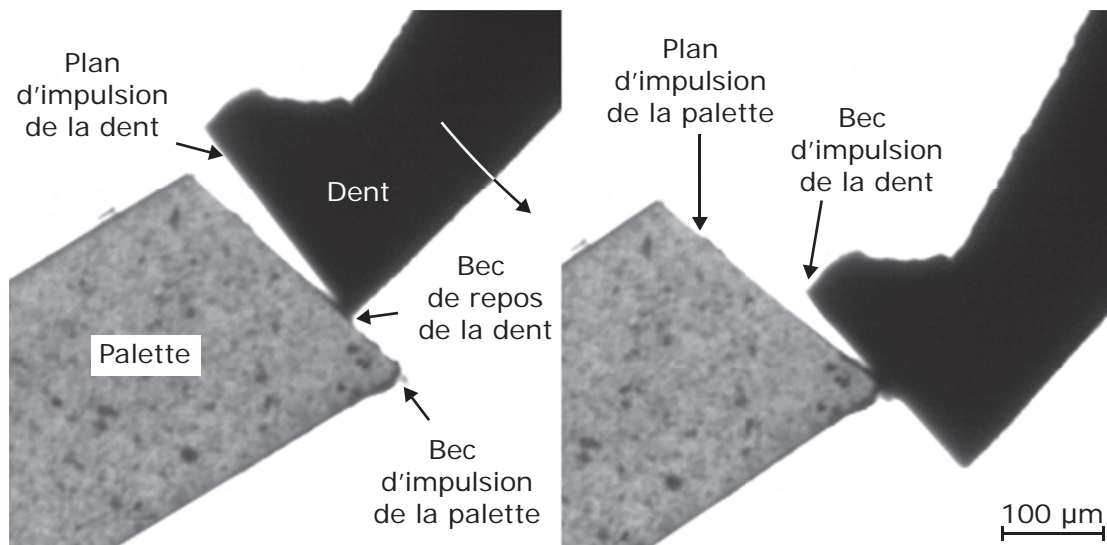


Figure 8.13 – Photographies illustrant les deux phases de l'impulsion. À gauche, la phase 1 où le bec de repos de la dent glisse sur le plan d'impulsion de la palette. À droite, la phase 2 où le plan d'impulsion de la dent glisse sur le bec d'impulsion de la palette.

est important, plus cette perte de contact est présente et importante. J'ai désigné ce phénomène sous les termes de « chute d'impulsion ».

J'ai émis l'hypothèse que, tout comme pour la « chute de dégagement », ce phénomène est dû à la différence d'inerties apparentes entre la roue d'échappement et l'ancre. Signalons ici que l'inertie apparente de la roue d'échappement vue par l'ancre est une combinaison des inerties du barillet et des mobiles du train de rouage avec les effets non linéaires des jeux de tous ces éléments. L'ancre ayant moins d'inertie apparente que la roue d'échappement, elle peut accélérer plus fortement que la roue d'échappement. En conséquence, cette dernière a parfois « du retard » sur les mouvements de l'ancre, principalement lors des changements de conditions de contact brusques (typiquement lors du passage bec à bec).

En raison de la conception d'un échappement à ancre suisse, l'angle entre le plan d'impulsion de la palette et le plan d'impulsion de la dent n'est pas le même entre la palette d'entrée et la palette de sortie (cf. figure 8.14). Ceci induit une chute d'impulsion différente d'une alternance à l'autre. Ce phénomène est assez difficile à voir sur les vidéos acquises et, lorsqu'il l'est sur l'une des palettes, il l'est très rarement sur l'autre. Les signaux vibratoires, par contre, permettent de visualiser le phénomène de manière assez précise entre l'impulsion et la chute (cf. figure 8.15).

Cette « chute d'impulsion », bien que peu perceptible sur les vidéos, génère un signal vibratoire ayant une énergie relativement importante, parfois de même ampleur que l'impulsion. De plus, vu la structure énergétique de la « chute d'impulsion »

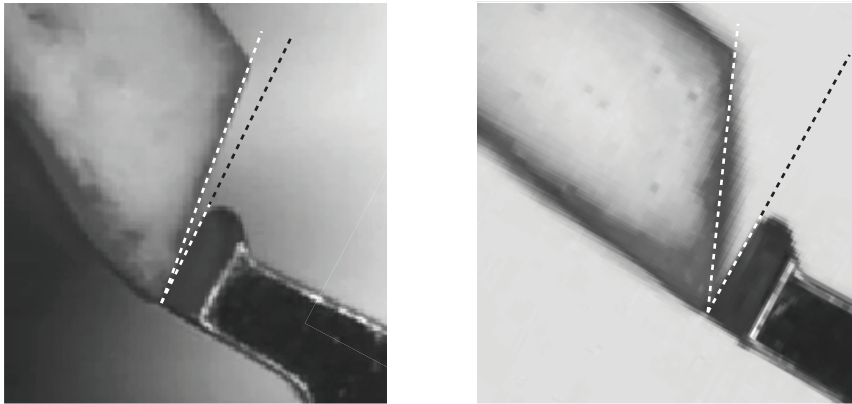


Figure 8.14 – Photographies illustrant l'angle entre les plans d'impulsion de la palette et d'une dent de la roue d'échappement. À gauche, pour la palette d'entrée (env. 0.7°). À droite, pour la palette de sortie (env. 23°).

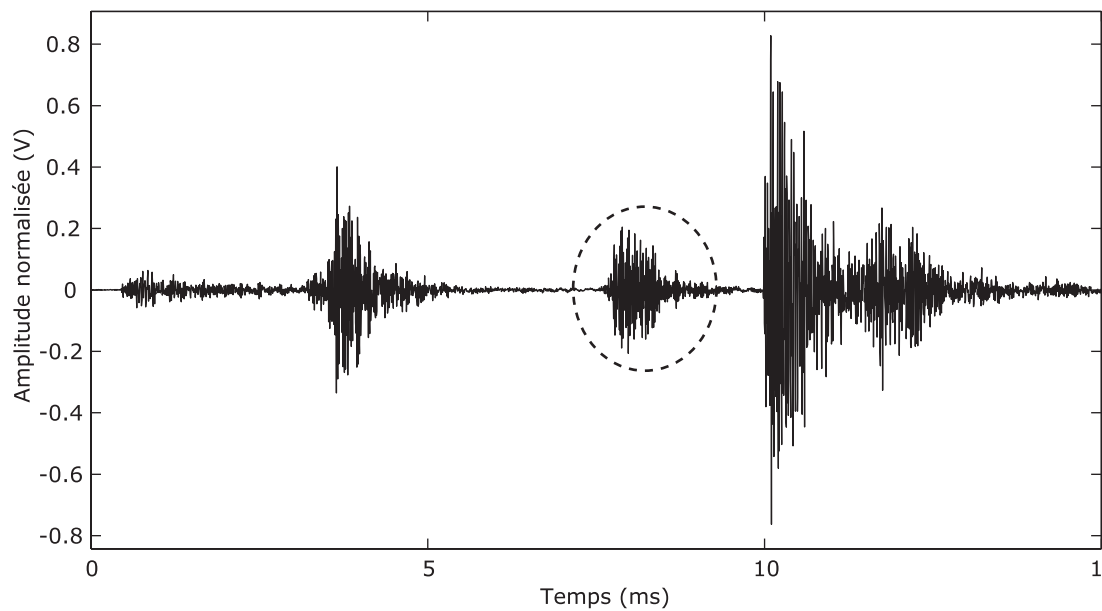


Figure 8.15 – L'impulsion et la chute d'impulsion du point de vue d'un signal vibratoire.

telle qu'observée sur les signaux, à savoir une structure impulsive, il y a de fortes probabilités que le choc induisant ce signal ait lieu ailleurs et soit une conséquence du phénomène observé sur les vidéos. Si cela s'avère être le cas, je commencerais à étudier le comportement des tourillons d'ancre et de roue d'échappement dans leurs pierres. L'autre hypothèse possible est que la corrélation temporelle entre cet événement et le « paquet » d'énergie du signal vibratoire soit fortuite et que l'origine de ce « paquet » soit tout autre.

8.4 Chute

Le phénomène suivant la chute d'impulsion est la chute (au sens horloger classique du terme). À la fin de la phase d'impulsion, la dent active quitte la palette active. Au cours de la phase de chute, la prochaine dent active est amenée au contact de la palette complémentaire afin de préparer l'alternance suivante. En raison de la géométrie des composants, ce contact permet d'appliquer une légère précontrainte sur l'ancre afin de la maintenir en contact contre sa butée de limitation.

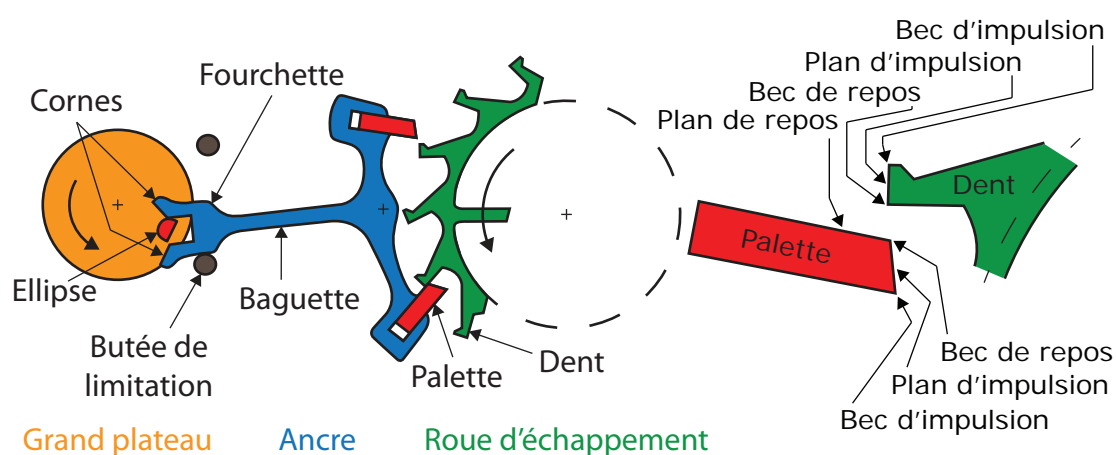


Figure 8.16 – De manière à faciliter la lecture de cette section, les termes techniques principaux liés aux composants de l'échappement sont rappelés au sein de cette illustration.

À la fin de l'impulsion, le bec d'impulsion de la palette quitte le plan d'impulsion de la dent. La roue d'échappement et l'ancre étant libres l'une de l'autre, la roue d'échappement accélère alors librement par l'apport théoriquement continu du moment fourni par le barillet. Du côté de la fourchette, l'ancre n'étant plus accélérée, elle continue à vitesse « constante ». Selon les cas observés, il arrive que la corne d'impulsion suive l'ellipse de suffisamment prêt pour qu'on ne puisse pas distinguer de perte de contact au niveau des vidéos. Dans d'autres cas, il y a une perte de contact visible entre ces deux éléments.

Lorsque la nouvelle dent active arrive au contact de la palette complémentaire, la roue d'échappement a acquis la vitesse maximale qu'elle peut avoir au courant de son fonctionnement normal. Le choc résultant du bec de repos de la dent contre le plan de repos de la palette est donc de forte amplitude. Lors de ce choc, différents éléments peuvent être observés.

Tout d'abord, il arrive, dans certains cas, que des « rebonds » aient lieu entre la dent et la palette. Ce phénomène est de faible amplitude et le voir a nécessité de *zoomer* au maximum sur la zone d'interaction des deux pièces. En conséquence, je n'ai pas été en mesure d'estimer la dynamique globale de l'ancre et de la roue d'échappement durant ce phénomène. Le résultat visuel final est que, dans certains cas, les dents semblent rebondir sur le plan de repos de la palette. Il est par contre tout à fait possible que l'ancre et la roue subissent des déplacements latéraux dus au jeu de maintien qu'elles ont dans leurs pierres.

L'autre phénomène intéressant à observer à cet instant concerne la fourchette et l'ellipse. Lors de la chute, l'ancre subit, probablement, un déplacement horizontal dû au jeu présent dans ses pierres, mais aussi un mouvement de rotation, voulu par la conception, permettant d'amener l'ancre contre sa butée. Dans certains des cas observés, cependant, l'ellipse est encore en contact avec la « corne d'impulsion » de la fourchette (cf. figure 8.17). Par conséquent, une forte quantité d'énergie est transmise à l'ellipse, lors du choc de la chute, alors que cela n'est pas prévu dans le fonctionnement normal de l'échappement. D'un point de vue fonctionnel, c'est probablement une bonne chose, car cela permet d'utiliser une partie de l'énergie qui serait sinon perdue. Hélas, ce phénomène est, actuellement, non contrôlé et non symétrique d'une alternance à l'autre, perturbant alors la marche normale du balancier.

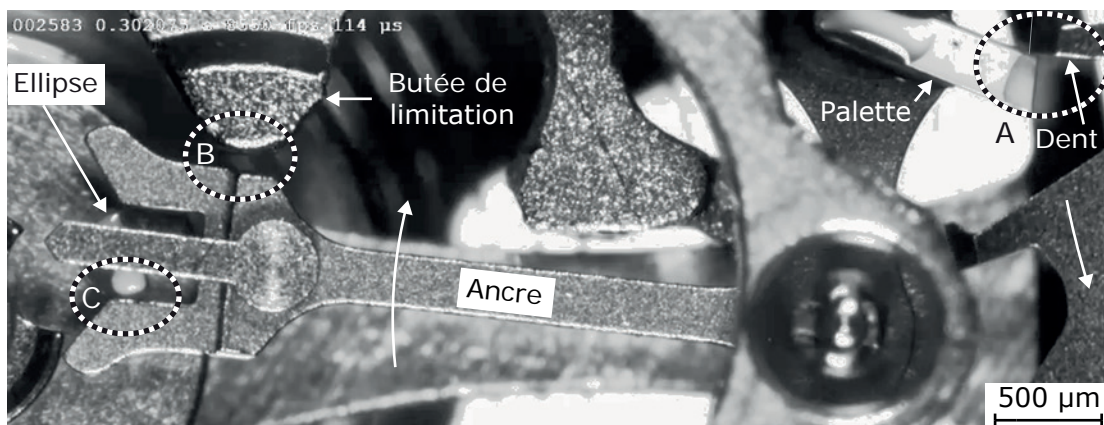


Figure 8.17 – Cette photographie est prise à l'instant du choc de la chute. La dent de la roue d'échappement vient de frapper la palette (A). À cet instant, la fourchette n'est pas encore en contact avec sa butée de limitation (B), mais est toujours en contact avec l'ellipse (C).

Après la chute et ses potentiels rebonds, une fois que la dent est en contact continu avec le plan de repos de la palette, cette première glisse sur le plan, jusqu'à ce que l'ancre aille heurter la butée de limitation active, parcourant ainsi le « chemin perdu ». À ce moment, il arrive que des rebonds aient lieu entre l'ancre et la butée. Ce phénomène semble être dépendant de la taille de l'échappement. Ayant pu réaliser des vidéos sur des échappements avec des pointages⁷ de 15 – 3.62 – 4.95 et de 20 – 2.71 – 2.708, j'ai pu observer que le phénomène de rebonds lors du choc de chemin perdu était plus souvent présent sur l'échappement ayant un pointage plus grand (en terme de dimension et non de dents).

La visualisation de ces phénomènes au sein des signaux vibratoires est souvent complexe. En effet, la chute est un choc très important et génère une impulsion de forte ampleur dans le signal. Il est aussi fort probable que ce choc en induise d'autres, secondaires, comme par exemple des chocs des tourillons de l'ancre, de la roue d'échappement ou même du balancier, dans leurs pierres ou antichocs. L'ensemble de ces chocs et leur forte ampleur créent un paquet d'énergie vibratoire très important qui masque facilement les événements suivants que nous voudrions observer. Ainsi les rebonds de la chute ne sont pas observables sur les signaux, pas plus que le choc de la « corne d'impulsion » contre l'ellipse. Malgré tout, ces phénomènes sont intéressants à noter puisqu'ils sont dissipateurs d'énergie et, idéalement, nous souhaiterions les supprimer. Le premier signal qui peut être distingué est celui du choc de chemin perdu lorsque l'ancre entre en contact avec la butée de limitation active. Bien que ce choc soit toujours présent, sa visualisation n'est pas toujours simple. La raison peut être double. Dans certains cas, le contact se fait en douceur et l'énergie dégagée par ce choc est très faible. Dans d'autres cas, l'énergie a beau être importante, l'énergie résiduelle du choc de la chute est trop importante pour que ce phénomène soit visible dans le signal vibratoire. Il s'agit cependant du premier élément que j'ai réussi à détecter de manière relativement fiable (statistiquement parlant). Le deuxième élément détectable est le premier rebond suivant le choc de chemin perdu. Lorsqu'il a lieu (ce qui n'est pas toujours le cas), il est plus facilement visible, car le niveau de bruit causé par le choc de la chute est alors devenu faible (cf. figure 8.18).

La phase d'amortissement de la chute présente une structure extrêmement complexe. Je n'ai malheureusement pas pu en décomposer la structure en phénomènes pouvant être associés à des événements mécaniques. La seule information d'intérêt que j'ai pu noter consiste en une sorte de « creux » d'énergie au sein de la structure de l'amortissement se situant juste après le premier choc de chute (cf. figure 8.19). Ce phénomène, bien que pas toujours présent, apparaît de manière statistiquement

7. Le pointage est une caractéristique décrivant des familles d'échappement. Ce critère contient trois valeurs : l'entre-axe entre la roue d'échappement et l'ancre, l'entre-axe entre l'ancre et le balancier et le nombre de dents de la roue d'échappement.

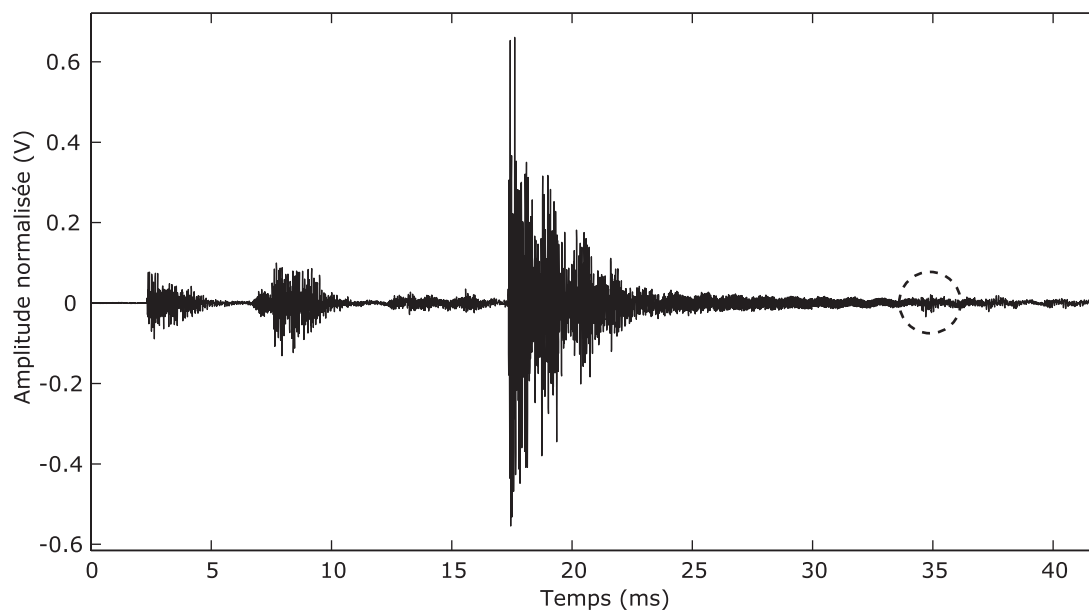


Figure 8.18 – Visualisation du choc du premier rebond de chemin perdu.

significative et son ampleur est suffisante pour qu'on ne puisse pas l'attribuer à un artefact de mesure ou à quelque chose de négligeable.

8.5 Déplacements verticaux de l'ancre et ébats radiaux

Au cours de l'analyse des données, j'ai remarqué un phénomène intéressant. Lors de son fonctionnement, l'ancre subit des mouvements en dehors de son plan de fonctionnement. Ces mouvements ont lieu à chaque fois que les dents de la roue d'échappement entrent en contact ou perdent le contact avec les palettes.

J'ai émis l'hypothèse que ceci pouvait être lié à la géométrie hors plan de l'ancre et au point de contact entre les dents et les palettes. De par leur construction, les palettes sont plus épaisses que la planche de l'ancre (environ un facteur 1.5 fois plus épais). En outre, elles ne sont pas placées symétriquement par rapport à la planche, mais l'une de leurs faces est ajustée par rapport au plan de la planche. Le point de contact entre les dents de la roue d'échappement et la palette se situe, en général, au milieu de la palette. Cette configuration fait que la force appliquée sur l'ancre par la roue d'échappement n'est pas dans le plan de l'ancre. Celle-ci induit donc des couples sur l'ancre et, en fonction des ébats radiaux des tourillons de l'ancre dans ses pierres, déplace l'ancre en dehors de son plan de travail.

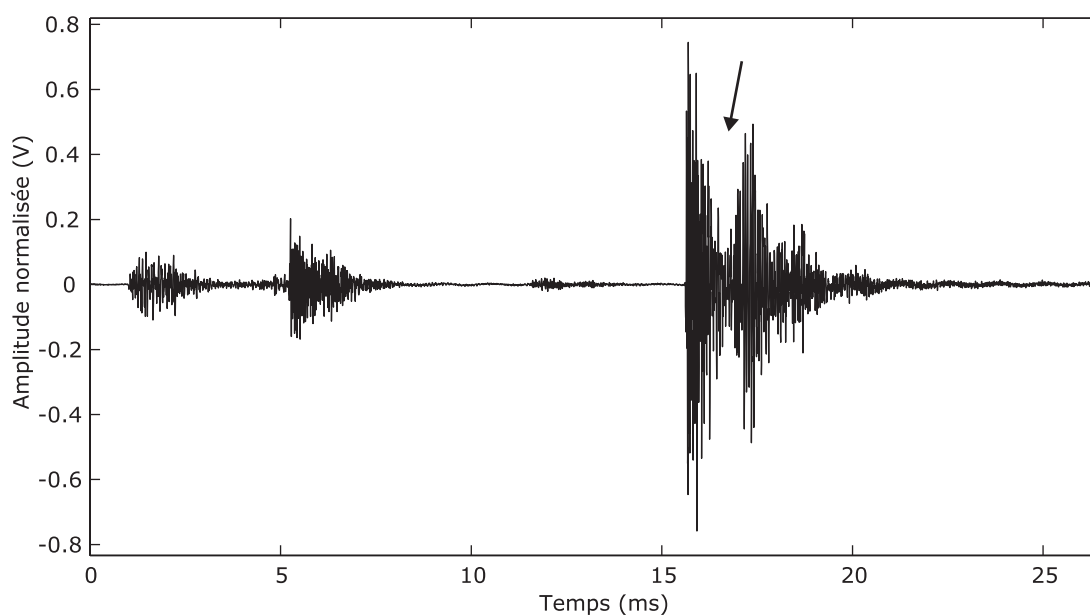


Figure 8.19 – « Creux » dans la structure de l'amortissement de la chute.

Il a été particulièrement difficile, techniquement parlant, de dégager une zone « latérale » à l'ancre pour la filmer dans ce plan. Les quelques acquisitions qui ont été réalisées ne sont pas de qualité suffisante pour pouvoir les exploiter de manière fiable. Actuellement, j'ai pu uniquement mettre en évidence ce phénomène et je suppose qu'il est partiellement responsable d'une partie de la structure des signaux vibratoire, notamment lors de la chute.

Ce phénomène de mouvements hors plan de l'ancre est fortement corrélé avec un autre que j'ai pu observer en fin de projet : les chocs des tourillons au sein de leurs pierres. Lors des chocs entre les éléments mécaniques de l'échappement, les vibrations sont transmises principalement par les contacts que ces pièces ont avec la platine, à savoir les pierres. L'ébat radial que j'ai pu observer au niveau de ces pierres peut être fortement variable d'un mouvement à l'autre (cf. figure 8.20) ou même entre la pierre de platine et celle de pont, ce qui induit une forte variabilité sur la manière dont l'énergie des chocs est transmise à la platine. De plus, il arrive que, lors des chocs, le tourillon rebondisse à l'intérieur de la pierre générant alors des microchocs supplémentaires qui ne sont pas dus aux fonctions normales de l'échappement. Ce phénomène ayant été mis en avant, par hasard, vers la fin du projet, il n'a pas été étudié de manière systématique. Il s'agit d'un sujet à approfondir.

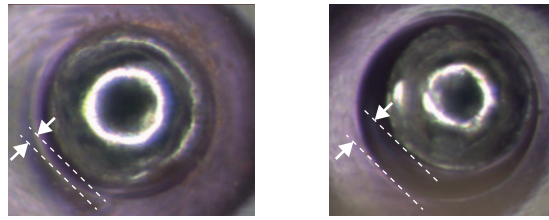


Figure 8.20 – Photographies au microscope des ébats radiaux sur le tourillon d'ancre. À gauche, au niveau de la plantine. À droite, au niveau du pont. Chaque image fait 200 microns de large.

8.6 Discussion

Les différentes observations que j'ai pu mener sur les mouvements dédiés à cette étude m'ont permis de proposer un modèle phénoménologique du signal vibratoire d'un mouvement mécanique équipé d'un échappement à ancre suisse.

Ce modèle contient sept structures et représente l'ensemble des phénomènes que j'ai pu observer sur les signaux vibratoires et dont j'ai pu identifier les causes mécaniques. Je rends attentif le lecteur au fait que l'observation d'un signal présentera rarement l'ensemble des phénomènes mis en lumière par le modèle proposé. En effet, mis à part les trois événements de base que sont le dégagement, l'impulsion et la chute, les autres phénomènes sont dépendants de nombreux paramètres (pour le moment non clairement identifiés) et peuvent être, selon les alternances observées, présents ou non sur les signaux, visibles ou non. Le modèle présente donc l'ensemble des structures que j'ai pu identifier, mais celles-ci sont rarement présentes toutes en même temps dans un signal réel. Il s'agit donc d'un modèle de travail.

Ce modèle contient, dans l'ordre chronologique, les phénomènes suivants :

1. Le dégagement. Celui-ci se présente sous une forme impulsive et commence l'alternance. De ce fait, le rapport signal sur bruit de cette impulsion est souvent très bon puisqu'aucun signal ne le précède.
2. Les rebonds du dégagement. Ceux-ci n'arrivent pas toujours. Lorsqu'ils sont présents, ils sont au nombre d'un ou deux et se présentent sous la forme de modulation de l'amplitude du signal qui diminue en amplitude au fur et à mesure du temps.
3. La chute de dégagement. Ce phénomène est très souvent présent et possède une structure extrêmement variable. Il est toujours accolé à l'impulsion et c'est, avec sa variabilité propre, ce qui le rend difficile à isoler et à identifier.
4. L'impulsion. Il s'agit d'un phénomène impulsif qui est toujours présent. La forme du début de sa structure dépend fortement de celle de la chute de

dégagement. Lorsque cette dernière est absente, l'impulsion est très proche d'un phénomène impulsif typique. Lorsqu'elle est présente, l'ensemble énergétique formé par la chute de dégagement et l'impulsion forme un « paquet » d'énergie de forme vaguement triangulaire.

5. La chute d'impulsion. Ce phénomène, présent généralement peu avant la chute, est un « paquet » d'énergie de forme variable. Ceci rend sa détection relativement complexe, car il est difficile de lui définir un début et une fin. Ce phénomène n'est pas toujours présent et, lorsqu'il l'est, se présente souvent une alternance sur deux.
6. La chute. Ce phénomène est toujours présent et est le plus énergétique de tous. Il prend la forme d'une très forte impulsion. Il y a, en général, peu d'énergie avant le début de cette impulsion ce qui, couplé à sa forte ampleur, rend ce phénomène facilement détectable. La forte amplitude de cette impulsion bruite fortement le signal qui la suit rendant difficilement détectables les évènements suivants.
7. Le chemin perdu. Celui-ci n'est pas toujours présent et le fait qu'il le soit ne le rend hélas pas toujours visible, la chute ayant tendance à le masquer. Lorsqu'il est présent et visible, il prend la forme d'un regain d'énergie au sein de la décroissance de la chute. Il n'est pas possible de dire si la structure de ce regain est de type impulsive ou pas à cause du fort bruit accompagnant ce phénomène.
8. Les rebonds du chemin perdu. Lorsque ceux-ci ont lieu, ils arrivent à la fin du signal vibratoire de l'alternance. L'énergie de ces rebonds n'est, en général, pas très importante, mais ils deviennent visibles, la chute ayant été presque entièrement amortie. On en compte parfois un et, beaucoup plus rarement deux. Ils prennent la forme de petits triangles énergétiques.

Ces structures sont illustrées par la figure 8.21 qui représente l'enveloppe d'un signal contenant toutes ces structures.

Les signaux vibratoires présentent toujours de nombreuses structures dont les causes mécaniques sont encore inconnues. Les deux structures principales en question sont un paquet d'énergie se situant entre l'impulsion et la chute d'impulsion et la structure complexe de la chute.

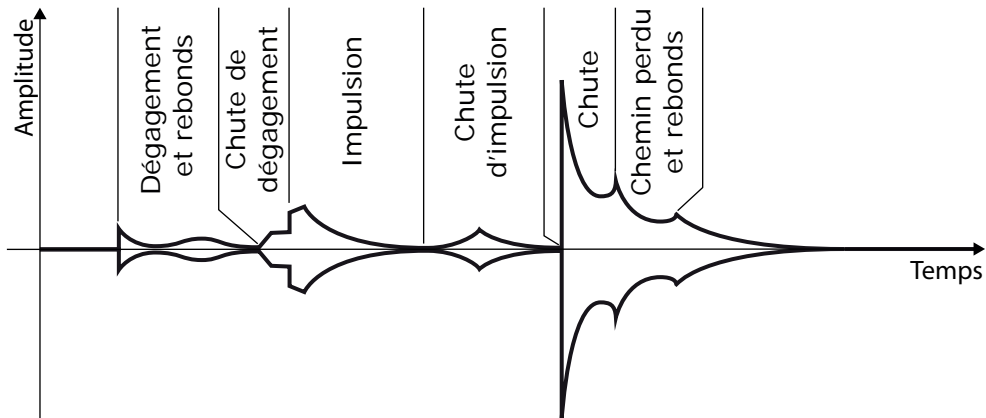


Figure 8.21 – Modèle phénoménologique du signal vibratoire au cours d'une alternance du balancier.

Tableau 8.1 – Valeurs moyennes des durées séparant les évènements identifiés à la suite de l'analyse phénoménologique (moyennes réalisées sur 38 « tocs »).

Durée entre...	Moyenne (ms)	Moyenne (ms)
	@18 000 alt/h ≡ 2.5 Hz	@21 600 alt/h ≡ 3 Hz
... le dégagement et la « chute de dégagement »	3.2	2.7
... la « chute de dégagement » et l'impulsion	0.5	0.7
... l'impulsion et la « chute d'impulsion »	3.6	4.6
... la « chute d'impulsion » et la chute	2.7	2.1
... la chute et le chemin perdu	1.4	0.9
... le chemin perdu et les rebonds de chemin perdu	3.8	3.2

8.7 Conclusions

L'analyse phénoménologique a eu pour but d'étudier le comportement réel des différents éléments d'un échappement à ancre suisse. L'accent principal a été mis sur l'identification des différents chocs ayant lieu au cours du fonctionnement normal des échappements. Cette analyse a été réalisée sur cinq mouvements issus de deux calibres différents provenant de deux manufactures différentes.

Cette analyse a été réalisée en corrélant les signaux vibroacoustiques de ces différents mouvements avec des vidéos hautes vitesses du fonctionnement de leur échappement. Ces acquisitions ont été faites spécifiquement pour cette étude et ont été réalisées simultanément de manière à ce que les vidéos et les signaux vibratoires puissent être synchronisés temporellement.

De manière à pouvoir filmer les échappements en cours de fonctionnement, les partenaires horlogers du projet ont effectué des modifications sur les mouvements mis à ma disposition de manière à dégager visuellement les zones d'intérêt. Cette étude a permis de compléter notre connaissance des différentes interactions qui ont lieu entre les composants de l'échappement lors de son fonctionnement normal. Elle a aussi permis de proposer un modèle phénoménologique de la structure d'un signal vibratoire. Ce modèle reprend celui proposé par la littérature ([27] et [26]) et le complète à l'aide des observations qui ont pu être menées au cours de cette analyse.

Bien que les phénomènes de « chute de dégagement » et de « chute d'impulsion » ne soient pas présents dans le modèle classique décrivant le fonctionnement de l'échappement à ancre suisse, ils ont déjà été observés dans d'autres cadres que celui de ce travail. Notamment par Monsieur Jean-Pierre Curchod de l'École d'Horlogerie de Genève et Messieurs Jacques Baur et Loïc Pellaton de Rolex SA qui ont présenté, en 2002, lors de la Journée d'Étude la Société Suisse de Chronométrie, une étude présentant des points communs quant à la démarche proposée [42].

De nombreux phénomènes, au niveau du signal vibratoire, restent, malgré tout, encore incompris et leurs causes mécaniques inconnues. Cette étude pourrait donc être poursuivie, selon la même méthodologie, de manière à continuer d'améliorer notre compréhension de la structure d'un signal vibratoire et par la même occasion du fonctionnement d'un échappement à ancre suisse.

Si cette analyse devait être poursuivie ou complétée, deux éléments seraient à prendre en considération. Le premier point concerne le posage. De par sa conception actuelle, le posage ne protège pas suffisamment l'électronique d'amplification du transducteur contre le bruit électromagnétique ambiant. L'une des améliorations du posage consisterait à ajouter un tel blindage afin d'éviter que les bruits produits par l'électronique de la caméra ou des sources d'éclairage ne parasitent

pas les signaux en cours d'acquisition. Le deuxième point est relatif aux acquisitions vidéo. L'analyse phénoménologique a montré que l'acquisition vidéo haute vitesse entre les évènements n'a que peu d'intérêt. La seule information pertinente que j'ai pu observer dans cet interval est le phénomène de rebat, or celui-ci est connu et détectable facilement sur les signaux vibratoire. L'acquisition de cette durée sans évènement nécessite, cependant, beaucoup de temps et génère, en conséquence, de nombreuses données non pertinentes⁸. Si les acquisitions devaient être refaites ou étaient à continuer, je conseillerais fortement d'utiliser les fonctions d'enregistrement retardé et d'acquisition sur commande de la caméra, de telle sorte à ne filmer l'échappement que lorsque des chocs ont lieu. Des systèmes similaires ont déjà été mis en place par l'entreprise Videal à l'aide d'un système d'acquisition vibratoire de Witschi Electronic. De cette manière, la limitation que j'ai imposée de ne filmer que quatre alternances consécutives n'aurait plus lieu d'être et pourrait être augmentée à environ vingt alternances, rendant alors les analyses plus robustes.

8. Dans un échappement à trois hertz, un peu plus de 80 % du temps d'une alternance ne présente aucun choc.

« Lorsque tu ne sais pas où tu vas, regarde d'où tu viens. »
« Le vieillard se chauffe avec le bois ramassé dans sa jeunesse. »
Proverbes africains

9

Utilisation des connaissances acquises

L'analyse phénoménologique réalisée au chapitre 8 m'a permis d'acquérir de nouvelles connaissances sur le fonctionnement d'un échappement à ancre suisse et sur les phénomènes vibratoires dont il est la source. À partir de ces connaissances, synthétisées dans un modèle phénoménologique des signaux vibratoires des mouvements (cf. figure 9.1), j'ai fait de nouvelles hypothèses quant à l'influence des défauts d'intérêt sur la structure du signal vibratoire d'un mouvement.

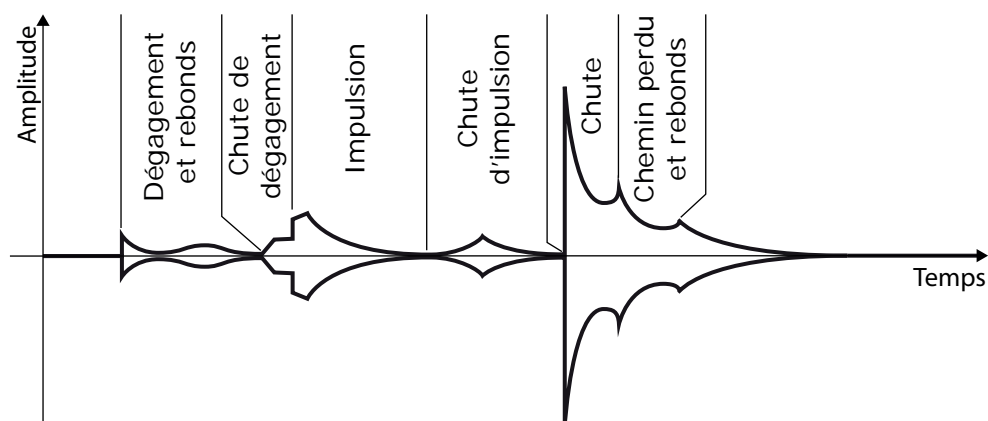


Figure 9.1 – Modèle phénoménologique du signal vibratoire au cours d'une alternance du balancier.

Ce modèle phénoménologique étant une version complétée du modèle classique, les hypothèses que j'ai formulées lors de l'analyse « à blanc » (cf. chapitre 7)

restent raisonnablement valables. En revanche, j'ai émis de nouvelles hypothèses concernant les phénomènes mis en évidence lors de l'analyse phénoménologique, à savoir les rebonds de dégagement, la chute de dégagement, la chute d'impulsion et le choc de chemin perdu.

Pour rappel, les trois défauts analysés sont une non-lubrification des palettes et des dents de la roue d'échappement, un décentrage du spiral et un mauvais tirage des palettes menant à une chute sur le plan d'impulsion des palettes.

Si la non-lubrification des palettes doit avoir un effet sur les phénomènes mis en évidence lors de l'analyse phénoménologique, ce sera probablement sur la chute de dégagement et la chute d'impulsion. Ces deux phénomènes sont fortement corrélés à la zone de contact entre les dents de la roue d'échappement et les palettes. Il est possible que la présence ou non de lubrifiant (induisant par ailleurs des effets liés aux forces de tension superficielle) influe sur la structure de ces phénomènes. Les autres phénomènes n'ont que très peu de rapport avec la zone de contact entre les palettes et la roue d'échappement. Il est donc peu probable que le manque de lubrification ait une influence sur eux.

Le décentrage du spiral, qu'il induise une modification du repère du mouvement, une altération momentanée de la fréquence propre du balancier-spiral ou des vibrations parasites, a peu de probabilité d'influencer les phénomènes mis en évidence lors de l'analyse phénoménologique.

Un mauvais tirage des palettes aura probablement de l'influence sur au moins trois des phénomènes d'intérêt. Les conditions initiales du début du dégagement n'étant pas les mêmes que lorsque le tirage est correctement réalisé, il est possible que les rebonds de dégagement présentent une structure différente. La chute de dégagement pour sa part sera absente puisque la dent sera déjà au contact avec le plan d'impulsion de la palette. La chute d'impulsion et le choc de chemin perdu n'ayant aucun rapport avec le plan de repos de la palette, ces deux phénomènes ne devraient pas être modifiés par un mauvais tirage des palettes. En revanche, le choc de chemin perdu suivant la chute ne devrait pas être présent puisque la dent n'entrera pas en contact avec le plan de repos de la palette. La résultante des forces n'induera pas un moment sur l'ancre la mettant en appui contre la paroi de limitation, mais la fera tourner dans le sens opposé. Le dard devrait donc entrer en contact du petit plateau, générant alors un choc jusque là inconnu. Sa structure sera probablement différente de celle du choc de chemin perdu, ce qui devrait être un élément notable pour distinguer un mouvement présentant ce défaut d'un autre sans défaut.

9.1 Balisage

Tout comme à la section 7.1, j'ai défini quelques points d'intérêt, des balises, sur les signaux vibratoires de manière à pouvoir extraire les nouveaux attributs potentiels que l'analyse phénoménologique m'a permis d'identifier. Ces balises s'ajoutent donc à celles précédemment utilisées, lors de l'analyse « à blanc » des signaux (cf. chapitre 7). Ces balises sont illustrées à la figure 9.2.

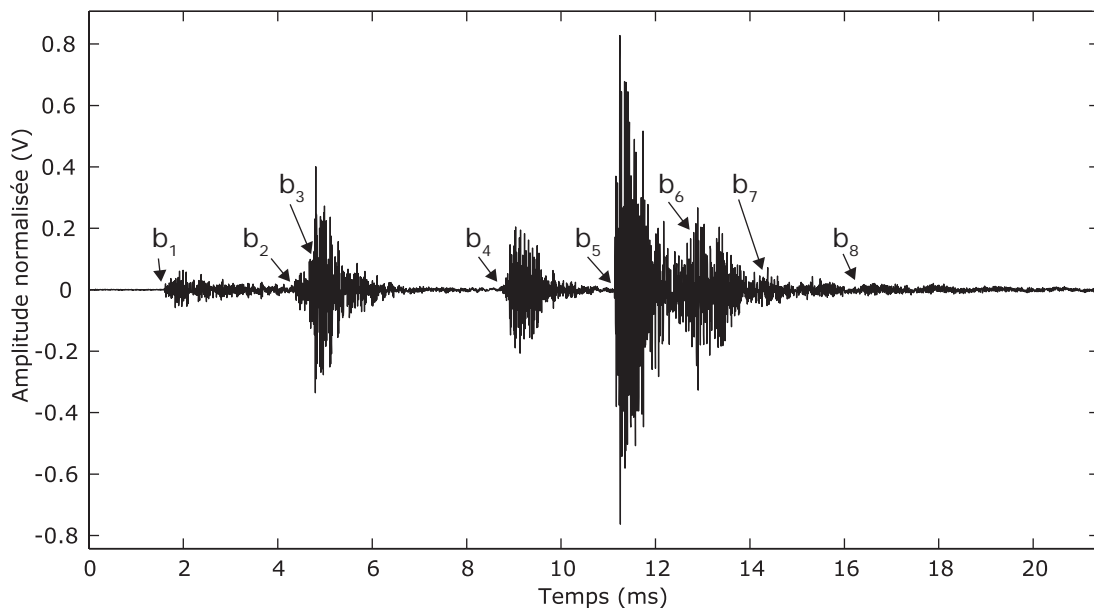


Figure 9.2 – Balisage d'un « toc » à la suite de l'analyse phénoménologique.

9.2 Attributs potentiels

Les attributs potentiels utilisés pour cette seconde étape d'apprentissage sont les mêmes que ceux identifiés à la section 7.2 auxquels sont ajoutés ceux identifiés par l'analyse phénoménologique. Tout comme précédemment, j'ai extrait des attributs du domaine temporel à partir d'informations chronologiques, énergétiques et issues de l'enveloppe des signaux (cf. tableaux 9.1 à 9.4). Je n'ai pas pu faire usage des informations fréquentielles dans ce cas non plus, toujours à cause des mêmes raisons : le manque d'outils permettant d'extraire, dans un temps raisonnable et de manière répétable, les informations d'intérêt.

Pour faciliter la lecture des indices, ceux-ci sont relatifs à la figure 9.2.

Tableau 9.1 – Liste des attributs chronologiques potentiels après avoir réalisé l'analyse phénoménologique.

Durée entre...	Calculs
... deux « tocs » successifs	$d_{11,1} = b_{1,nextToc} - b_{1,thisToc}$
... deux tocs de même nature	$d_{11,2} = b_{1,nextSimilarToc} - b_{1,thisToc}$
... le dégagement et la « chute de dégagement »	$d_{12} = b_2 - b_1$
... le dégagement et l'impulsion	$d_{13} = b_3 - b_1$
... le dégagement et la chute	$d_{15} = b_5 - b_1$
... la « chute de dégagement » et l'impulsion	$d_{23} = b_3 - b_2$
... l'impulsion et la « chute d'impulsion »	$d_{34} = b_4 - b_3$
... la chute et le chemin perdu	$d_{56} = b_6 - b_5$

Tableau 9.2 – Liste des attributs potentiels liés aux enveloppes des signaux (maximum locaux), après avoir réalisé l'analyse phénoménologique.

Le maximum...	Calculs
... du dégagement	$m_1 = \max_{b_1 <= n < b_2} (y[n])$
... de la « chute de dégagement »	$m_2 = \max_{b_2 <= n < b_3} (y[n])$
... de l'impulsion	$m_3 = \max_{b_3 <= n < b_4} (y[n])$
... de la « chute d'impulsion »	$m_4 = \max_{b_4 <= n < b_5} (y[n])$
... de la chute	$m_5 = \max_{b_5 <= n < b_6} (y[n])$
... de la « chute de dégagement » rapporté à l'impulsion	$m_{23} = \frac{m_2}{m_3}$
... de la « chute d'impulsion » rapporté à l'impulsion	$m_{43} = \frac{m_4}{m_3}$
... du dégagement rapporté à la chute	$m_{15} = \frac{m_1}{m_5}$
... de l'impulsion rapporté à la chute	$m_{35} = \frac{m_3}{m_5}$

Tableau 9.3 – Liste des attributs potentiels liés aux enveloppes des signaux (estimateurs du taux de décroissance).

Le taux de décroissance...	Calculs
... du dégagement	$c_1 = \text{std}_{b_1 \leq n < b_2} (y[n])$
... de la « chute de dégagement »	$c_2 = \text{std}_{b_2 \leq n < b_3} (y[n])$
... de l'impulsion	$c_3 = \text{std}_{b_3 \leq n < b_4} (y[n])$
... de la « chute d'impulsion »	$c_4 = \text{std}_{b_4 \leq n < b_5} (y[n])$
... de la chute	$c_5 = \text{std}_{b_5 \leq n < b_6} (y[n])$

Tableau 9.4 – Liste des attributs énergétiques potentiels après avoir réalisé l'analyse phénoménologique.

L'énergie...	Calculs
... totale du « toc »	$e_0 = \sum_{n=b_1}^{b_8-1} y^2 [n]$
... du dégagement	$e_1 = \sum_{n=b_1}^{b_2-1} y^2 [n]$
... de la « chute de dégagement »	$e_2 = \sum_{n=b_2}^{b_3-1} y^2 [n]$
... de l'impulsion	$e_3 = \sum_{n=b_3}^{b_4-1} y^2 [n]$
... de la « chute d'impulsion »	$e_4 = \sum_{n=b_4}^{b_5-1} y^2 [n]$
... de la chute	$e_5 = \sum_{n=b_5}^{b_6-1} y^2 [n]$
... du chemin perdu	$e_6 = \sum_{n=b_6}^{b_7-1} y^2 [n]$
... des « rebonds de chemin perdu »	$e_7 = \sum_{n=b_7}^{b_8-1} y^2 [n]$
... du dégagement rapportée à l'énergie du « toc »	$e_{10} = \frac{e_1}{e_0}$
... de la « chute de dégagement » rapportée à l'énergie du « toc »	$e_{20} = \frac{e_2}{e_0}$
... de l'impulsion rapportée à l'énergie du « toc »	$e_{30} = \frac{e_3}{e_0}$
... de la « chute d'impulsion » rapportée à l'énergie du « toc »	$e_{40} = \frac{e_4}{e_0}$
... de la chute rapportée à l'énergie du « toc »	$e_{50} = \frac{e_5}{e_0}$
... du chemin perdu rapportée à l'énergie du « toc »	$e_{60} = \frac{e_6}{e_0}$
... des « rebonds du chemin perdu » rapportée à l'énergie du « toc »	$e_{70} = \frac{e_7}{e_0}$

9.3 Utilisation de ces attributs au sein du système de reconnaissance

Les tests statistiques réalisés sur les attributs potentiels ont permis d'identifier dix huit attributs pertinents. La signature optimale qui en a été construite a produit la matrice de confusion décrite au tableau 9.5. Cette matrice montre que le système de reconnaissance est capable de classer correctement 92 % des signaux sans défaut et 100 % des signaux avec défaut. Les valeurs de prédictions négative et positive sont volontairement ignorées car l'équilibrage des classes dans la base de données d'apprentissage ne respecte pas les probabilités *a priori* des classes (c'est-à-dire la probabilité qu'un individu provienne d'une classe donnée).

Tableau 9.5 – La matrice de confusion optimale résultant de la phase d'apprentissage réalisée à l'aide des attributs potentiels extraits en utilisant les connaissances acquises lors de l'analyse phénoménologique.

		Classes réelles	
		Classe sans défaut	Classe avec défaut
Résultats des tests	Résultats sans défaut	11 Vrais positifs	0 Faux positifs
	Résultats avec défaut	1 Faux négatifs	10 Vrais négatifs
		0.92 Sensibilité	1 Spécificité
		0.95 Exactitude	

9.4 Conclusions

Les attributs extraits grâce aux connaissances « à blanc » et celles acquises par l'analyse phénoménologique m'ont permis d'identifier une nouvelle signature optimale. Les résultats de reconnaissance obtenus par celle-ci à l'aide d'un système de reconnaissance identique à celui appliqué au chapitre 7 sont bien plus élevés que ceux obtenus précédemment. Malgré le fait que la problématique soit sous-optimale, ces résultats sont suffisamment élevés pour envisager raisonnablement que ceux obtenus par tel système de reconnaissance appliqué sur une base de données statistiquement représentative seraient suffisamment élevés pour être exploitables.

Dans le cadre du projet Watson, la suite de l'étude a consisté à réaliser une nouvelle itération du système de reconnaissance, mais cette fois avec une base de données d'apprentissage statistiquement représentative (contenant donc plus d'échantillons que la base de données utilisée dans cette première étude) et avec une base de données de test. Le but de cette itération est de valider les résultats obtenus lors de cette première itération d'analyse. Les éléments à valider sont les suivants :

1. Valider le fait qu'un système de reconnaissance supervisé de type bayésien suffit à classifier des mouvements avec et sans défauts (en gardant les mêmes défauts que ceux définis pour cette première étude) ;
2. Valider qu'il existe une signature optimale permettant d'obtenir des résultats de reconnaissance suffisamment élevés pour être exploitables d'un point de vue industriel ;
3. Valider le fait que l'on puisse extraire les attributs pertinents de manière automatique.

Cette phase de validation est absolument nécessaire avant de vouloir créer un produit réalisant une telle classification. Ceci est dû au fait que la base de données originale était non-optimale et qu'il faut, avant d'aller plus loin, valider les hypothèses que j'ai faites à propos de la distribution des classes d'intérêt. Cette étape n'est cependant pas aisée à réaliser puisqu'elle va nécessiter la mise en œuvre d'algorithmes robustes pour extraire automatiquement les attributs pertinents. En effet, la base de données d'apprentissage, pour être statistiquement représentative, contiendra beaucoup trop d'individus pour que ceux-ci puissent être traités « à la main » comme ce fût le cas pour le projet Watson. La mise en place de tels algorithmes, aussi robustes et fidèles soient-ils, ne donnera jamais exactement les mêmes résultats que ceux extraits manuellement. Durant cette seconde itération, il faudra aussi estimer l'influence de la robustesse de ces algorithmes sur les performances du système de reconnaissance.

En raison de la quantité de données que nécessite cette nouvelle itération et afin de pouvoir déterminer les probabilités *a priori* de chaque classe, ces travaux ne peuvent plus être réalisés en dehors des lignes de production. Cette démarche permettra aussi de prendre en compte le bruit de mesure sur la chaîne de production. Pour cette deuxième itération, l'acquisition de la nouvelle base de données ainsi que les phases de test doivent être réalisées à même la ligne de production, sur les produits d'intérêt.

« Il ne s'agit pas de se retrancher du monde, de s'enfermer dans une tour d'ivoire, il faut tout savoir, être informé de tout et pourtant rester critique comme si on ne savait rien. »

Lao tseu, *Dàodéjing* (604 av. J.-C. – 531 av. J.-C.)

10

Résultats et discussion

Le contrôle qualité en cours de production est l'un des outils de base d'une bonne maîtrise des procédés de fabrication industrielle. Dans la plupart des cas, ces outils de mesure sont relativement simples et permettent de ne prendre en compte que des informations physiques simples (distances, poids, forces, etc.). Dans le cadre de ce travail de thèse, je propose une méthodologie pour implémenter un outil connu, les systèmes de reconnaissance statistique, mais encore très peu employé dans le domaine du contrôle qualité en cours de production. Afin de valider la pertinence et l'efficacité de cette méthode par un cas expérimental, je l'ai appliquée à la détection de défauts de mouvements horlogers par l'analyse des signaux vibroacoustiques issus naturellement des mouvements.

10.1 Apports du point de vue méthodologique

Les systèmes de reconnaissance statistique sont couramment utilisés dans le domaine de la recherche et par quelques industries spécifiques qui en ont fait leur cœur de métier. Il est cependant rare de trouver des méthodes bien définies expliquant comment mettre en œuvre de tels systèmes (cf. chapitre 2). Très souvent cela demande de très bonnes connaissances du domaine à traiter et des recherches fastidieuses, dans le meilleur des cas par essais et erreurs, dans le pire des cas, au petit bonheur la chance. Malgré les avantages que présente un tel outil (comme prendre en compte des informations *a priori* inexploitable), ces conditions de mise

en œuvre ne sont généralement pas compatibles avec les contraintes et les besoins du domaine du contrôle qualité.

Avant d'avoir de bons outils, il faut d'abord avoir une bonne méthode. Le premier objectif de ce travail de thèse était de fournir une méthodologie permettant de mettre en œuvre un système de reconnaissance statistique à des fins de contrôle qualité au sein d'une production industrielle tout en s'adaptant aux contraintes typiques de ce milieu.

La méthodologie que je propose (cf. chapitre 3) offre la possibilité de mettre en place cet outil avec rigueur et structure. Dans un premier temps, cette méthode permet de déterminer s'il est possible de distinguer des produits avec et sans défaut avec les connaissances à disposition des personnes qui mettent en place le système de reconnaissance et cela dans un temps raisonnable.

Si cela s'avère possible, la méthode permet alors de mettre en œuvre les démarches nécessaires pour rendre cette classification réalisable. En outre, la démarche mise en place par cette méthode permet d'acquérir de nouvelles connaissances relatives aux produits à analyser, ce qui peut, incidemment, permettre d'améliorer les procédés de fabrication pour augmenter la qualité des produits et des processus de fabrication.

Afin de vérifier la pertinence et la validité de la méthode que je propose, je l'ai appliquée dans le cadre de la détection de défauts sur des mouvements horlogers mécaniques (cf. chapitres 4 à 9). Ces mouvements ont été mis à disposition par des manufactures horlogères et sont directement issus de leur production. Les résultats expérimentaux obtenus par le démonstrateur fonctionnel que j'ai développé m'ont permis de montrer non seulement la faisabilité technique de la démarche, mais aussi son efficacité pour résoudre le problème considéré. Ces résultats confirment que ce premier objectif de thèse est atteint.

Comme la plupart des outils sophistiqués, cette méthode nécessite de former ceux qui l'utilisent et ceux qui exploitent son résultat, à savoir le système de classification. Cet apprentissage est particulièrement riche. Non seulement il permet d'acquérir les connaissances nécessaires à la mise en place et à l'utilisation de la méthode et des outils qui la composent, mais en plus il offre un regard critique sur les résultats obtenus et leurs implications dans le cadre global de la production. Cette formation offre à ceux qui l'ont suivie une indépendance critique quant aux outils qu'ils manipulent tout en leur permettant de se poser des questions fonctionnelles sur la manière d'opérer dans le cadre d'une optimisation globale du contrôle qualité au sein de la production.

10.2 Apports du point de vue des systèmes de reconnaissance statistique

Le deuxième objectif de ce travail de thèse consistait à adapter un système de reconnaissance statistique simple (cf. chapitre 2) pour qu'il puisse être utilisé le plus commodément possible dans un cadre de production industrielle par des non-experts du domaine. Deux développements ont été spécifiquement réalisés dans cette optique (cf. chapitre 6) :

1. La mise en place d'un estimateur de la matrice de confusion prenant en compte la signification statistique de la sensibilité et de la sensibilité ;
2. Une technique pour identifier de manière automatique quel est le vecteur d'attributs permettant d'atteindre les meilleurs résultats de reconnaissance.

Les estimateurs couramment utilisés d'une matrice de confusion moyennent les performances de l'ensemble des classes. Une telle démarche n'est pertinente que si les classes sont équilibrées (c'est-à-dire qu'il y a autant d'observations testées dans chaque classe), ce qui est très rarement le cas. L'estimateur est donc biaisé en faveur de la classe la plus représentée. De plus, la très grande majorité de ces estimateurs ne prend pas en compte la signification statistique des résultats de reconnaissance. Il est ainsi tout à fait possible d'obtenir des résultats de reconnaissance particulièrement bons, mais qui ne sont absolument pas pertinents d'un point de vue statistique.

Dans le cadre de ce travail de thèse, j'ai développé un estimateur permettant de s'affranchir de ces limites. Celui-ci donne une importance identique à chaque classe, qu'elles soient équilibrées ou non et pondère les performances de reconnaissance de chaque classe par leur signification statistique. Un bon résultat de reconnaissance ayant une signification statistique très faible sera donc considéré comme un résultat moyen. À l'inverse, un résultat de reconnaissance moyen, mais ayant une excellente signification statistique sera considéré comme bon.

Afin de pouvoir appliquer cet estimateur à un grand nombre de matrices de confusion dans un délai de temps raisonnable, j'ai élaboré cet estimateur en deux étapes : un *estimateur simplifié* et un *estimateur complet*. L'estimateur simplifié permet un calcul rapide de l'estimateur de la matrice de confusion, mais ne prend pas en compte les significations statistiques de chaque classe. L'estimateur complet nécessite plus de temps pour être calculé, mais prend en compte les significations statistiques de chaque classe. Pour appliquer cet estimateur à un grand nombre de matrices, la stratégie consiste à utiliser tout d'abord l'estimateur simplifié pour éliminer la très grande majorité des matrices présentant un estimateur trop faible puis de calculer, sur les matrices restantes, l'estimateur complet. Cette approche offre

la possibilité de calculer, relativement rapidement, un estimateur statistiquement pertinent sur un grand nombre de matrices de confusion.

Les tests réalisés au cours de la partie expérimentale de la thèse ont confirmé le fort biais que présentent les estimateurs classiques en faveur des classes les plus représentées. Les tests réalisés avec mon estimateur ont montré que ce biais était très bien corrigé et menait à des résultats de classification bien plus équilibrés entre les classes.

Les tests réalisés par l'apport de la signification statistique dans l'estimateur des matrices de confusion montrent que les résultats de classification obtenus par un critère simple (mais ne moyennant pas les classes entre elles) ne permettent pas d'obtenir les résultats de reconnaissance les plus robustes. Cet apport, bien que coûteux en calculs, compense ce handicap et élimine avec efficacité les résultats illusoirement bons. Ces éléments permettent, dans le cas d'un système de reconnaissance devant être mis en place pour de la production industrielle, d'avoir un critère robuste et représentatif de la réalité de production que les critères classiques n'offrent pas.

L'un des problèmes récurrents dans les systèmes de reconnaissance statistique consiste à déterminer la signature optimale à partir d'un ensemble d'attributs pertinents. Le concepteur du système de reconnaissance aimerait non seulement identifier les sous-ensembles d'attributs pertinents à même d'être des signatures (c'est-à-dire de satisfaire le cahier des charges du système de reconnaissance), mais il aimerait aussi pouvoir déterminer, parmi tous ces sous-ensembles, lequel compose la signature optimale et donc, *a priori*, celle qui sera la plus robuste.

Dans le cadre de ce travail de thèse, j'ai développé un système permettant de déterminer de manière automatique la signature optimale la plus probable. Ce système est réalisé en bouclant le système de reconnaissance sur lui-même afin d'adapter la signature en fonction des résultats de reconnaissance. Ce système ne fonctionne cependant que pour des signatures de taille limitée (typiquement de l'ordre de vingt attributs au maximum). Pour des tailles plus élevées, le temps de calcul nécessaire pour déterminer la signature optimale devient trop important pour être raisonnablement exploitable.

Les tests réalisés au cours de la partie expérimentale ont montré que ce système est extrêmement pratique pour évaluer rapidement et avec un minimum d'effort un grand nombre d'attributs potentiels. Outre le fait de déterminer quelles sont les meilleures combinaisons probables déterminant les signatures du classificateur, le système que j'ai développé permet de mettre en évidence les attributs récurrents qui sont présents dans la majorité des meilleures signatures. Si le concepteur du classificateur n'est pas satisfait de la signature optimale proposée par mon système,

cette information peut lui servir de base solide pour l'orienter vers la détermination de sa propre signature.

La création d'un estimateur fiable, robuste et statistiquement pertinent est un élément indispensable pour tout domaine d'application et particulièrement pour une utilisation industrielle d'un système de reconnaissance. Celui que je propose permet de répondre à ces besoins de manière relativement simple. La détermination automatique des meilleures signatures et de la signature optimale est aussi un outil indispensable pour le milieu industriel qui n'a ni le temps, ni forcément les compétences pour faire ce type de recherche « à la main ». Bien que de manière extrêmement simple et fortement améliorable, l'outil que je propose à cette fin permet de réaliser cette tâche. Ainsi, avec l'ajout des deux outils que je propose à un système de reconnaissance bayésien, le deuxième objectif de cette thèse est atteint.

10.3 Apports du point de vue des connaissances horlogères

Le troisième objectif de cette thèse était de montrer que, en appliquant la méthode et les outils proposés précédemment, il était possible de détecter des défauts fonctionnels sur des mouvements mécaniques horlogers uniquement sur la base d'informations vibroacoustiques passives (cf. chapitres 4 à 9).

Afin d'atteindre cet objectif et avec l'aide de plusieurs partenaires, j'ai acquis les signaux vibroacoustiques de nombreux mouvements horlogers. Ces mouvements provenaient des manufactures horlogères participant au projet. Certains étaient conformes et d'autres non, me permettant de créer une base de données de signaux provenant de mouvements avec et sans défaut. C'est à partir de ces données que j'ai appliqué la méthode et les outils que je propose.

Ce travail m'a permis de mettre en évidence deux éléments novateurs :

1. J'ai réussi à identifier et à extraire des signatures aptes à distinguer, avec un bon taux de reconnaissance, des mouvements conformes et non conformes ;
2. L'analyse phénoménologique m'a permis de découvrir et d'expliquer des phénomènes peu ou pas documentés dans la littérature horlogère.

Les signatures identifiées au cours de ce travail sont composées d'attributs exclusivement extraits à partir du signal vibroacoustique passif des mouvements. Ces signatures permettent de distinguer, dans le cadre du système de reconnaissance statistique que j'ai mis en place dans ce travail, des mouvements avec et sans dé-

faut. Les performances atteintes sont de l'ordre de 97 % de bonnes classifications (cf. chapitre 9).

Outre ce taux de performance relativement élevé, la mise en évidence de signatures permettant une telle classification est une information très intéressante : elle confirme qu'il est techniquement possible de distinguer et de classer des mouvements conformes et non conformes à partir d'une information vibroacoustique. Ces résultats permettent dès lors de dire que le troisième objectif de cette thèse a été atteint.

En plus de ces résultats, l'analyse phénoménologique a permis de mettre en évidence des phénomènes vibroacoustiques récurrents, mais non décrits dans le modèle phénoménologique documenté dans la littérature horlogère (cf. chapitre 8). L'observation et l'analyse de ces phénomènes m'a permis de les corrélérer avec le fonctionnement de l'échappement à ancre suisse. À partir de ces informations et à partir du modèle « classique », j'ai proposé un nouveau modèle phénoménologique de la structure vibroacoustique d'un mouvement horloger à ancre suisse. Ce nouveau modèle offre une compréhension plus fine de la structure des signaux passifs provenant d'un mouvement. De plus, il met en évidence des phénomènes non fonctionnels et potentiellement indésirables. L'intérêt d'une telle information permet d'identifier et quantifier ces phénomènes de manière à les contrôler.

10.4 Perspectives

L'ensemble de ce travail touche à la fois à des aspects de méthodologie, à des outils liés aux systèmes de reconnaissance statistique et à de l'horlogerie. Les perspectives sont relatives à l'ensemble de ces domaines.

Concernant le domaine horloger, l'analyse phénoménologique a permis de mettre en évidence quatre phénomènes dont j'ai pu établir une forte corrélation avec le fonctionnement mécanique de l'échappement à ancre suisse. Cette même analyse m'a permis d'identifier d'autres phénomènes. Je n'ai hélas pas pu les analyser en détail. Cela était dû à un outil d'observation qui n'était pas développé pour ce type de phénomènes et à un manque de connaissances globales à leur sujet m'empêchant de formuler des hypothèses réalistes à propos de leurs origines. Outre l'intérêt purement scientifique quant à l'origine de ces phénomènes, ceux-ci contiennent peut-être des informations relatives à des défauts de fonctionnement de l'échappement. Il serait donc intéressant de les analyser de manière approfondie pour estimer leur potentiel intérêt dans le cadre d'un système de reconnaissance statistique pour le contrôle qualité des mouvements. Par ailleurs, d'un point de vue purement mécanique, ces phénomènes représentent des pertes énergétiques.

En comprendre les causes est un bon moyen pour identifier l'origine de ces pertes énergétiques et, si nécessaire, les atténuer ou les supprimer. À cette fin, il faudrait réaliser un outil d'observation mieux adapté que celui utilisé jusqu'à présent, notamment pour l'observation des mouvements par leur tranche. Et, afin d'être en mesure de corrélérer ces nouveaux phénomènes vibroacoustiques avec leur origine mécanique, il faudrait très certainement réaliser une analyse beaucoup plus complète sur l'influence des jeux (dans les pierres et entre les mobiles du rouage) sur la structure vibroacoustique des mouvements.

Lors des différents essais de réalisation des échantillons fonctionnels, j'ai pu mettre en évidence l'influence du frottement aérodynamique sur l'amplitude du balancier. Même si cela sort du cadre du travail réalisé dans cette thèse, il serait très intéressant d'approfondir les connaissances liées à ce phénomène afin de mieux le gérer et concevoir des balanciers qui y sont moins sensibles. Il me semble qu'un gain d'énergie assez important (et donc une augmentation de la réserve de marche) peut être réalisé dans ce domaine.

Les performances atteintes dans le cadre de cette étude ont été obtenues à partir d'une base de données sous-optimale. Cela signifie que la quantité de données à disposition n'était pas suffisante pour assurer que ces données représentent de manière statistiquement significative les classes d'intérêt. Si la faisabilité technique liée à ce problème n'est pas à remettre en cause, il faut par contre s'assurer que les performances atteignables restent, dans un cas réel, toujours aussi bonnes. Afin de s'en assurer, il est donc indispensable de réaliser ces mêmes tests de reconnaissance sur une base de données beaucoup plus fournie et statistiquement représentative. Au vu de l'effort et de la logistique que demande une telle démarche, celle-ci doit être réalisée en interne par des partenaires industriels croyant en cette démarche et souhaitant la voir aboutir au sein de leur entreprise respective.

Les analyses fréquentielles qui ont été réalisées au cours de ce travail n'ont pas pu être exploitées de manière approfondie. Cela était dû, principalement, à un manque d'outils fiables et adaptés à nos besoins afin d'extraire des attributs potentiels de manière automatique ou semi-automatique. Il serait donc extrêmement utile de développer de tels outils pour approfondir l'analyse fréquentielle des signaux vibroacoustiques des mouvements horlogers. Nous avons pu mettre en évidence certaines corrélations possibles entre certains éléments du contenu fréquentiel et des composants mécaniques des mouvements. Il serait très intéressant de poursuivre ces analyses dans le but de déterminer de manière plus approfondie le potentiel du contenu fréquentiel pour le contrôle qualité de mouvement. Il est raisonnable de penser que d'éventuels défauts dans les roues et les pignons de chaque mobile du rouage doivent avoir une signature particulière dans les spectrogrammes des signaux vibroacoustiques. Les identifier et trouver un moyen de les extraire de manière automatique seraient des connaissances appréciables pour des outils de

contrôle qualité. À beaucoup plus long terme, un objectif serait d'estimer s'il est possible d'attribuer des modes ou des structures fréquentielles à chaque composant mécanique du mouvement. Si cela s'avérait possible, de telles connaissances offriraient la possibilité de développer des outils supplémentaires, dans un domaine complémentaire à celui temporel, pour analyser et qualifier un mouvement horloger.

Les analyses temporelles et fréquentielles réalisées dans le cadre de ce travail ont été faites sur des signaux de relativement courte durée. Les signaux les plus longs faisaient cinq minutes. Nous n'avons donc pas pu analyser l'évolution à long terme du signal vibroacoustique d'un mouvement. Il est fort probable que des éléments permettant de déterminer si un mouvement est conforme ou non doivent se trouver dans l'évolution à long terme des signaux. Un travail futur pourrait s'intéresser à cela.

Toujours liée au domaine horloger, cette étude a mis en avant des signatures propres à distinguer un mouvement conforme d'un mouvement possédant l'un des trois défauts qui avaient été spécifiés dans le cahier des charges de l'application industrielle. La suite logique de ce projet est d'établir s'il est possible de déterminer, pour d'autres défauts, des signatures aptes à les identifier. À plus long terme, il faudrait trouver des signatures aptes à distinguer des mouvements conformes de mouvements non conformes, mais aussi aptes à identifier spécifiquement les défauts rencontrés.

Un problème n'a cependant pas été abordé dans le cadre de cette étude : celui des mouvements possédant plus d'un défaut à la fois. La suite de ce projet doit traiter ce point de manière à déterminer si les signatures de chacun de ces défauts suffisent à estimer qu'un tel mouvement est non conforme ou s'il faut identifier de nouvelles signatures à cette fin.

Concernant les outils liés aux systèmes de reconnaissance statistique, de nombreuses améliorations peuvent être réalisées. Comme souvent avec de tels outils, ces améliorations sont grandement dépendantes du problème à résoudre. Il y a toutefois une amélioration notable qui, à mon avis, mériterait d'être réalisée : l'amélioration de la détection et l'extraction automatique des signatures optimales. Le système réalisé dans le cadre de ce projet est relativement simple et pourrait être grandement amélioré, aussi bien en performance qu'en complexité, en prenant en compte, de manière plus approfondie, les résultats de reconnaissance passés pour sélectionner les attributs pertinents composant les futures signatures à tester. Le but de cette démarche est de converger vers l'identification de la signature optimale plus rapidement qu'avec la méthode actuellement proposée. Ceci permettrait, outre un gain de temps, de relever la limitation sur la taille maximale de la signature, ce qui, pour certains problèmes de reconnaissance, serait indispensable.

Concernant la méthodologie, outre la mettre en place et la formaliser, j'ai eu l'op-

portunité de l'appliquer puis de la transmettre à des collègues ingénieurs et à des partenaires industriels. Ces éléments ont confirmé qu'elle permettait d'atteindre les objectifs fixés par le projet de manière structurée, et cela, relativement rapidement. Nous nous sommes rendu compte qu'elle offrait cependant beaucoup plus. L'analyse phénoménologique, en plus de l'apport des connaissances nécessaires à la résolution du problème d'intérêt, oblige à prendre du recul quant à la problématique et à la considérer sous des aspects qui n'auraient, naturellement, pas été pris en compte. En effectuant cette démarche, nous obtenons une vision beaucoup plus complète et globale du problème ainsi qu'une réflexion critique beaucoup plus pertinente et pointue par rapport aux actions à entreprendre.

La formalisation de cette méthodologie n'en est, cependant, qu'à sa première itération. Par la suite, celle-ci devra être raffinée après avoir été appliquée, de manière plus intensive, à d'autres cas expérimentaux et, si possible, à des cas pratiques. En outre, ces cas doivent être étendus à d'autres domaines techniques de manière à valider la généralité de la méthode, ses forces et ses faiblesses.

La principale réticence que j'imagine à l'implémentation de cette démarche au sein de production industrielle se situe au niveau de la stratégie d'entreprise concernant le domaine du contrôle qualité. Les entreprises ayant une philosophie orientée qualité et orientée maîtrise statistique des procédés ne sont malheureusement pas encore très répandues. Ceci est d'autant plus vrai pour des entreprises anciennes préservant leurs processus de production « d'époque ». Il y a donc tout un effort d'information et de formation à réaliser pour faire prendre conscience aux entreprises manufacturières de l'intérêt de développer une philosophie du contrôle qualité ainsi que les avantages de mettre en place une maîtrise statistique de leurs procédés. C'est seulement une fois cette volonté acquise que des méthodes et des outils, comme ceux que je propose, pourront être développés et rendus accessibles à ceux qui en ont besoin.

Annexes



Spécification du système d'acquisition vidéo

Tableau A.1 – Extraits des spécifications techniques des optiques utilisées provenant du site du fabricant [43].

Références

Fabricant	<i>Leica Microsystems</i>
Objectif vidéo	Tube 1.0x (réf. : 10 445 930)
Zoom	Z16 APO (réf. : 10 447 173)
Objectif fixe	Planapo 1.0x (réf. : 10 447 176)

Caractéristiques de la colonne optique

Zoom	0.57x - 9.2x (16 :1)
Résolution	326 Lp/mm
Ouverture numérique	0.112
Distance de travail	97 mm

Tableau A.2 – Extraits des spécifications techniques de la caméra haute vitesse provenant du site du fabricant [44].

Références

Fabricant	<i>Integrated Design Tools (IDT)</i>
Caméra	Motion Pro Y4-S3

Caractéristiques de la caméra

Max. FPS @rés. max.	7000 fps @1024 x 1024
Fréq. acq. max.	230,000 fps @1024 x 16
Temps d'expo. min.	1µs
Sensibilité ASA	6000 ISO Mono 2000 ISO Color
Entrée trigger	TTL Switch / Circular buffer with on-camera or software trigger
Entrée de synchro.	Phase-lock TTL
Sortie de synchro.	Frame sync / strobe
Sortie HDMI	30 fps
Sortie Ethernet	100/1000BaseT

Caractéristiques du capteur

Type de capteur	CMOS - Proprietary
Taille du capteur	13.9 x 13.9 mm
Format du capteur	1 inch
Taille max. de l'image	1024 x 1024 pixels
Taille des pixels	13.68 x 13.68 µm
Profondeur des pixels	10 bits mono / 30 bits couleur

Tableau A.3 – Extraits des spécifications techniques de sources de lumière provenant du site du fabricant [45].

Références

Fabricant	Videal
Sources externes	LXX LED
Source annulaire	MultiLed R100

Caractéristiques des LXX LED

Lampe	LED 80 W
Connecteur optique	Système ST

Caractéristiques du R100

Type de LED	Haute puissance
Nombre de LED	30
Type de fonctionnement	Pulsé
Lumière totale émise	9000 lumen

B

Cahier des charges du posage

F1. Être compatible avec le transducteur original

Critère : Booléen

Plage de validité : Oui – Non

F2. Tenir le mouvement contre le transducteur

Critère : Force orthogonale au transducteur

Plage de validité : 0.5 – 1 N

F3. S'adapter à des mouvements de diamètre différent

Critère : Diamètre des mouvements

Plage de validité : 20 – 40 mm

F4. Garantir un éclairage diascopique des mouvements

Critère : Force orthogonale au transducteur

Plage de validité : 0.5 – 1 N

F5. Tenir le mouvement contre le transducteur

Critère 1 : Booléen

Plage de validité : Oui – Non

Critère 2 : Diamètre de l'éclairage

Plage de validité : 50 ± 2 mm

F6. Tenir les mouvements horizontalement

Critère : Planéité

Plage de validité : 2 ± 0.5 mm

F7. Positionner le mouvement en X

Critère 1 : Dynamique linéaire

Plage de validité : ± 10 mm

Critère 2 : Résolution linéaire

Plage de validité : 0.5 – 1 mm

F8. Positionner le mouvement en Y

Critère 1 : Dynamique linéaire

Plage de validité : ± 10 mm

Critère 2 : Résolution linéaire

Plage de validité : 0.5 – 1 mm

F9. Positionner le mouvement en ΘZ

Critère 1 : Dynamique angulaire

Plage de validité : $\pm 180^\circ$

Critère 2 : Résolution angulaire

Plage de validité : $\pm 0.1^\circ$

F10. Réaliser les réglages de positionnement sans avoir à déplacer les sources d'illumination ou les systèmes de mesure

Critère : Booléen

Plage de validité : Oui – Non

F11. Pouvoir être placé sur la table diascopique

Critère 1 : Encombrement maximum

Plage de validité : 290 x 210 x 150 mm (L x P x H)

Critère 2 : Poids maximum

Plage de validité : 10 kg

Critère 3 : Ne pas abimer la table diascopique

Plage de validité : Oui – Non

F12. Ne pas amplifier les résonances mécaniques entre 3 et 12 Hz

Critère : Booléen

Plage de validité : Oui – Non

F13. Isoler électriquement le transducteur et son électronique du posage

Critère : Booléen

Plage de validité : Oui – Non

F14. Pouvoir changer de mouvement sans avoir à déplacer les sources d'illumination ou les systèmes de mesure

Critère : Booléen

Plage de validité : Oui – Non

Bibliographie

- [1] D. Duret et M. Pillet, *Qualité en production : de l'ISO 9000 à Six Sigma*. Eyrolles, 3ème éd., 2005.
- [2] R. Tassinari, *Pratique d'analyse fonctionnelle*. Dunod, 4ème éd., 1997.
- [3] M. Pillet, *Appliquer la maîtrise statistique des processus MSP/SPC*. Eyrolles, 4ème éd., 2008.
- [4] A. Dufaux, *Detection and Recognition of Impulsive Sound Signals*. Thèse doctorat, Université de Neuchâtel, 2001.
- [5] D. Genkin, A. Shamir et E. Tromer, « Rsa key extraction via low-bandwidth acoustic cryptanalysis », December 2013.
- [6] I. D. Marinescu, C. Ispas et D. Boboc, *Handbook of Machine Tool Analysis*. CRC Press, 2002.
- [7] M. Genel, D. Manara, B. Badiello, A. Pozzi et A. Tessier, « Use of ultrasonic analysis for the quality control of gold standard large bars ». .
- [8] M. Schenk et U. Seiffert, « Automatically assuring quality with smart sound analysis », 2003.
- [9] T. Bertolini et T. Fuchs, *Vibrations and Noises in Small Electric Motors*. Süddeutscher Verlag onpact, 1st éd., 2012.
- [10] Larousse, « Dictionnaire français : Larousse ». <http://www.larousse.com/en/dictionaries/french/>.
Vue le 2014.01.27.
- [11] A. Cornuéjols et L. Miclet, *Apprentissage artificiel*. Eyrolles, 2nd éd., 2010.
- [12] R. G. Lyons, *Understanding Digital Signal Processing*. Prentice Hall PTR, 2nd éd., 2004.
- [13] R. O. Duda, P. E. Hart et D. G. Stork, *Pattern Classification*. Wiley-Interscience, 2nd éd., 2001.
- [14] S. Theodoris et K. Koutroumbas, *Pattern Recognition*. Academic Press, 4th éd., 2009.
- [15] C. Couvreur, *Environmental Sound Recognition : a Statistical Approach*. Thèse doctorat, Faculté Polytechnique de Mons, 1997.

- [16] D. C. Montgomery, G. C. Runger et N. F. Hubele, *Engineering Statistics*. John Wiley, 5nd éd., 2011.
- [17] X. C. Halkias, *Detection and Tracking of Dolphin Vocalizations*. Proquest, UMI Dissertation Publishing, 1st éd., 2011.
- [18] I. Guyon et A. Elisseeff, « An introduction to variable and feature selection », *Journal of Machine Learning Research*, vol. 3, p. 1157–1182, March 2003.
- [19] Y. Bengio et Y. Grandvalet, *Statistical Modeling and Analysis for Complex Data Problems*, chap. 5 – Bias in estimating the variance of k-fold cross-validation. Springer, 2005.
- [20] R. Descartes, « Méditation sur la philosophie première ».
- [21] F. Gonseth, *La géométrie et le problème de l'espace, La doctrine préalable*. Éditions du Griffon, 1945.
- [22] O. Adam, « Estimation de densité de population de baleine par analyse de leurs chants », in *Décomposition Parcimonieuse, Abstraction et Structuration pour l'Analyse de Scènes Complexes* (École de Recherche Multimodale d'Information Techniques et Sciences, éd.), vol. 6, p. 267–308, Septembre 2011.
- [23] W. Electronic, « Caractéristiques techniques du micromat c ». http://www.witschi.com/download/fichier_micromat-C.pdf. Vue le 2014.01.19.
- [24] W. Electronic, « Witschi electronic ». <http://www.witschi.com>. Vue le 2014.01.19.
- [25] DeweSoft, « Caractéristiques techniques du module d'acquisition numérique dewe-43 ». <http://www.dewesoft.com/products/dewe-43>. Vue le 2014.01.19.
- [26] C.-A. Reymondin, G. Monnier, D. Jeanneret et U. Pelaratti, *Théorie d'horlogerie*. Fédération des Écoles Techniques, 1998.
- [27] M. Vermot, P. Bovay, D. Prongué, S. Dordor et V. Beux, *Traité de Construction Horlogère*. Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, 2011.
- [28] L. Defossez, *Théorie Générale de l'Horlogerie*. Chambre Suisse de l'Horlogerie, 1950.
- [29] J. Grossmann et H. Grossman, *Horlogerie Théorique*. E. Magron, 1911.
- [30] J. Grossmann et H. Grossman, « Horlogerie théorique 1 ». <http://digitalcase.case.edu:9000/fedora/get/ksl:grohor00/grohor00.pdf>. Vue le 2014.01.08.
- [31] J. Grossmann et H. Grossman, « Horlogerie théorique 2 ». <http://digitalcase.case.edu:9000/fedora/get/ksl:grohor00/grohor01.pdf>. Vue le 2014.01.08.

- [32] R. Chaléat, *Théorie générale de l'échappement à ancre*. Sennac, 1958.
- [33] T. Conus, *Conception et optimisation multicritère des échappements libres pour montres-bracelets mécaniques*. Thèse doctorat, École Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2007.
- [34] G.-A. Berner, *Dictionnaire Professionnel Illustré de l'Horlogerie*. Fédération de l'industrie Horlogère Suisse, 2nd éd., 1995.
- [35] D. S. Landes, *Revolution in Time, Clocks and the Making of the Modern World*. Belknap Press, 2nd éd., 2000.
- [36] G. D. van Rossum, *L'Histoire de l'Heure, L'Horlogerie et l'Organisation Moderne du Temps*. Maison des Sciences de l'Homme, 1997.
- [37] NIHS, *Extrait des Normes de l'Industrie Horlogère Suisse*. Fédération de l'Industrie Horlogère Suisse, 7ème éd., 2005.
- [38] G. Daniel, D. Penney et J.-P. Ammon, *La Montre, Principes et Méthodes de Fabrication*. Watchprint.com, 2011.
- [39] D. G. Childers, D. P. Skinner et R. C. Kemerait, « The cepstrum : A guide to processing », in *Proceedings of the IEEE* (IEEE, éd.), vol. 65, p. 1428–1443, October 1977.
- [40] R. W. B. Stephens et H. G. Leventhall, *Acoustics and Vibration Progress : Vol. 1*. Chapman and Hall, 1st éd., 1974.
- [41] L. Cremer, M. Heckl et B. Peterson, *Structure-Borne Sound*. Springer, 1st éd., 2005.
- [42] J. Baur et L. Pellaton, « Étude d'un échappement par caméra haute vitesse », in *Société Suisse de Chronométrie, Journée d'Étude*, 2002.
- [43] Leica, « Caractéristiques des optiques Leica série Z16 APO et Z6 APO ». <http://www.leica-microsystems.com/products/stereo-microscopes-macroscopes/macroscopes/details/product/leica-z16-apo/>. Vue le 2013.12.29.
- [44] IDT, « Caractéristiques des caméras IDT série Motion Pro Y ». <http://www.idtvision.co.uk/cameras-motionpro-y-series/y4/>. Vue le 2013.12.29.
- [45] Videal, « Caractéristiques des systèmes d'illuminations « froides » de Videal ». <http://www.videal.ch/produkte/beleuchtungssysteme/kaltlicht-beleuchtungen>. Vue le 2013.12.29.
- [46] D. S. Landes, *L'Heure qu'il est. Les horloges, la mesure du temps et la formation du monde moderne*. Gallimard, 1997.
- [47] M. Y. Okiishi, *Fundamentals of Fluid Mechanics*. Wiley, 5ème éd., 2006.
- [48] « Indicateurs du marché du travail 2013 », rap. tech., Office fédéral de la statistique OFS, 2013.

- [49] CNRTL, « Centre national de ressources textuelles et lexicales ».
<http://www.cnrtl.fr/definition/>. Vue le 2014.01.27.

Glossaire

A

Abstrait

Une classe abstraite, au sens statistique du terme, est une classe dont l'ensemble de tous les éléments qui la compose ne peut jamais être réuni. Cela peut être dû à une impossibilité technique ou au fait qu'il y a une infinité d'éléments.

Alternance

En parlant d'un système oscillant, une alternance est une demi-période. Deux alternances complémentaires sont symétriques par rapport au point neutre de l'oscillation.

Ancre

L'ancre est l'un des composants de l'échappement. Elle fait le lien entre la roue d'échappement et le grand plateau du balancier. L'ancre est composée de trois parties principales : la *fouchette*, la *baguette* et les *palettes*.

Antichoc

L'antichoc est l'organe permettant d'éviter de rompre, en cas de choc, les fragiles tourillons du balancier.

Arbre de classification

Les arbres de classification (*classification trees* en anglais) sont des algorithmes de classification supervisée basés sur les arbres de décision (*decision tree* en anglais). Ces algorithmes permettent, à partir d'un objectif connu et fixé, de répartir des données en groupes homogènes en fonction de variables discriminantes. Ces algorithmes sont populaires car ils permettent de construire un résultat facilement lisible et interprétable et ils éliminent automatiquement, parmi un ensemble de variables potentiellement discriminantes, celles non pertinentes.

Attribut

Un attribut est une caractéristique représentative d'un individu. Le nombre d'aiguilles d'une montre, la couleur de son cadran ou le nombre de compli-

cations qu'elle possède sont autant d'attributs d'un individu appartenant à la classe « montre ».

B

Baguette

La baguette est la partie allongée de l'ancre liant la fourchette aux palettes.

Balancier-spiral

Le balancier-spiral est l'une des réalisations d'un organe réglant. Il s'agit de la solution la plus répandue dans les montres-bracelets.

Barillet

Le barillet est un composant horloger servant de réservoir d'énergie. Son but est de stocker l'énergie qui lui est fournie et de la délivrer, à la demande de l'échappement. Un barillet est composé, principalement, de cinq composants : le tambour de barillet, le ressort-moteur, l'arbre de barillet, le couvercle de barillet et la bride.

Boosting

Le *boosting* est un principe permettant d'optimiser les performances d'un système de reconnaissance en combinant, de manière intelligente, les résultats de nombreux systèmes de reconnaissance peu fiables. De cette manière, à partir de nombreux systèmes de reconnaissance peu fiables mais généralement simples et rapides, il est théoriquement possible d'obtenir des résultats plus performants que le meilleur résultat individuel des systèmes de reconnaissance employés.

Bride

La bride est l'un des composants du barillet. Elle est la partie du ressort-moteur en contact avec le tambour de barillet. Il existe deux versions de bride : celle fixe qui est attachée au tambour et celle glissante qui transmet le couple du ressort-moteur au tambour uniquement par frottement.

C

Cadran

Le cadran est l'un des éléments de l'organe indicateur d'une montre. Il s'agit d'une pièce de l'habillage comportant des indications servant de support visuel pour lire l'heure. Typiquement, ces indications sont des chiffres, des divisions et des index. Lorsque ces éléments sont ajoutés au cadran par collage ou rivetage, ils portent le nom d'*appliques*.

Capabilité

La capabilité désigne le rapport entre la performance demandée et celle réelle d'un processus ou d'une machine.

Chaton

Le chaton est l'élément mobile de l'antichoc permettant de déporter la zone de contact entre le balancier et la platine en cas de choc, afin de préserver les tourillons du balancier.

Cheville de plateau

La cheville de plateau, aussi appelée ellipse de plateau, est une cheville, au sens mécanique du terme, en rubis synthétique située sur le grand plateau. C'est à travers elle que le balancier transmet de l'énergie à l'ancre et réciproquement.

Chute

Le terme de chute désigne une phase spécifique lors du fonctionnement d'un échappement à ancre suisse. Durant cette phase, la roue d'échappement qui était libre à la suite de l'impulsion accélère puis vient au contact d'une palette de l'ancre.

Classe

En théorie des ensembles, les classes sont des collections d'objets qui sont définies par une ou plusieurs propriétés de leurs éléments.

Classe de rejet

Une classe de rejet est une classe permettant de regrouper tous les éléments n'appartenant pas aux classes d'intérêt. Cette classe est aussi appelée *world class*.

Compacité

La compacité c est un critère descriptif d'une forme géométrique fermée d'aire a et de périmètre p . Elle est définie par la formule

$$c = 4\pi \frac{a}{p^2} \quad (\text{B.1})$$

La compacité vaut 1 pour un cercle et est inférieure à 1 pour toute autre forme géométrique fermée.

Complication

Le concept de *complication horlogère* désigne tout mécanisme supplémentaire qui est ajouté à un mouvement de manière à offrir des fonctions supplémentaires à celles de bases (à savoir afficher l'heure, les minutes, permettre la mise à l'heure et le remontage).

Coq

Le coq est le nom spécifique qui est donné au pont de balancier.

Coqueret

Le coqueret est l'élément central du coq sur lequel viennent se positionner la raquetterie et le porte-piton.

Corne

Les cornes sont les deux éléments de la fourchette contre lesquelles la cheville de plateau va venir buter.

Coussinet

Un coussinet, au sens mécanique du terme, est la pièce dans laquelle pivote un tourillon ou un pivot.

D**Dard**

Le dard est un élément situé sur la fouchette de l'ancre. Sa fonction est d'empêcher l'ancre de basculer avant que la cheville de plateau soit alignée avec l'entrée de la fourchette. Pour réaliser cela, le dard fonctionne de paire avec le petit plateau.

Donnée d'entraînement

Comme leur nom l'indique, les **données d'entraînement** (*training dataset* en anglais) sont celles utilisées pour entraîner le classificateur. C'est sur la base de ces données que les modèles des classes vont être déterminés.

Donnée de test

Les données de test (*testing dataset* en anglais) sont celles permettant de vérifier que le classificateur répond aux besoins du cahier des charges. Ces données doivent être issues d'individus dans leur « milieu naturel » afin que la proportion naturelle d'individus entre les classes soit conservée et que le niveau de bruit d'acquisition soit le même que dans le cas réel.

Donnée de validation

Les données de validation (*validation dataset* en anglais) sont celles utilisées pour s'assurer que le classificateur n'est pas dans une situation de surapprentissage.

Dégagement

Le terme de dégagement désigne une phase spécifique lors du fonctionnement d'un échappement à ancre suisse. Durant cette phase, le balancier fournit de l'énergie à l'ancre pour qu'elle puisse vaincre la fonction de tirage et permettre à l'ancre de basculer.

E**Echappement**

L'échappement est l'organe placé entre le rouage et l'organe régulateur. L'échappement a pour fonction d'entretenir les oscillations de l'organe régulateur tout en « comptant » les oscillations de ce dernier.

Entrée de la fourchette

L'entrée de la fourchette désigne une zone fonctionnelle de l'ancre. Il s'agit de la zone située entre les deux cornes de la fourchette. C'est dans cette zone que la cheville de plateau s'insère lorsqu'elle est en contact de l'ancre.

Étoeaux

L'ancre est limitée dans son mouvement par des parois de limitations. Lorsque ces parois sont structurées à même la platine, elles portent le nom d'étoeaux. Lorsque ce n'est pas le cas, ces parois de limitation sont réalisées par l'ajout de goupilles limitant le mouvement de l'ancre. En règle générale, l'ancre entre en contact avec les parois de limitation au niveau du corps de la fourchette ou de la baguette. Dans certains cas, il n'est pas de parois de limitation. La limitation du mouvement de l'ancre est alors réalisée par une conception géométrique particulière des palettes de l'ancre. Dans ce cas, les horlogers parlent alors d'*étoeaux intégrés*.

F

Fonction discriminante

Dans le cadre d'un système de reconnaissance statistique, la fonction discriminante est la fonction mathématique permettant de calculer la probabilité d'appartenance d'une observation à une classe donnée. D'un point de vue géométrique, cette fonction calcule la distance mathématique de l'observation considérée à la classe d'intérêt.

Fourchette

La fourchette est le nom attribué à une partie de l'ancre. Il s'agit de la partie fonctionnelle qui est en contact avec la cheville de plateau. La fourchette est composée de différents éléments : les cornes, le dard et le plot de dard.

G

Gaussian Mixture Model

Les modèles à base de mixture de gaussiennes (*Gaussian Mixture Model* [GMM] en anglais) sont l'un des nombreux modèles utilisables dans le cadre de classificateurs probabilistes supervisés. Ces modèles représentent la distribution statistique de chaque classe d'intérêt selon une somme de distributions gaussiennes. Dans sa version originale, le nombre de distributions est laissé libre à l'utilisateur de l'algorithme. Un tel algorithme a comme avantage que si la modélisation de la distribution converge « proprement », celle-ci sera, avec un nombre adapté de gaussiennes, correctement modélisée, quelle que soit sa structure. Malheureusement, le choix du nombre de gaussiennes et les conditions initiales à déterminer pour garantir une bonne convergence de l'algorithme sont des problèmes extrêmement complexes. Dans le cas où

l'utilisateur choisit de n'utiliser qu'une seule gaussienne, le modèle *GMM* est alors dégénéré et le classificateur prend le nom de classificateur *bayésien*. L'erreur de modélisation des distributions des classes devient plus grande que dans un cas non dégénéré, mais les problèmes de convergence n'ont plus lieu.

Grand plateau

Le grand plateau est l'un des trois éléments d'un échappement à ancre suisse. Cet élément, un simple disque, est chassé sur l'axe du balancier et est solidaire de son mouvement. C'est sur le grand plateau que la cheville de plateau est chassée.

H

Habillage

L'habillage est l'ensemble des pièces contribuant à la présentation extérieure d'une montre. L'habillage a pour but de protéger le mouvement tout en permettant son réglage ou son remontage, d'afficher les informations réalisées par le mouvement, de permettre la fixation de la montre au poignet ou aux habits, etc. L'habillage contient, entre autres éléments, la boîte, la glace, le fermoir, le cadran et ses appliques, et les aiguilles.

Hidden Markov Model

L'automate de Markov à états cachés (*Hidden Markov Model (HMM)* en anglais) est un modèle statistique, formalisé en 1965, pour caractériser les échantillons de données observés dans un processus à temps discret. Les *HMM* supposent que le système modélisé est un processus markovien (à savoir un processus dont l'état futur dépend uniquement de l'état présent et non des états passés) de paramètres inconnus (les « états cachés »). Dans une chaîne de Markov classique, chaque état correspond à un événement dont l'observation est déterministe. Dans le cas des *HMM*, les états ne gèrent plus des observations déterministes. Les *HMM* introduisent dans les chaînes de Markov classiques un processus non déterministe qui génère des sorties pour chaque état. L'observation devient alors une fonction probabiliste de l'état. Les *HMM* sont deux processus stochastiques dont l'un (la séquence d'état) n'est pas observable directement. Ce modèle est très couramment utilisé dans le cadre de la reconnaissance de parole ou du traitement automatique du langage naturel.

Holdout

La technique du *holdout* est l'une des trois techniques les plus courantes de validation croisée. Elle consiste à prendre la moitié des données de la base de données d'apprentissage pour former les données d'entraînement et de prendre la moitié restante des données pour former les données de validation.

I

Impulsion

Le terme d'impulsion désigne une phase spécifique lors du fonctionnement d'un échappement à ancre suisse. Durant cette phase, l'ancre fournit de l'énergie au balancier afin de l'entretenir et compenser les pertes énergétiques de l'alternance précédente.

Individu

En théorie des ensembles, un individu est un élément appartenant à une classe donnée. Au sens statistique du terme, un individu est l'unité indivisible qui compose une population.

Isochrone

Isochrone signifie « qui se fait en temps égaux ». Pour les horlogers, les oscillations d'un balancier sont isochrones lorsque leur durée est indépendante de l'amplitude.

K

K-fold

La technique du *K-fold* est l'une des trois techniques les plus courantes de validation croisée. Elle consiste à diviser les données d'apprentissage en K groupes de tailles similaires. Un groupe, pris au hasard, est utilisé pour servir de groupe de validation alors que les $K - 1$ groupes restants servent pour l'entraînement. Tout comme pour la technique *leave-one-out*, cette stratégie est ensuite répétée en sélectionnant un autre groupe de validation parmi les $K - 1$ groupes qui n'ont pas encore été utilisés comme groupe de validation. Les K scores d'évaluation calculés sont ensuite moyennés entre eux pour obtenir le score final.

K-means

K-means est un algorithme de classification non supervisée. Plus exactement, il s'agit d'un algorithme de partitionnement de données (*clustering* en anglais) proposé pour la première fois sous sa forme standard en 1957. Pour partitionner les données, l'algorithme divise les observations en K différentes partitions (*clusters* en anglais). Une observation appartient alors à la partition dont la moyenne est la plus proche. Il s'agit d'un algorithme itératif dont la convergence est fortement dépendante des conditions initiales, à savoir la composition initiale des K partitions.

L

LDA

L'analyse discriminante linéaire (*Linear Discriminant Analysis [LDA]* en anglais) est une technique statistique permettant de trouver une combinaison

linéaire de caractéristiques permettant de distinguer des classes entre elles. Cette technique peut être utilisée dans le cadre de classification linéaire ou, plus souvent, pour réduire le nombre de variables et rendre l'information moins redondante avant de réaliser une classification non linéaire.

Leave-one-out

La stratégie du *leave-one-out* est l'une des trois techniques les plus courantes de validation croisée. Elle consiste à extraire les données issues d'un seul individu de la base de données d'apprentissage et de l'utiliser comme donnée de validation. Toutes les autres données sont utilisées en tant que données d'entraînement. Cette stratégie est ensuite appliquée à tous les individus de la base de données d'apprentissage. Elle nécessite donc de réaliser autant de processus d'apprentissage qu'il y a d'individus dans la base de données d'apprentissage.

M

Masselotte

Les masselottes sont des éléments mécaniques situés sur le balancier et dont la distance à l'axe de rotation est réglable. Ils permettent d'ajuster, finement, le moment d'inertie du balancier.

Matrice de confusion

La matrice de confusion est un outil servant à déterminer la qualité d'un système de reconnaissance. Cette matrice carrée enregistre, pour chaque test de reconnaissance réalisé, si le résultat obtenu est correct ou s'il a été faussement classé et, auquel cas, avec quelle classe il a été confondu. Dans le cadre d'un classificateur à deux classes (classificateur binaire), les éléments de la matrice sont dénommés par des termes dédiés : *vrai positif*, *vrai négatif*, *faux positif*, *faux négatif*.

Mobile

La notion de mobile désigne tout élément, dans un mouvement, qui se déplace. L'ancre, les roues, le balancier sont des mobiles.

Métadonnée

Les métadonnées sont des données servant à caractériser d'autres données. Elles sont à la base des architectures d'archivage. Si, par exemple, nous considérons une base de données de signaux, une métadonnée courante est la fréquence d'acquisition de chacun des ces signaux. Les métadonnées les plus courantes décrivent les paramètres d'acquisition des données principales ainsi que les conditions environnementales pertinentes dans lesquelles ces acquisitions ont été menées (température, humidité, pression atmosphérique, niveau de bruit, etc.).

O

Observation

Au sens d'un système de reconnaissance statistique, une observation est la représentation dans l'espace des signatures d'un individu donné. Du point de vue géométrique, une observation est donc un point dans l'espace des signatures.

Organe

L'organe est le nom donné, en horlogerie, à tout mécanisme remplissant une fonction. Par exemple : organe moteur, organes indicateurs, organe réglant, etc.

Organe réglant

L'organe réglant est le mécanisme qui, au sein d'un mouvement mécanique, définit une base de temps physique, périodique et isochrone.

P

Palette

Les palettes sont des éléments de l'ancre, en rubis synthétique. Ce sont eux qui sont en contact avec la roue d'échappement.

Partagement

La notion de partagement désigne la disposition, en hauteur, des mobiles d'une montre.

PCA

L'analyse en composantes principales (*Principal Component Analysis*[PCA] en anglais) est une méthode qui consiste à transformer des variables corrélées en nouvelles variables décorrélées les unes des autres. Ces nouvelles variables sont nommées « composantes principales ». Cette technique permet de réduire le nombre de variables et de rendre l'information moins redondante.

Petit plateau

Le petit plateau est, à l'image du grand plateau, solidaire du balancier. Sa fonction est d'empêcher l'ancre de basculer avant que la cheville de plateau soit alignée avec l'entrée de la fourchette. À cette fin, le petit plateau fonctionne de paire avec le dard.

Piton

Le piton est l'élément mécanique permettant d'attacher la spire externe du ressort-spiral au coq.

Platine

La platine est la pièce mécanique (en général une plaque) qui soutient les ponts et les divers organes du mouvement.

Pont

Un pont est une pièce métallique dans laquelle tourne généralement au moins un des pivots des mobiles de la montre. Les noms des ponts sont généralement liés aux mobiles qu'ils portent. Par exemple : pont de rouage, pont d'ancre, etc.

Porte-piton

Le porte-piton est l'élément mécanique situé sur le coq recevant le piton et permettant de solidariser la spire externe du ressort-spiral avec le coq.

Q

Qualité

Employé au sens ingénieur du terme, la qualité désigne la capacité d'un produit à satisfaire les fonctions du cahier des charges dont il est issu.

R

Raquette

La raquette est l'élément de la raquetterie en contact avec la spire externe du ressort-spiral.

Raquetterie

La raquetterie est un ensemble d'éléments mécaniques permettant de régler, finement, la fréquence propre d'oscillation du balancier-spiral.

Ressort-moteur

Le ressort-moteur est l'un des composants du barillet. Il s'agit du nom du ressort présent dans le barillet.

Rochet

Le rochet est la roue dentée située sur le couvercle du barillet. Celle-ci transmet le couple externe fourni par la masse oscillante ou un remontage manuel au ressort-moteur pour l'armer. Pour empêcher que le ressort-moteur ne se décharge au travers du rochet, un cliquet empêche le rochet de tourner dans le sens opposé de l'armage.

Rouage

Le rouage, aussi appelé finissage, est l'ensemble des mobiles qui transmettent le couple du barillet vers la roue d'échappement. Le rouage est, en général, composé de trois mobiles : le mobile de grande moyenne (aussi appelé mobile de centre lorsqu'il est au centre du mouvement), le mobile moyen et le mobile des secondes.

Roue d'échappement

La roue d'échappement est la dernière roue du rouage d'un mouvement. Avec l'ancre et le grand plateau, elle forme l'échappement.

Réseau de neurones

Les réseaux de neurones (*neural networks* en anglais) sont des algorithmes de classification probabiliste supervisée. Ces algorithmes sont basés sur la métaphore biologique du neurone appelé *neurone formel* (*artificial neuron* en anglais). Le neurone formel est conçu comme un automate doté d'une fonction de transfert simple avec de multiples entrées et une seule sortie. Dans sa version la plus simple, la sortie d'un neurone formel est égale à la somme seuillée des entrées pondérées. Les neurones formels sont alors regroupés en réseaux plus ou moins complexes. La fonction de transfert du réseau est alors dépendante des facteurs de pondération des entrées de chaque neurone, facteurs appelés *coefficients synaptiques*, du niveau de seuillage de chaque neurone et de la topologie du réseau. En règle général, la topologie est fixée par le concepteur du système et ne change pas en cours d'apprentissage. Seuls les coefficients synaptiques changent au cours de l'apprentissage. Le but même de l'apprentissage d'un réseau de neurones consiste alors à déterminer les coefficients synaptiques et le niveau de seuillage de chaque neurone de manière à classifier correctement les données d'apprentissage.

S

Seuil de décision

Le seuil de décision est le critère mathématique permettant, à partir des statistiques d'appartenance d'une observation à chacune des classes, d'attribuer l'observation à une classe. Dans le cas d'un système de reconnaissance statistique, ces statistiques sont déterminées par la fonction discriminante.

Signature

Une signature est l'ensemble d'attributs représentant, de manière univoque, un individu dans l'espace de signature et permettant de distinguer, dans ce même espace, les individus des différentes classes d'intérêt en garantissant le taux de reconnaissance imposé par le cahier des charges du système de reconnaissance.

Support Vector Machine

Les *SVM*, appelés en français *séparateurs à vaste marge*, sont des algorithmes de classification supervisée, développés dans les années 1990. Ils sont une généralisation des classificateurs linéaires. L'idée de base de ces algorithmes consiste à reformuler un problème de discrimination non-linéaire en un problème d'optimisation quadratique.

La notion de *marge* est la distance entre la frontière séparant les classes d'intérêt et les observations d'apprentissage les plus proches. Dans le cadre des *SVM*, ces observations sont appelées *vecteurs supports* et la frontière est déterminée de telle sorte à maximiser la marge. Ceci est un problème d'optimisation quadratique pour lequel il existe des algorithmes connus.

Lorsque les données ne sont pas séparables linéairement, l'astuce consiste à réaliser une transformée vers un espace de dimension plus grande dans laquelle il existe une solution linéaire. Cette astuce, nommée *kernel trick* en anglais, est réalisée à l'aide d'une fonction dite *noyau*.

Surapprentissage

Dans le cadre d'un système de reconnaissance, le surapprentissage (*overfitting* en anglais) est une combinaison de paramètres menant à la création des modèles des classes généralisant peu ou pas les classes d'intérêt. Une telle situation fait fortement chuter les performances du classificateur, le rendant alors inopérant. Cette situation arrive, en général, lorsque le modèle est relativement complexe et le nombre de données à disposition pour l'inférence statistique trop faible.

T

Tac

Le terme « tac » a été spécifiquement défini dans le cadre de ce travail. Il désigne l'ensemble des signaux vibroacoustiques générés par un échappement à ancre suisse lors de l'alternance où l'ellipse frappe la corne de sortie, au cours de la phase de dégagement. Cette alternance est donc celle complémentaire à celle du « tic ».

Tambour de barillet

Le tambour de barillet est l'un des composants du barillet. Il est la partie cylindrique renfermant le ressort-moteur. La partie externe du tambour porte une roue dentée permettant de transmettre le couple de ressort-moteur au rouage du mouvement. Dans certains cas, relativement rare cependant, la partie dentée du barillet ne se situe pas sur le tambour mais sur le couvercle du barillet.

Tic

Le terme « tic » a été spécifiquement défini dans le cadre de ce travail. Il désigne l'ensemble des signaux vibroacoustiques générés par un échappement à ancre suisse lors de l'alternance où l'ellipse frappe la corne d'entrée au cours de la phase de dégagement. Cette alternance est donc celle complémentaire à celle du « tac ».

Toc

Le terme « toc » a été spécifiquement défini dans le cadre de ce travail. Il désigne de manière indistincte un « tic » ou un « tac ».

Topologie

« Partie de la géométrie qui considère uniquement les relations de position ; structure où ces propriétés interviennent dans un ensemble. » [49]

V

Validation croisée

La validation croisée (*cross-validation* en anglais) est une technique statistique de validation d'un modèle pour évaluer la façon dont les résultats d'une analyse statistique seront généralisés à un ensemble de données indépendantes. Il existe trois formes de validation croisée : le *holdout*, le *leave-one-out* et le *k-fold*.

Virole

La virole est l'élément mécanique permettant d'attacher la spire centrale du ressort-spiral à l'axe du balancier.

Liste des crédits photographiques

Si vous souhaitez utiliser l'intégralité ou une partie du matériel photographique, ou des illustrations de ce document, contactez l'auteur à l'adresse e-mail : pierre-henri.morin@a3.epfl.ch.

Mis à part le logotype de l'École Polytechnique Fédérale de Lausanne, tous les éléments graphiques et photographiques présents dans ce document et non spécifiés dans les tableaux B.1 à B.3 sont à créditer de la sorte :

Crédits illustrations : Pierre-Henri Morin / Pierre-Henri Morin.

Les illustrations d'oie et de canards de la figure 2.4 (p. 21) sont issues du site <http://openclipart.org> et sont libres de droit (CC0 1.0 Universal).

Tableau B.1 – Liste des crédits photographiques du chapitre 5.

Label	Page	Photographe / Crédits photographiques
Photo 5.2	p. 76	Guillaume Sartoretti / Pierre-Henri Morin
Photo 5.7	p. 82	Guillaume Sartoretti / Maurice Lacroix
Photo 5.8	p. 83	Pierre-Henri Morin / Pierre-Henri Morin
Photo 5.9	p. 83	Pierre-Henri Morin / Pierre-Henri Morin
Photo 5.12	p. 86	Pierre-Henri Morin / Maurice Lacroix
Photo 5.13	p. 87	Pierre-Henri Morin / Pierre-Henri Morin
Photo 5.17	p. 91	Pierre-Henri Morin / Pierre-Henri Morin
Photos 5.21	p. 97	Jean-Pierre Curchod / École d'Horlogerie de Genève

Tableau B.2 – Liste des crédits des illustrations du chapitre 7.

Label	Page	Auteur / Crédits illustrations
Illustration 7.9	p. 133	Laurenz Notter / Pierre-Henri Morin
Illustration 7.10	p. 134	Laurenz Notter / Pierre-Henri Morin

Tableau B.3 – Liste des crédits photographiques du chapitre 8.

label	Page	Photographe / Crédits photographiques
Photo 8.4(a)	p. 146	Roman Merz / Maurice Lacroix
Photo 8.4(b)	p. 146	Roman Merz / Maurice Lacroix
Photo 8.4(c)	p. 146	Pierre-Henri Morin / Maurice Lacroix
Photo 8.4(d)	p. 146	Pierre-Henri Morin / Maurice Lacroix
Photo 8.4(e)	p. 146	Pierre-Henri Morin / Maurice Lacroix
Photo 8.4(f)	p. 146	Pierre-Henri Morin / Maurice Lacroix
Photos 8.5	p. 147	Pierre-Henri Morin / Pierre-Henri Morin
Photo 8.7	p. 149	Pierre-Henri Morin / Audemars Piguet
Photo 8.8	p. 150	Pierre-Henri Morin / Maurice Lacroix
Photo 8.9	p. 151	Pierre-Henri Morin / Maurice Lacroix
Photo 8.10	p. 154	Jean-Pierre Curchod / École d'Horlogerie de Genève
Photo 8.13	p. 157	Jean-Pierre Curchod / École d'Horlogerie de Genève
Photo 8.14	p. 158	Pierre-Henri Morin / Audemars Piguet
Photo 8.17	p. 160	Pierre-Henri Morin / Maurice Lacroix
Photo 8.20	p. 164	Pierre-Henri Morin / Maurice Lacroix

Pierre-Henri MORIN

pierre-henri.morin@a3.epfl.ch

Curriculum Vitae

Nationalité suisse. Né en 1985.

Langues pratiquées : français, anglais, italien.

EXPÉRIENCES PROFESSIONNELLES

- 2009 – 2014 Conception d'un système de reconnaissance statistique pour **détecter, sans contact, la présence de défauts dans des mouvements horlogers mécaniques en cours de production** et réalisation d'un prototype fonctionnel semi-automatique. Il s'agit de l'application industrielle de mes travaux de thèse (ASRH, EPFL-LPM). Rôles : responsable projet, coordination et gestion, ingénieur R&D, gestion d'équipe (3 personnes), transfert aux mandataires.
Mots-clefs : *Knowledge Discovery in Database, Statistical Pattern Recognition, Automatic Feature Identification, Multiphysics Database, Signal Processing.*
- 2010 – 2013 **Responsable et administrateur informatique.** Parc informatique : 65 ordinateurs, 3 serveurs (Windows, Mac OS et Linux) et environ 50 utilisateurs (EPFL-LPM1/LPM2). Rôles : responsable du parc IT, administrateur, gestion d'équipe (2 personnes), formation (2 personnes), veille technologique.
- 2010 – 2011 Réalisation d'un prototype fonctionnel pour **détecter de manière automatique et en temps réel des piétons** et des passages piétons à l'aide de caméras embarquées, dans des véhicules utilitaires (EPFL-LPM).
Rôles : co-responsable projet, gestion d'équipe (4 personnes).
Mots-clefs : *Statistical Pattern Recognition, Feature Identification, Embedded Programming on DSP, Real-Time Programming*
- 2010 – 2011 Mise en place d'une méthode de **détection de défauts transparents dans des lentilles de contact en milieu aqueux** et réalisation d'un prototype fonctionnel basé sur cette méthode (Mikron SA / EPFL-LPM).
Rôles : responsable projet, coordination, ingénieur R&D, gestion d'équipe (2 personnes), formation (1 personne), transfert au mandataire.
Mots-clefs : *Light Transmission in Non-Homogenous and Non-Planar Glass, Patterned Light Propagation through Glass, Continuous Water Cleaning Process, Light Distortion by Moving Water.*
- 2008 – 2009 Développement d'un outil numérique d'**extraction de caractéristiques physiques liées à des tintements sonores** à des fins d'études psychoacoustiques (Audemars Piguet / EPFL-LPM).
Rôle : responsable projet, ingénieur R&D.
Mots-clefs : *feature identification, time-frequency analysis, cepstral analysis, sound synthesis, psychoacoustic perception.*
- 2005 – 2012 • Divers mandats industriels (études de faisabilité, étude de marché, analyses fonctionnelles pour le développement de nouveaux produits, développements de prototypes fonctionnels).
Rôles : responsable projet, coordination, gestion d'équipe, ingénieur R&D, analyste.

- Encadrement de 8 étudiants (projets de master et de semestre) sur divers projets industriels (EPFL-LPM) et assistant des cours *Conception de Produits et Méthodes de Production* (~100 étudiants par année).

AUTRES EXPÉRIENCES - Associations universitaires

- 2003 – 2009 **Délégué EPFL** pour la microtechnique
Rôles : intermédiaire entre les étudiants et la direction, coordination globale, référence informative concernant les règlements.
- 2003 – 2004 **Responsable logistique et sécurité du Forum EPFL 2004**
Forum EPFL : association d'étudiants visant à mettre en contact étudiants et entreprises lors d'une série de conférences et de stands. 10 jours, 1'500 participants, 150 entreprises, budget : 500'000.-CHF
Rôles : coordination des actions pratiques pour réaliser la manifestation, recherche de fournisseurs de service.
Budget du poste : 250'000 CHF.

FORMATIONS

- 2009 – 2014 **Ph. D.** (Dr. ès sciences, mai 2014)
Titre : « *Analyse et classification pour le contrôle qualité par l'analyse sonore : méthodologie et mise en œuvre* »
Laboratoire de Production Microtechnique (LPM)
Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (Suisse)
- 2003 – 2009 **Master of Science en Microtechnique** (Ing. microtech. dipl. EPFL)
Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (Suisse)

FORMATIONS CONTINUES

- 2009 – 2014 Gestion de conflit, communiquer et écouter au quotidien, communication non verbale, communication non violente, gestion des personnalités difficiles, introduction à la programmation neurolinguistique, donner et recevoir du *feedback* efficace.
Gestion du temps, gestion du stress, gestion des émotions.
Présentations efficaces, réunions efficaces.
Straighforward English.
- 2007 – 2009 Management et entrepreneuriat
2004 *Coaching* en milieu professionnel

COMPÉTENCES LINGUISTIQUES

- | | |
|----------|---------------------------------------|
| Français | Langue maternelle |
| Anglais | Connaissances techniques et courantes |
| Italien | Connaissances courantes. |
| Japonais | Initiation à la langue |

COMPÉTENCES INFORMATIQUES

- | | |
|-------------------|---|
| Programmation | Matlab, C/C++, bash, Labview, Python (bases), Assembleur xhtml/CSS, PHP/MySQL, JavaScript |
| Logiciels métiers | Matlab, Solidworks, Photoshop, Illustrator, Premiere, Visual Studio, ProEngineer, Comsol, Code Composer |
| OS | Windows, Mac OS, Linux |

