

UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE
Faculté de génie
Département de génie électrique et de génie informatique

DÉCORTIQUER LA SIGNATURE DU
MOUVEMENT INVOLONTAIRE DE LA
COLONNE VERTÉBRALE D'UN
MANNEQUIN DE SIMULATION POUR
AMÉLIORER LA FORMATION EN
CONTEXTE PRÉHOSPITALIER

Mémoire de maîtrise
Spécialité : génie électrique

Camille MARTIN

Sherbrooke (Québec) Canada

Juin 2023

MEMBRES DU JURY

Karina LEBEL

Directrice

Patrick BOISSY

Codirecteur

Eve LANGELIER

Évaluatrice

Éric PLOURDE

Évaluateur

RÉSUMÉ

Afin de minimiser les risques d'aggravation des séquelles lors du transport d'individus avec suspicion de blessure au niveau du rachis suite à un accident, la qualité des manœuvres de Logroll (LR) avec restriction des mouvements de la colonne (SMR) effectuées par les intervenants est primordiale. Actuellement, l'évaluation des manœuvres se fait de façon subjective par des experts ou des patients simulés. Cette évaluation est grandement variable, ce qui cause des problèmes au niveau de la qualité de l'apprentissage des manœuvres. Dans le but d'améliorer la qualité de ces manœuvres lors de la formation des intervenants, une équipe de chercheurs de l'Université de Sherbrooke a développé un mannequin humanoïde reproduisant fidèlement la masse, le centre de gravité, ainsi que les amplitudes de mouvement de chacun des segments. De plus, le mannequin a une colonne vertébrale en deux segments instrumentée avec des capteurs permettant de mesurer son mouvement. **Objectifs :** Ce projet vise 1) à modéliser et à valider la mesure du mouvement des segments de la colonne vertébrale et 2) à développer, à partir de cette mesure, des métriques de rétroaction permettant de cibler les causes de mouvements involontaires produits par les intervenants et enregistrés lors de la mobilisation du mannequin pendant des scénarios de simulation. **Méthodologie et résultats :** La colonne a d'abord été modélisée à l'aide d'un système de cinématique directe afin que la mesure du mouvement résultante ait une signification clinique. Pour valider l'exactitude de cette mesure, elle a été comparée à celle enregistrée à l'aide d'un système optique considéré comme mesure étalon. L'exactitude évaluée avec l'erreur quadratique moyenne varie entre $0,7^\circ$ et $1,5^\circ$ selon le plan anatomique et est considérée bonne. L'analyse de Bland-Altman révèle un biais variant de $-0,7^\circ$ à $0,6^\circ$ alors que l'intervalle de confiance reste sous $3,5^\circ$, ce qui est considéré acceptable. Le changement minimal détectable varie entre bon et acceptable avec des valeurs entre $1,3^\circ$ et $2,6^\circ$. Un test de non-infériorité a démontré que le changement de vitesse n'a pas d'impact sur l'exactitude de la mesure du mouvement. Pour développer un modèle de caractérisation des mouvements involontaires, trois types d'erreurs ont été préalablement définis à partir de centrales inertielle (IMUs). Des essais de LR ont été collectés de manière concomitante avec le mannequin et les IMUs. Ensuite, des paramètres ont été extraits des signaux du mannequin grâce à la décomposition modale empirique. Des modèles de classification par apprentissage supervisé ont été entraînés avec les paramètres du mannequin en entrées et les catégories d'erreur déterminées par les IMUs comme cible sur les essais contenant des erreurs. Le modèle retenu est un arbre décisionnel ayant une précision de 70 % pour les essais contenant un seul type d'erreur et 83 % pour les essais en contenant deux. **Conclusion :** Les résultats confirment le potentiel d'utilisation du mannequin pour donner une mesure du mouvement juste au niveau cervical et lombaire durant des scénarios de simulation pour la formation ou la recherche sur les restrictions de mouvement de la colonne. De plus, le modèle de caractérisation des mouvements involontaires montre un potentiel intéressant pour donner des métriques de rétroaction claires et objectives dans le but d'améliorer la formation des LR avec SMR.

Mots-clés : Restriction des mouvements de la colonne, manoeuvre de transfert, biomécanique, mouvement de la tête, validation de la mesure, traitement de signal, modélisation, rétroaction

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je souhaite exprimer toute ma reconnaissance à ma directrice de recherche, Karina Lebel, pour son encadrement attentif, son expertise et sa disponibilité constante. J'ai adoré travailler sous sa supervision et j'ai grandement appris durant ces deux années, autant au niveau ingénierie que clinique. Ces acquis me suivront certainement tout au long de ma carrière. Je lui suis également infiniment reconnaissante pour sa patience, son soutien ainsi que sa confiance en mes capacités.

Je tiens également à remercier mon codirecteur, Patrick Boissy, pour son support tout au long de ce projet. Avoir une personne ressource du côté clinique m'a permis d'apprendre beaucoup à ce sujet et d'améliorer mes capacités de vulgarisation. Je suis encore désolée pour le saignement d'oreilles lors de la correction des sections techniques du mémoire. Je tiens également à le remercier pour m'avoir entraînée sur le terrain, ce qui m'a permis d'acquérir des connaissances qu'il m'aurait été impossible d'acquérir autrement.

Je suis également reconnaissante envers mes collègues et mes amis qui ont partagé leur expérience, leurs idées et leur soutien tout au long du projet. Je souhaite particulièrement remercier Mathieu Hamel pour tous ses sages conseils et commentaires. Je veux également remercier Antoine Guillerand pour son aide avec les systèmes de capture du mouvement ainsi que pour son temps durant les collectes de données. Je souhaite aussi remercier mon amie Sara Houde pour ses magnifiques figures, pour ses conseils à propos de la vulgarisation, pour sa transformation du bureau en presque jungle ainsi que pour la découverte de SmartArt. Ma présentation de séminaire aurait été vraiment moins belle sans ses commentaires.

Enfin, je tiens à remercier ma famille et mes amis pour leur soutien durant tout mon parcours académique. J'aimerais remercier particulièrement mon copain, Gabriel, qui gère mes moments de panique et de stress comme un chef et qui égaye mon quotidien depuis plusieurs années.

TABLE DES MATIÈRES

1	INTRODUCTION	1
1.1	Contexte	1
1.2	Description du projet	2
1.3	Question de recherche et objectifs	2
2	ÉTAT DE L'ART	5
2.1	Restriction des mouvements de la colonne	5
2.1.1	Manoeuvres de transfert	5
2.1.2	Formation et erreurs fréquentes	8
2.2	Mesure du mouvement	9
2.2.1	Technologies	9
2.2.2	Méthode de comparaison des technologies	14
2.2.3	Étapes préliminaires à la mesure	16
2.3	Modélisation	18
2.3.1	Modèles cinématiques spinaux	18
2.3.2	Modèles de cinématique directe	19
2.3.3	Signature du mouvement	25
2.3.4	Identification de paramètres différenciateurs	26
2.3.5	Techniques de classification	27
2.3.6	Conclusion	35
3	VALIDATION DE LA MESURE	37
3.1	Avant-Propos	37
3.2	Abstract	39
3.3	Introduction	39
3.4	Methodology	42
3.4.1	Anatomical model definition	42
3.4.2	Data collection	44
3.4.3	Data reduction & analysis	45
3.5	Results	48
3.5.1	Mannequin's accuracy	48
3.5.2	Influence of motion speed on accuracy	49
3.6	Discussion	49
3.7	Conclusion	52
4	CARACTÉRISATION DU MOUVEMENT INVOLONTAIRE	53
4.1	Méthodologie	54
4.1.1	Échantillon	55
4.1.2	Collecte de données	56
4.1.3	Étiquetage des essais	57

4.1.4	Identification des caractéristiques de l'erreur	58
4.1.5	Classification de l'erreur	61
4.2	Résultats	63
4.2.1	Paramètres différenciateurs	66
4.2.2	Modèles de classification	68
4.3	Discussion	70
4.3.1	Piste d'amélioration	73
5	CONCLUSION	75
A	FORMULAIRE D'INFORMATION ET DE CONSENTEMENT À LA RECHERCHE	77
	LISTE DES RÉFÉRENCES	85

LISTE DES FIGURES

1.1	Étapes de développement de produit	3
2.1	Prise en charge d'un patient suite à un trauma	6
2.2	Log Roll	7
2.3	Lift-and-Slide	8
2.4	Représentations graphiques du LR	10
2.5	Mesure directionnelle du champs magnétique par l'encodeur angulaire	13
2.6	Erreurs d'installation d'un encodeur magnétique	14
2.7	Critères de qualité	15
2.8	Relation entre les types d'erreur, les critères de qualité et la façon de les exprimer	15
2.9	Exemple d'un graphique de Bland-Altman	16
2.10	Position neutre	17
2.11	Repère standardisé de la colonne vertébrale	18
2.12	Résumé des étapes de modélisation du mouvement	19
2.13	Exemple d'utilisation de la méthode Denavit-Hartenberg	20
2.14	Cosinus directeurs	21
2.15	Angles d'Euler	22
2.16	Angles d'Euler	23
2.17	Représentation axe-angle	24
2.18	Définition de l'EMD	27
2.19	Ajustement du modèle	28
2.20	Régression logistique	29
2.21	Arbre de décision	30
2.22	Réseau de neurones	31
2.23	Analyse par composantes principales	32
2.24	Partitionnement en k-moyennes	33
2.25	Matrice de confusion	34
2.26	Validation croisé à k blocs	35
3.1	Frank's spine models following Denavit-Hartenberg convention	43
3.2	Data collection for Frank's validation	46
3.3	Signal comparison of the mannequin and the motion capture system	49
3.4	Bland-Altman plot from Frank's validation	50
4.1	Erreurs lors du Logroll	54
4.2	Résumé de la collecte de données	57
4.3	Processus d'étiquetage des essais	58
4.4	Extractions des paramètres à partir des signaux du mannequin	59
4.5	Courbe ROC	62
4.6	Classificateur de l'erreur de type arbre décisionnel	63
4.7	Distribution des données pour la définition des seuils	64
4.8	Répartition des essais étiquetés	65

4.9	Processus de développement du modèle de caractérisation de l'erreur	65
4.10	Exemple d'EMD pour la phase de traction d'un LR	66
4.11	Profil des données des paramètres différenciateurs selon l'ANOVA	67
4.12	Classificateur par arbre de décision	70

LISTE DES TABLEAUX

2.1	Interprétation des valeurs RMSE	16
2.2	Équations des différents critères de performances	34
3.1	Denavit-Hartenberg Model Parameters	43
3.2	Accuracy interpretation	47
3.3	Root mean Square Error	48
3.4	Bland-Altman results	51
3.5	Minimal detectable change	51
4.1	Valeurs seuils pour l'étiquetage des données	64
4.2	Paramètres différenciateurs identifiés par ANOVA	67
4.3	Paramètres différenciateurs identifiés par Mann-Whitney	68
4.4	Coefficients de la régression logistique multinomiale	68
4.5	Caractérisation de l'erreur avec la régression logistique multinomiale	69
4.6	Coefficients de la régression logistique OVR	69
4.7	Caractérisation de l'erreur avec la régression logistique OVR	69
4.8	Caractérisation de l'erreur avec l'arbre de décision	70
4.9	Précision des différents modèles de caractérisation de l'erreur	70
4.10	Précision des différents arbres de décision	74
4.11	Résultat de l'arbre de décision avec un gyromètre	74

LISTE DES ACRONYMES

Acronyme	Définition
AHRS	Attitude and Heading Reference System
ANOVA	ANalysis Of VAriance
AUC	Aera Under the Curve
CdRV	Centre de Recherche sur le Vieillessement
EMD	Empirical Mode Decomposition
FN	Faux Négatif
FP	Faux Positif
GL	Gimbal Lock
HS	Head Squeeze
IMF	Intrinsic Mode Functions
IMU	Inertial Measurement Unit
LMT	Lésion Médullaire Traumatique
LR	Log Roll
LS	Lift-and-Slide
MEMS	MicroElectroMechanical Systems
PCA	Principal Components Analysis
RMSE	Root Mean Square Error
ROC	Receiver Operating Characteristic
SMR	Spinal Motion Restriction
SNR	Signal to Noise Ratio
SSI	Service de Sécurité Incendie
STFT	Short Time Fourier Transform
TCP	Transmission Control Protocol
TS	Trap Squeeze
VN	Vrai Négatif
VP	Vrai Positif
VPN	Valeur Prédicative Négative
VPP	Valeur Prédicative Positive

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

1.1 Contexte

Les lésions médullaires «constituent des troubles graves caractérisés par une interruption de la transmission de l'influx nerveux et le développement de troubles sensitifs et moteurs ainsi qu'une atteinte des fonctions autonomes» [42]. Les lésions médullaires traumatiques (*LMT*) sont des lésions médullaires causées par une force externe. Dans le monde, les LMT représentent jusqu'à 130,6 cas par million de traumatismes [70]. Les accidents de voitures, les chutes, la violence et les accidents sportifs sont respectivement les quatre causes les plus fréquentes de traumatismes primaires au niveau médullaire [62, 70]. De ces cas, 46% des atteintes surviennent au niveau cervical alors que 24% surviennent au niveau lombaire [70]. Les LMT peuvent mener à de la douleur, de la réduction de mobilité et des pertes neurologiques pouvant se conclure par une paralysie chez les patients qui en souffrent. Les LMT entraînent des impacts au niveau physique, mais aussi au niveau mental et social. Ensemble, ces conséquences représentent des coûts annuels d'environ 2,67 milliards de dollars au niveau mondial [70].

À la suite des traumatismes primaires, des traumatismes secondaires peuvent survenir lors du transport et des soins en raison des mouvements de la colonne vertébrale. Il est donc recommandé d'appliquer des restrictions des mouvements au niveau de la colonne (*Spinal Motion Restriction - SMR*) afin d'en réduire les risques, particulièrement durant les manœuvres de transfert [63, 70]. La qualité des SMR effectuées par les intervenants préhospitaliers (premiers répondants, ambulanciers, pompiers et autres) et hospitaliers (médecins, infirmières et autres) est primordiale afin de minimiser les risques d'aggravation des séquelles.

La formation et l'évaluation de la capacité des intervenants à effectuer les SMR sont donc essentielles. La formation des intervenants est actuellement réalisée à l'aide de mannequins ou de patients simulés qui ne reproduisent pas la biomécanique et la compliance des segments du corps d'une personne inconsciente. Par ailleurs, l'observation par des experts est la seule source de rétroaction sur l'efficacité des manœuvres appliquées ; l'évaluation est ainsi grandement variable, subjective et non quantifiable [54].

1.2 Description du projet

Pour pallier ces lacunes, un projet visant à améliorer les pratiques des intervenants préhospitaliers est né d'un groupe de recherche multidisciplinaire au Centre de Recherche sur le Vieillissement (CdRV) de l'Université de Sherbrooke. Le premier objectif du projet est d'améliorer la formation des intervenants grâce à une évaluation quantifiable et constante. Le deuxième objectif est d'évaluer l'efficacité de différentes techniques de stabilisation dans un contexte de recherche. Dans le but d'effectuer les évaluations dans leur contexte réel, le groupe a développé un mannequin humanoïde, Frank, avec squelette interne articulé, reproduisant fidèlement la masse, le centre de gravité, ainsi que les amplitudes de mouvement de chacun des segments [5]. La colonne vertébrale de Frank est également instrumentée, permettant de mesurer le mouvement relatif entre les segments. Cela permet donc de faire des manoeuvres de stabilisation spinale avec un mannequin reproduisant la biomécanique réelle d'une personne inconsciente en plus d'obtenir des données quantifiables pouvant être utilisées pour donner une rétroaction objective.

Suite à l'intérêt démontré par divers intervenants cliniques, une deuxième génération du prototype a été développée. Cette nouvelle version inclut un changement important au niveau du type et du nombre de capteurs utilisés pour la mesure du mouvement des segments de la colonne vertébrale. Le mannequin est désormais composé de deux chaînes (cervicale et lombaire) comportant chacune quatre encodeurs magnétiques absolus, soit une chaîne de plus que la version précédente.

1.3 Question de recherche et objectifs

Le présent projet de maîtrise vise à répondre à la question suivante : comment décortiquer la signature du mouvement involontaire de la colonne vertébrale d'un mannequin de simulation intelligent dans le but d'améliorer la rétroaction à l'utilisateur lors d'une formation sur les manoeuvres de transfert avec SMR ?

L'objectif global de cette recherche est de décortiquer la signature de mouvements indésirables enregistrés afin de les attribuer à une source d'erreur et, ainsi, donner une rétroaction efficace aux utilisateurs lors de la formation sur les manoeuvres de transfert avec SMR. En effet, le but ultime vise à fournir des métriques de rétroaction claires et quantifiables au personnel clinique afin d'améliorer la qualité de leurs SMR grâce au mannequin de simulation déjà conçu et fabriqué. Cet objectif est original puisqu'il n'y a actuellement aucune métrique de rétroaction claire pour ce type de manoeuvre. L'évaluation des manoeuvres se fait actuellement par des évaluateurs ou des patients simulés, mais des études ont prouvé que leur évaluation est grandement variable, ce qui cause des problèmes au niveau de la qualité de l'apprentissage des manoeuvres de transfert avec SMR [54].

Pour atteindre l'objectif principal, deux objectifs spécifiques ont été définis : 1) la validation de la mesure du mouvement en conditions contrôlées et 2) la caractérisation du mouvement indésirable pour une rétroaction ciblée en contexte de retournement (Logroll - LR). Ces deux objectifs s'insèrent dans les étapes de développement de produit tel qu'illustré à la figure 1.1.

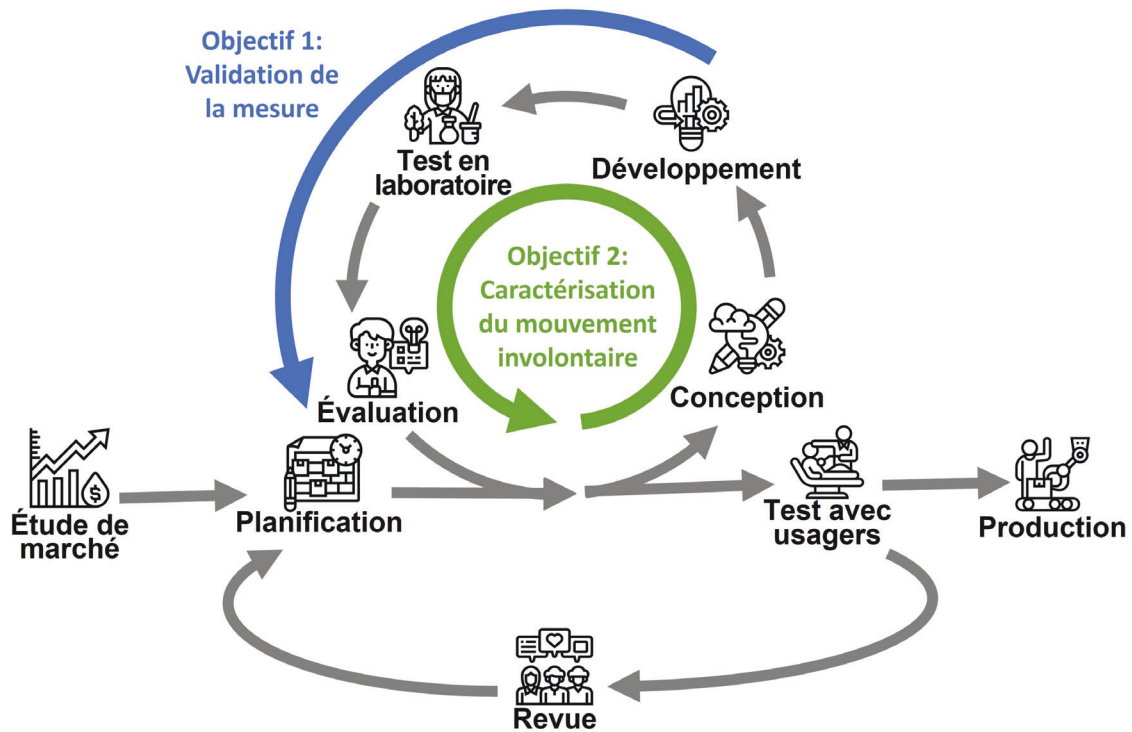


FIGURE 1.1 Étapes de développement de produit (pictogrammes d'Eucalyp, The Noun Project, sous licence CC BY 3.0)

Le premier objectif considère l'évaluation de l'exactitude de la mesure du mouvement au niveau cervical et lombaire en comparaison à un système étalon. Cela permet de déterminer les limites prépondérantes à la caractérisation du mouvement (2e objectif spécifique). Il permet aussi de déterminer les balises d'interprétation pour les mesures qui seront prises en environnement non contrôlé.

Le deuxième objectif est de développer une approche de caractérisation basée sur la signature du mouvement involontaire afin d'identifier la source de l'erreur commise lors d'une manoeuvre de transfert, plus spécifiquement un LR, avec SMR. Les signaux de mouvement des segments tête/tronc provenant du mannequin peuvent mener à une signature associée à différents types d'erreurs commis par les intervenants lors de ces manoeuvres. Les différents types d'erreurs ont été préalablement établis en utilisant d'autres capteurs reconnus sur des patients simulés [34]. Ainsi, cette signature du mouvement vise à identifier les mouvements non désirés lors

des scénarios de simulation afin de donner une rétroaction ciblée. Le développement de cette approche d'analyse constitue une étape majeure avant de passer aux études d'efficacité clinique de la rétroaction.

Ce document est divisé en quatre parties : la première consiste en une revue de la littérature, la deuxième et la troisième présentent respectivement le développement concernant la validation de la mesure du mannequin et la caractérisation du mouvement involontaire, alors que la dernière partie est la conclusion.

CHAPITRE 2

ÉTAT DE L'ART

Ce chapitre présente une revue de la littérature des notions importantes à connaître pour bien comprendre le développement du projet. On y introduit d'abord comment effectuer les manoeuvres de transfert avec SMR et quelles sont les erreurs fréquentes. Ensuite, les différentes technologies de mesure du mouvement sont présentées afin de comprendre comment prendre une mesure objective des manoeuvres de transfert et comment valider la mesure d'un nouvel outil dans le but d'atteindre le premier objectif spécifique. Finalement, quelques concepts de modélisation et de signature du mouvement sont définis dans le but d'atteindre le deuxième objectif spécifique du projet, soit de développer des métriques de rétroaction pour les manoeuvres de transfert avec SMR.

2.1 Restriction des mouvements de la colonne

Tel que mentionné dans la section 1.1, la SMR est primordiale afin de limiter les séquelles causées durant le transport et le transfert d'un patient suite à un trauma. Il est donc bien important de comprendre quelles sont les manoeuvres de transfert avec SMR et de quelle manière elles s'exécutent. De plus, afin d'aider à la formation des intervenants, il est primordial de comprendre comment les formations sont actuellement effectuées et de quelles manières la qualité des manoeuvres est évaluée.

2.1.1 Manoeuvres de transfert

Une des étapes primordiales lorsqu'il y a suspicion d'une LMT chez un patient est de mobiliser la tête afin qu'elle reste alignée avec le tronc. Par la suite, le patient est transféré sur une surface stable pour le transport. Les surfaces stables les plus communément utilisées sont le matelas coquille et la planche dorsale. Lors du transfert, le corps doit bouger en bloc afin de minimiser le mouvement de la colonne. Les deux méthodes les plus utilisées pour y arriver sont le retournement en bloc (*Log Roll - LR*) et le déplacement en bloc (*Lift-and-Slide - LS*). Des études ont démontré que l'utilisation du LS réduit le mouvement de la colonne durant le transfert comparativement au LR [6]. Toutefois, comme cette technique demande plus de personnes pour l'effectuer et requiert plus d'effort physique de la part du personnel, le LR demeure la méthode de transfert la plus utilisée [55]. Peu importe la méthode, un intervenant doit maintenir la tête en position neutre (voir section 2.2.3) de manière à limiter les mouvements de la tête par rapport au tronc. Deux techniques peuvent être employées pour stabiliser manuellement cet alignement :

le berceau (*Head Squeeze - HS*) et la prise aux trapèzes (*Trap Squeeze - TS*). Des études ont démontré qu'il n'y a pas de différence d'efficacité marquée de mouvement entre ces deux méthodes. Toutefois, le TS est à privilégier avec un patient confus [6, 54, 55, 61]. La figure 2.1 illustre la prise en charge d'un patient suite à un trauma.

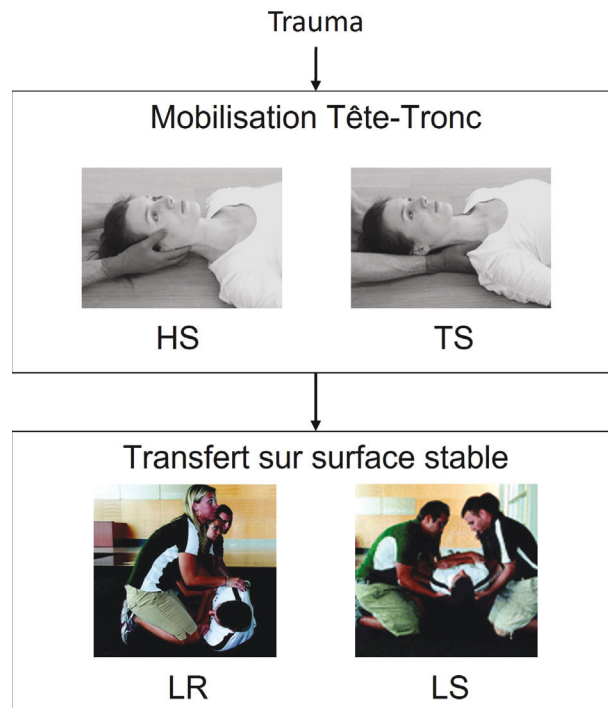


FIGURE 2.1 Prise en charge d'un patient suite à un trauma (figure adaptée de Swartz *et al.*, 2009, avec la permission de SAGE Publications [61] et de Kreinest *et al.*, 2016, sous licence CC BY 4.0 [29])

Mobilisation tête-tronc

Afin de limiter le mouvement de la tête par rapport au tronc, l'intervenant positionné à la tête a comme objectif de conserver la tête en position neutre tout au long de la manoeuvre de transfert. Le HS est la première technique présentée pour y arriver. Pour l'effectuer, l'intervenant place ses paumes de part et d'autre du visage du patient. L'auriculaire et l'annulaire doivent se positionner sur la mastoïde (pointe du crâne derrière l'oreille) alors que l'index et le majeur peuvent avancer la mâchoire pour empêcher la langue de boucher les voies respiratoires si nécessaire (figure 2.1). Durant la manoeuvre de transfert, l'intervenant effectuant le HS doit tourner ses mains à la même vitesse et dans le même axe de retournement que le corps du patient pour conserver la position neutre [6, 55].

Tout comme le HS, le TS sert à conserver la tête en position neutre tout au long d'une manoeuvre de transfert. Pour l'effectuer, l'intervenant agrippe les trapèzes du patient de manière à ce que ses avant-bras coincent la tête à la hauteur des oreilles. Les pouces doivent être positionnés

sur la partie antérieure des trapèzes (figure 2.1). Même si cette méthode permet généralement de diminuer le mouvement de la tête lors des manoeuvres de transfert puisqu'elle connecte les segments ensemble, elle demande plus d'agilité que le HS (surtout lors du LR) et il peut être très difficile de l'effectuer pour certains intervenants en raison de leur physiologie (grandeur de la main par rapport aux trapèzes du patient par exemple) [6, 55].

Transfert sur surface stable

Pour effectuer un LR, un intervenant se place à la tête du patient afin de la stabiliser durant la manoeuvre. Les assistants se positionnent d'un côté et placent leurs mains du côté opposé du patient. Il y a jusqu'à trois assistants sur le côté : un au tronc, un à l'abdomen et un aux cuisses du patient. Toutefois, la manoeuvre peut être réalisée avec moins d'assistants [6, 55]. Un dernier assistant est positionné aux pieds et s'occupe du placement de la surface stable. Au compte de l'intervenant à la tête, les assistants roulent le patient sur le côté vers eux, jusqu'à ce que le corps soit à 90°(figure 2.2); c'est ce qu'on appelle la phase de traction. La surface stable est placée sous le patient, puis il est roulé, de manière contrôlée, sur cette surface (phase de poussée). Un drap peut être placé sur la surface stable afin de facilement recentrer le patient suite au LR. Il est également possible de placer une couverture entre ses jambes avant de les attacher pour une plus grande stabilité [6, 55, 61].



FIGURE 2.2 Log Roll - Sur cette figure, il n'y a personne à la tête pour mieux visualiser le mouvement (figure adaptée de Swartz *et al.*, 2009, avec la permission de SAGE Publications [61])

Pour effectuer un LS, un minimum de six personnes est requis. Un intervenant se positionne à la tête pour la stabiliser. Deux assistants se positionnent de chaque côté du patient et placent leurs mains (croisées les unes par rapport aux autres) sous le patient. Si plus d'assistants sont disponibles, il est possible de positionner trois assistants de chaque côté du patient. Finalement,

un dernier assistant se place aux pieds du patient afin d'insérer la surface stable. Au compte de l'intervenant à la tête, les assistants lèvent le patient assez haut pour pouvoir glisser la surface stable (figure 2.3). Une fois la surface stable positionnée, le patient y est déposé [6, 61].



FIGURE 2.3 Lift-and-Slide - Sur cette figure, il n'y a personne à la tête pour mieux visualiser le mouvement (figure adaptée de Swartz *et al.*, 2009, avec la permission de SAGE Publications [61])

2.1.2 Formation et erreurs fréquentes

L'application des SMR durant les manoeuvres de transfert étant assez complexe, une formation spécifique est nécessaire afin de les réaliser de manière adéquate. Actuellement, la formation s'effectue parfois sur des mannequins de simulation légers par rapport à la masse réelle d'une personne, mais surtout sur des patients simulés. Dans les deux cas, la décontraction musculaire d'une personne inconsciente n'est pas recréée. Il est donc probable que les acquis de la formation ne soient pas complètement transférables dans une situation où le patient est inconscient.

La rétroaction sur les manoeuvres effectuées lors des formations peut être donnée par un évaluateur externe ou par le patient simulé. Toutefois, une étude a démontré que leur rétroaction dépend de leur perception et que cette dernière varie d'un expert à l'autre [54]. En effet, leur évaluation du mouvement cervical est considérée mauvaise lorsque comparée à celle d'un système inertiel. Par exemple, 34,8 % des essais considérés presque parfaits par le patient simulé étaient échoués selon le système inertiel alors que cette valeur était de 32 % pour l'évaluateur. Même lorsque le patient simulé et l'évaluateur donnaient une note parfaite ou presque parfaite, 14 % des essais étaient échoués. Il devient donc difficile pour les apprenants de perfectionner leur technique ou même de choisir une technique appropriée. Par exemple, 25 % des apprenants ont changé leur technique de stabilisation manuelle pour le LR (HS à TS) après la formation conventionnelle alors que ce chiffre grimpe à 75 % après avoir vu les données provenant du système inertiel [54].

L'analyse des signaux de mesure du mouvement permet non seulement aux apprenants de choisir les techniques les plus appropriées, mais aussi de mieux comprendre leurs erreurs pouvant mener à des mouvements de la colonne. En effet, il est aisé d'identifier les moments où le mouvement est le plus grand et d'identifier dans quels plans ces mouvements ont eu lieu. Toutefois, cela n'indique pas aux apprenants comment exécuter correctement la manoeuvre. Il est donc important de trouver des indicateurs de qualité à partir des systèmes de mesure du mouvement qui aident vraiment au perfectionnement des manoeuvres [34].

Dans le cas du LR, une étude a défini une méthode à la fois graphique et quantitative de l'évaluation de la qualité de la manoeuvre en plus de démontrer un potentiel pour la rétroaction [34]. Pour ce faire, le mouvement de la tête est comparé à celui du tronc durant la manoeuvre (figure 2.4). À partir de ce graphique, deux types d'indicateurs de qualité sont définis : les indicateurs temporels et les indicateurs spatiaux. Les indicateurs temporels expriment la capacité des apprenants à démarrer et à terminer les différentes phases au même moment. Par conséquent, les délais sont utilisés pour exprimer ces critères de qualité. Visuellement, les plateaux représentent les délais sur le graphique. Les indicateurs spatiaux indiquent la capacité des apprenants à bouger les différents segments de la même manière (c'est-à-dire selon le même arc de cercle). Comme un LR idéal implique que les mouvements de la tête soient conséquents avec ceux du tronc (figure 2.4a), la différence entre la pente du graphique et la pente idéale (c'est-à-dire $m = 1$) est utilisée pour exprimer ce critère. De plus, le mouvement est idéalement le même pour la phase de rotation et de poussée. L'aire entre les courbes est donc une autre variable utilisée pour définir la qualité de la manoeuvre. Plus cette valeur est grande, moins la manoeuvre est contrôlée (figure 2.4c). À partir de ces métriques, il est possible de donner une rétroaction sur la manière d'améliorer les manoeuvres de LR.

2.2 Mesure du mouvement

Tel que mentionné dans la section 2.1.2, la mesure objective du mouvement permet d'améliorer la formation des intervenants. Plusieurs technologies peuvent être utilisées pour y arriver. Toutefois, avant d'utiliser une nouvelle technologie, il est primordial de la valider par rapport à une technologie reconnue. Finalement, il est important de comprendre les étapes préliminaires à une bonne prise de mesures du mouvement humain.

2.2.1 Technologies

Actuellement, trois technologies sont principalement utilisées pour mesurer le mouvement humain : les systèmes optoélectroniques, les systèmes inertiels et les systèmes électromagnétiques [64, 65]. Comme le mannequin peut être instrumenté à même sa structure contrairement à l'humain, une autre technologie est utilisée dans le mannequin, soit l'encodeur magnétique absolue.

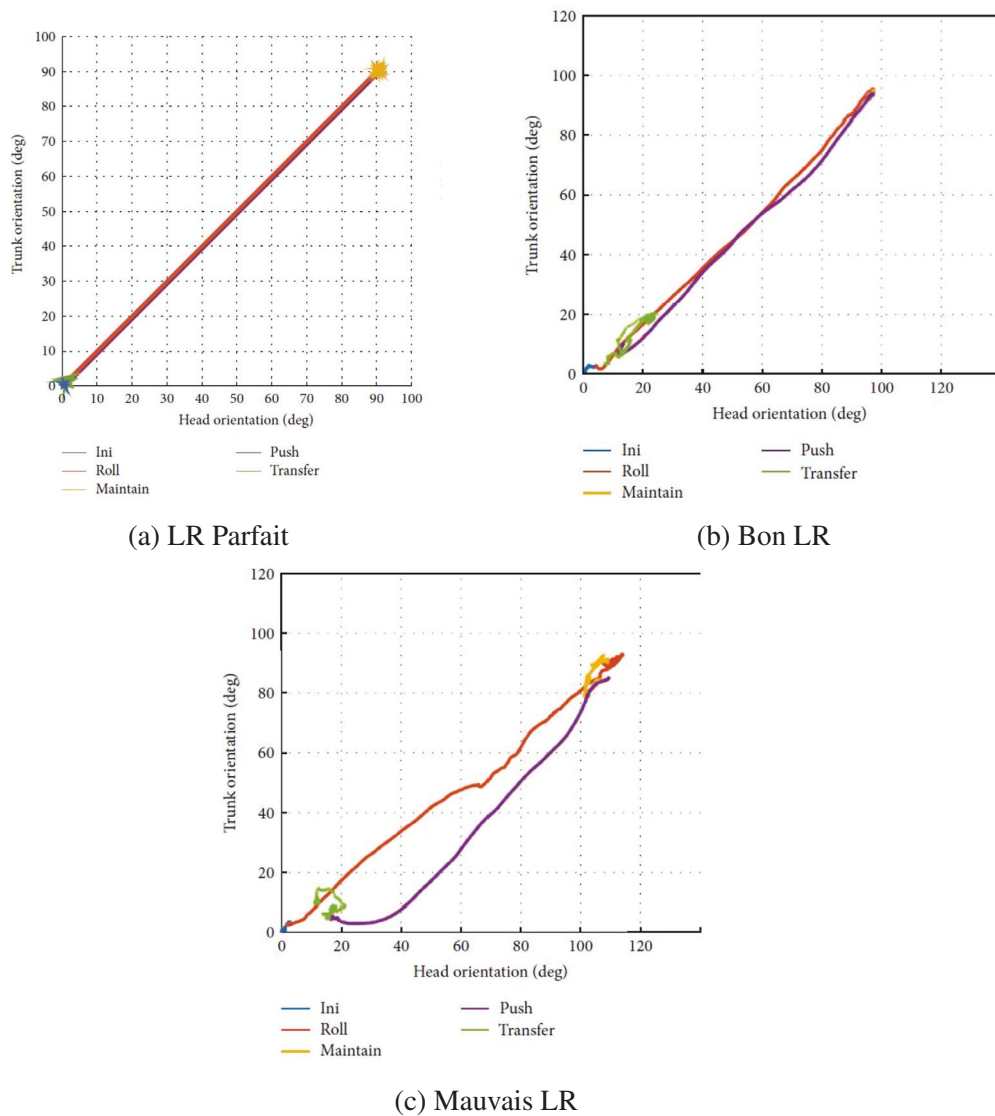


FIGURE 2.4 Représentations graphiques du LR (figure adaptée de Lebel et al, 2018, sous licence CC BY 4.0 [34])

Systèmes optoélectroniques

Les systèmes optoélectroniques sont constitués de caméras et de marqueurs. Il est primordial de bien calibrer ces systèmes avant la prise de données pour connaître les positions relatives de toutes les caméras à l'aide d'un objet dont la position des marqueurs est standardisée. Ainsi, lors de la prise de mesures, chaque caméra trouve les positions des marqueurs en 2D. En combinant les données 2D de chaque caméra aux positions relatives de ces dernières, il est possible de trouver les coordonnées 3D des marqueurs par triangulation [64, 65].

Il existe deux types de systèmes optoélectroniques, les systèmes passifs et les systèmes actifs [64]. Les caméras du système passif génèrent une lumière qui est réfléchiée sur les marqueurs. Ces

reflets sont ensuite captés par les caméras pour identifier la position des marqueurs. Un des avantages de ce type de système est qu'il est peu encombrant même si un grand nombre de marqueurs est utilisé. Par contre, les logiciels de capture mélangent parfois l'identification de certains marqueurs lorsque leurs trajectoires se croisent, rendant le post-traitement plus long [64]. De plus, ces systèmes doivent être utilisés en environnement contrôlé puisque les réflexions créées par la lumière ambiante sur les différentes surfaces peuvent être perçues à tort comme des marqueurs. Dans les systèmes actifs, la lumière est émise directement par les marqueurs au lieu d'être réfléchie. Les marqueurs sont activés consécutivement à haute fréquence ou émettent différemment, ce qui permet une bonne identification de chacun des marqueurs sans post-traitement. Toutefois, ces marqueurs doivent être alimentés, ce qui résulte en un système d'installation plus complexe et plus encombrant que les marqueurs passifs [64].

Les systèmes optoélectroniques sont largement utilisés dans plusieurs domaines comme l'étude de la biomécanique, mais également le cinéma et les jeux vidéos. En effet, les logiciels de capture permettent de traiter et d'analyser les données relativement facilement, rendant la technologie plus accessible. Par exemple, si les marqueurs sont positionnés sur des repères anatomiques précis, il est possible d'utiliser des modèles existants pour recréer le squelette du participant en temps réels. Le positionnement et l'orientation d'un objet dans l'espace peuvent aussi être extraits. Pour ce faire, au moins trois marqueurs doivent être solidement fixés sur l'objet (corps rigide) [45].

Étant donné leur grande précision, les systèmes optoélectroniques sont souvent utilisés dans le domaine de la biomécanique comme système de référence pour la prise de données ou pour valider la fidélité d'autres systèmes de mesure du mouvement [28, 31, 49, 64]. Toutefois, pour avoir une bonne précision, le système doit non seulement être calibré, mais les marqueurs doivent être bien vus par les caméras, ce qui peut être difficile dans certains contextes comme lorsque plusieurs personnes manipulent un même objet.

Systèmes inertiels

Les systèmes inertiels sont composés d'un minimum six capteurs ; trois accéléromètres et trois gyromètres (deux types de capteurs trois axes). Un accéléromètre mesure une accélération linéaire alors qu'un gyromètre mesure une vitesse angulaire. La plupart du temps, les systèmes inertiels comprennent également un magnétomètre mesurant la direction et l'intensité d'un champ magnétique. Lorsque ces capteurs sont mis ensemble, ils sont communément appelés centrales inertielles (*Inertial Measurement Unit - IMU*). En intégrant les données d'accélération linéaire et de vitesse angulaire et en connaissant la direction du champ magnétique, il est théoriquement possible de trouver l'orientation, la vitesse ainsi que la position relative du dispositif.

Lorsqu'un processeur est ajouté à une centrale inertielle pour calculer ces valeurs, le système prend le nom *Attitude and Heading Reference System* (AHRS) [32, 65].

Les systèmes inertiels sont utilisés depuis plusieurs années dans certains domaines comme la navigation et l'aviation. Toutefois, le développement des microsystèmes électromécaniques (*Microelectromechanical systems - MEMS*) dans les dernières années a permis l'intégration de centrales inertielles dans plusieurs objets de la vie courante comme les téléphones et les montres intelligentes. Cette avancée a également permis l'arrivée des systèmes inertiels dans d'autres domaines comme le cinéma, le jeu vidéo et la mesure du mouvement humain [32, 68].

En positionnant plusieurs AHRS à des endroits stratégiques du corps, il est possible de suivre la cinématique des différentes articulations. Ces systèmes ont l'avantage de pouvoir être utilisés dans des environnements plus variés que les systèmes optoélectroniques. Cette technologie permet entre autres de faire des acquisitions hors laboratoire, voire à distance. Par contre, il y a des enjeux reliés à cette technologie comme l'influence des perturbations magnétiques et les erreurs accumulées dans certaines mesures estimées, causées par l'intégration continue des données. Un bon étalonnage peut réduire le risque d'erreurs accumulées, mais ne peut les éliminer [32, 64, 65].

Systèmes électromagnétiques

Les systèmes électromagnétiques sont constitués d'un transmetteur électromagnétique et de capteurs [65]. Les capteurs sont constitués de trois bobines orthogonales induisant un courant électrique grâce aux champs magnétiques, permettant ainsi de déterminer leur orientation et leur position. Ce type de système est très limité dans son volume d'acquisition possible, inconvénient majeur pour la mesure de manoeuvres biomécaniques avec déplacement. De plus, ce type de capteur est très sensible à l'interférence causée par tout matériau ferromagnétique dans le volume de capture. En effet, ces matériaux créent une distorsion dans le champ électromagnétique, provoquant des erreurs de mesure. L'utilisation de ce système n'est donc pas envisageable avec le mannequin puisque ce dernier contient des matériaux ferromagnétiques.

Encodeurs angulaires

Un encodeur angulaire est un capteur permettant de mesurer le mouvement angulaire d'un arbre. Il est ensuite possible, à partir des données, de connaître la position, la vitesse ou l'accélération angulaire de l'arbre. Le fonctionnement varie en fonction du type d'encodeur et de la technologie utilisée.

Il existe deux types d'encodeurs angulaires ; les encodeurs relatifs et les encodeurs absolus [13]. Les encodeurs relatifs mesurent un changement de position angulaire. Ceci implique qu'ils ne rapportent pas une position angulaire exacte, mais des impulsions à chaque incrément. Deux impulsions sont envoyées en quadrature afin de connaître la direction du mouvement. Il est

nécessaire de compter le nombre d'impulsions envoyées pour connaître sa position par rapport à sa position initiale. La valeur initiale est perdue lorsque le système est éteint et est réinitialisée lors de l'ouverture. Il est donc nécessaire de le calibrer chaque fois qu'il est utilisé. L'encodeur absolu renvoie, quant à lui, la position angulaire de l'arbre et non le déplacement par rapport à une position arbitraire. De plus, il conserve son référentiel même s'il est désaligné.

Il existe plusieurs technologies pour obtenir une position absolue, notamment les encodeurs magnétiques tels qu'utilisés dans le mannequin [1]. Les encodeurs magnétiques sont composés d'un aimant magnétisé radialement fixé à un arbre et d'un capteur à effet Hall fixe positionné dans l'axe de l'arbre. Lorsque l'aimant est en rotation, la direction du champ magnétique change et est mesurée par le capteur (figure 2.5). La direction horizontale (figure 2.5a) ou verticale (figure 2.5b) du champ magnétique peut être mesurée. Il est important de noter que les erreurs de désalignement sont plus grandes lorsque la direction verticale est mesurée, ce qui est le cas avec les encodeurs du mannequin [41].

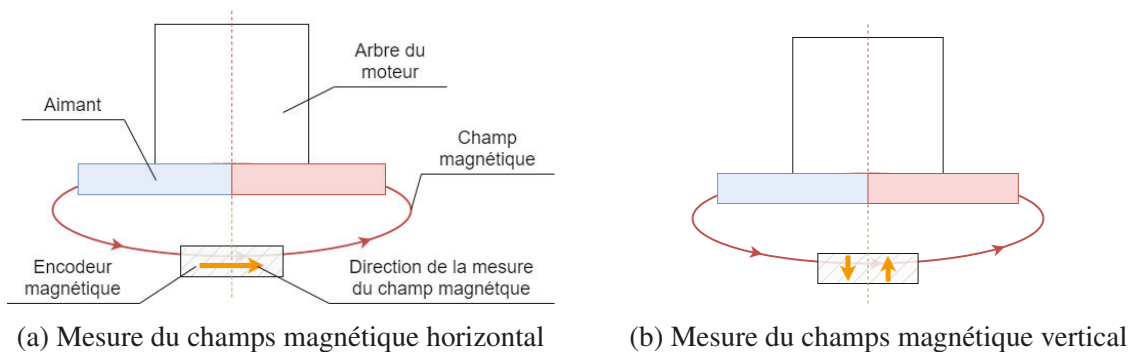


FIGURE 2.5 Mesure directionnelle du champ magnétique par l'encodeur angulaire (figure inspirée de Asahi [41])

Puisque le type de capteur utilisé dans le mannequin est affecté par les erreurs d'installation, il est important de comprendre ces phénomènes et leurs répercussions sur les données. Il existe trois types de désalignement pouvant survenir; un désalignement linéaire du capteur (figure 2.6a), une inclinaison du capteur (figure 2.6b) ainsi qu'un désalignement de l'aimant sur l'arbre (figure 2.6c). Dans les deux premiers cas, soit lorsque le capteur à effet Hall est mal installé, la forme de l'erreur en fonction de l'angle est similaire (figure 2.6d). Toutefois, lorsque l'aimant est mal installé, soit lorsqu'il est désaligné linéairement par rapport à l'arbre ou incliné, il n'y a pas d'erreur sur l'angle. Par contre, la force du champ magnétique diminue, ce qui diminue le ratio signal sur bruit (*Signal to Noise Ratio - SNR*) [41]. Il est donc important de minimiser le désalignement lors de l'installation des encodeurs afin de limiter ces erreurs.

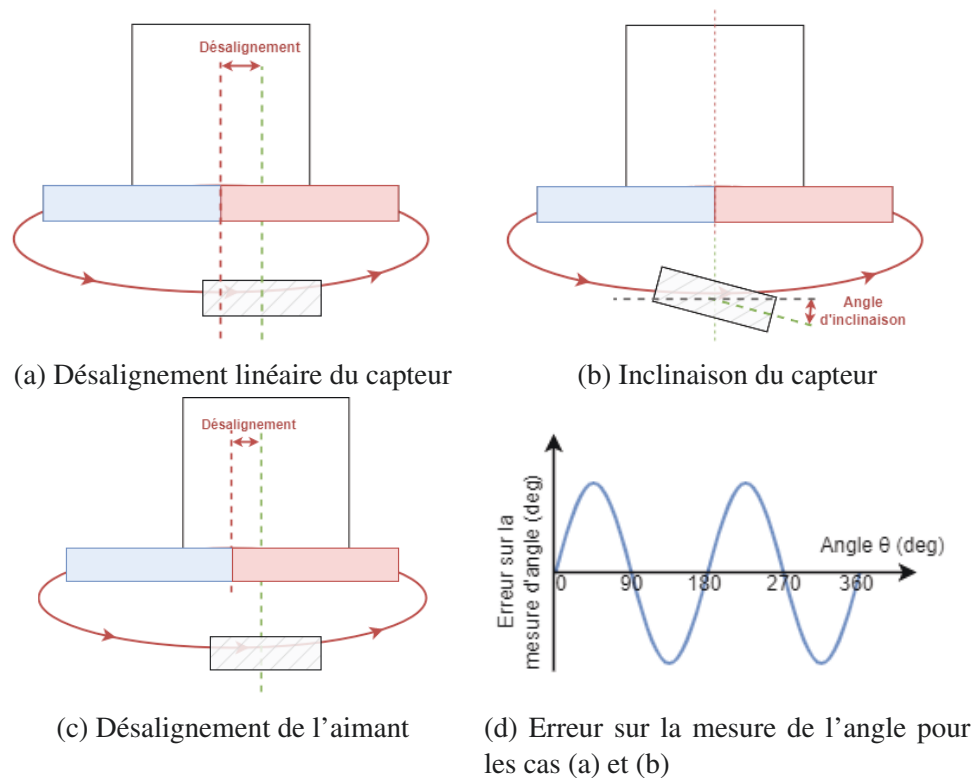


FIGURE 2.6 Erreurs d'installation d'un encodeur magnétique (figure inspirée de Asahi [41])

2.2.2 Méthode de comparaison des technologies

Avant d'utiliser une nouvelle technologie de mesure du mouvement, il est important de valider la qualité de cette mesure. Plusieurs critères de qualité existent et il est important de bien les différencier selon les définitions de l'Organisation Internationale de Standardisation (ISO). La justesse est «l'écart entre la moyenne d'un nombre infini de valeurs mesurées répétées et une valeur de référence» [23, 24]. La fidélité est «l'écart entre les valeurs mesurées obtenues par des mesurages répétés du même objet ou d'objets similaires dans des conditions spécifiées» [23, 24]. L'exactitude est «l'écart entre une valeur mesurée et une valeur vraie du mesurande» [25]. La figure 2.7 schématise ces critères de qualité.

En d'autres mots, la justesse correspond à l'erreur systématique et s'exprime sous forme de biais. La fidélité est l'erreur aléatoire causée par la prise de mesure. Elle s'exprime donc à l'aide d'un écart-type si la distribution est normale. Finalement, l'exactitude est la combinaison de la fidélité et de la justesse. Elle correspond à l'incertitude sur une mesure. Elle s'exprime souvent sous forme d'écart-type ou d'intervalle de confiance. La figure 2.8 résume les relations entre les critères de qualités [40].

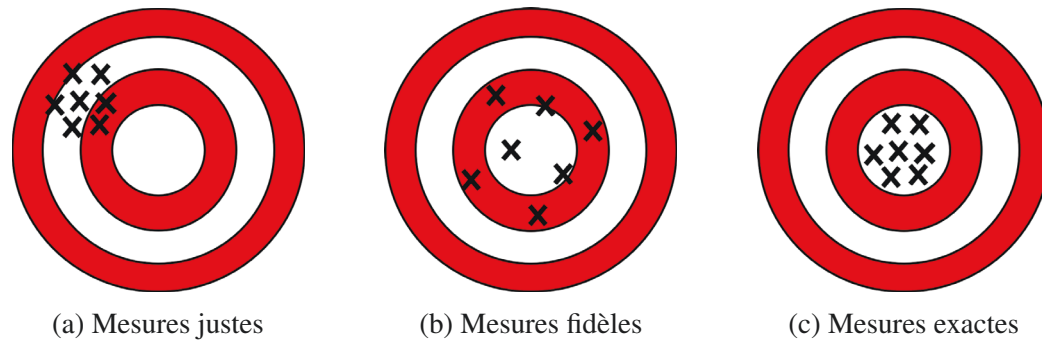


FIGURE 2.7 Critères de qualité

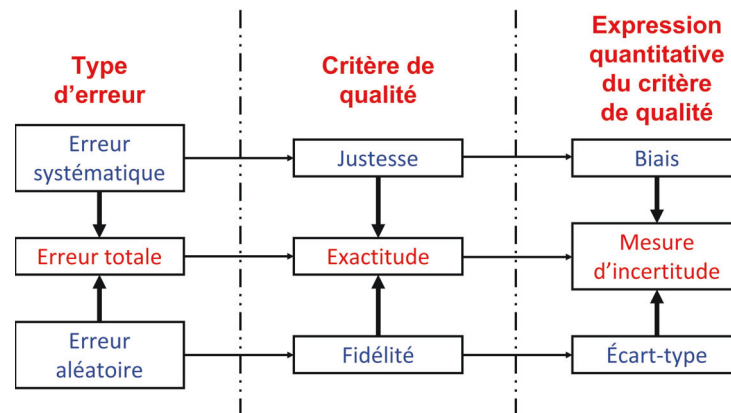


FIGURE 2.8 Relation entre les types d'erreur, les critères de qualité et la façon de les exprimer (figure adaptée de Menditto et al, 2018, avec la permission de Springer Nature [40])

Dans le domaine de la biomécanique, la validation d'un nouvel instrument de mesure se fait en la comparant avec une méthode acceptée et couramment utilisée. L'exactitude est souvent exprimée sous forme de racine de l'erreur quadratique moyenne (*Root Mean Square Error - RMSE*) entre la nouvelle méthode et l'ancienne. Le tableau 2.1 présente l'interprétation qu'on peut faire des valeurs de RMSE [39]. Il est également pertinent de déterminer l'erreur maximale pour évaluer une nouvelle technologie. En effet, il est possible qu'il y ait une grande erreur à un certain endroit dans le mouvement même si l'erreur est généralement petite et le RMSE ne reflète pas ce phénomène. Finalement, plusieurs articles utilisent l'erreur absolue moyenne pour décrire l'exactitude [31, 33, 39].

Une méthode d'acceptation des nouveaux instruments de mesure est souvent utilisée dans le milieu clinique : la méthode Bland-Altman [3, 17]. Cette méthode d'acceptation utilise la moyenne des différences ainsi que l'écart-type des différences pour établir un intervalle de confiance entre les systèmes de mesure. Bland et Altman ont également développé un outil graphique sous forme de nuage de points pour visualiser l'accord entre deux méthodes de mesure. L'abs-

TABLEAU 2.1 Interprétation des valeurs RMSE [39]

Valeur de RMSE	Interprétation
$RMSE \leq 2^\circ$	Bon
$2^\circ < RMSE \leq 5^\circ$	Acceptable
$5^\circ < RMSE \leq 10^\circ$	Tolérable
$RMSE > 10^\circ$	Peu fiable

cisse représente la moyenne des deux méthodes alors que l'ordonnée représente l'erreur. Ce graphique permet de rapidement visualiser la distribution de l'erreur, le biais ainsi que l'intervalle de confiance (figure 2.9). Il est à noter que cette méthode ne permet pas d'accepter ou de rejeter une technologie. L'intervalle de confiance doit être comparé à une valeur acceptable préalablement déterminée pour prendre cette décision.

À la base, la méthode de Bland-Altman doit être effectuée avec des mesures uniques, c'est-à-dire qu'une seule mesure est prise par condition ou par sujet. Il existe toutefois des variantes de cette méthode lorsque les données sont continues pour conserver la validité statistique [4, 44].

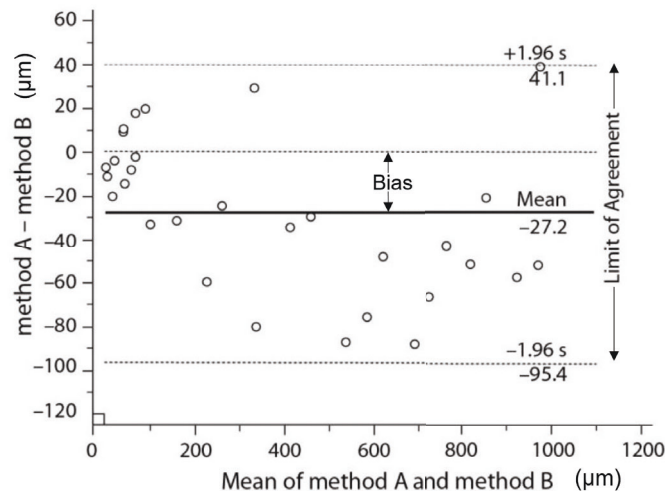


FIGURE 2.9 Exemple d'un graphique de Bland-Altman (figure adaptée de Giavarina, 2015, avec la permission de PMC [17])

Il est important de déterminer la méthode d'analyse avant d'effectuer la prise de données. Cela permet de déterminer le nombre d'essais à effectuer pour s'assurer d'obtenir un niveau de signification statistique adéquat [20, 22].

2.2.3 Étapes préliminaires à la mesure

Plusieurs étapes sont à effectuer avant de prendre des mesures du mouvement humain. D'abord, il est important de définir le mouvement à mesurer et le contexte dans lequel il est capturé.

À partir de cela, il est possible de définir le positionnement des capteurs ou des marqueurs sur le participant [30]. Ensuite, le ou les appareils de mesures doivent être calibrés, si cela est nécessaire. C'est le cas pour les systèmes optoélectroniques, les systèmes inertiels et certains encodeurs. La procédure de calibration varie d'un fabricant à l'autre. La procédure fournie par le fabricant doit donc être suivie et les résultats validés avant de poursuivre [45].

Si plusieurs systèmes sont utilisés, il est important d'aligner spatialement et de synchroniser les systèmes de référence afin de permettre la comparaison des résultats. De plus, lorsque des données de mouvements humains sont prises, une étape importante est la calibration anatomique, c'est-à-dire l'alignement physique ou mathématique des repères des capteurs avec ceux des segments humains [27, 30]. Pour ce faire, le participant doit d'abord se placer dans une position statique connue. La position la plus souvent choisie est la position dite neutre. Il existe plusieurs définitions pour la position neutre, mais la plus utilisée est celle où le sujet se tient le plus droit possible avec le regard à l'horizon, les bras sur le côté avec les avant-bras ouverts vers l'avant (figure 2.10). Lorsque le sujet est dans cette position, les valeurs des articulations sont alors initialisées [16, 63].

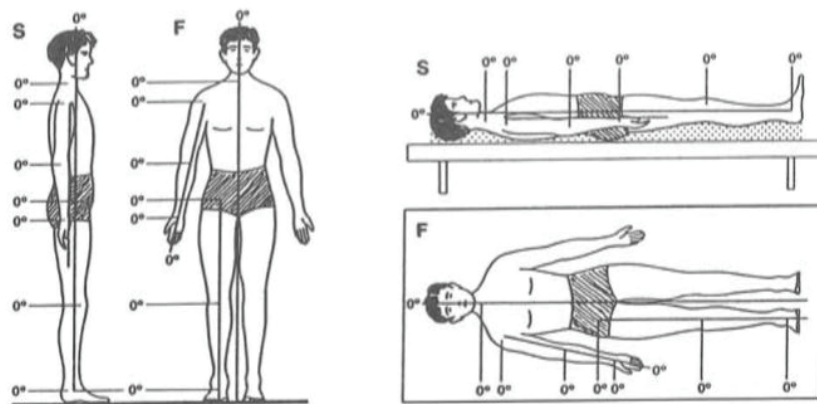


FIGURE 2.10 Position neutre (figure adapté de Physical Medicine and Rehabilitation Clinics of North America, 3(12), Gerhardt *et al.*, Goniometric Techniques for Range-of-Motion Assessment, p.507-528, Copyright(2001), avec la permission d'Elsevier [16])

Il est toutefois difficile de déterminer la position neutre lorsque le sujet est en position couchée. Au niveau cervical, plusieurs études ont démontré que l'occiput doit être surélevé pour reproduire une position neutre optimale [12, 52, 63]. Or, l'élévation trouvée varie d'une étude à l'autre et d'un individu à l'autre. Les valeurs d'élévation recommandées varient entre 1,3 et 5,1 cm.

Il est à noter qu'afin de faciliter le partage des résultats des différentes études, le système de coordonnées pour chacun des segments est standardisé [67]. Pour la colonne vertébrale, l'axe

des ordonnées passe verticalement au centre des vertèbres en direction de la tête. L'axe des cotes pointe horizontalement vers la droite alors que l'axe des abscisses est perpendiculaire aux deux premières en respectant la règle de la main droite (figure 2.11). Ainsi, lorsqu'il y a une rotation autour l'axe des abscisses, l'axe des ordonnées et l'axe des cotes, on parle respectivement de flexion latérale, de rotation et de flexion-extension.

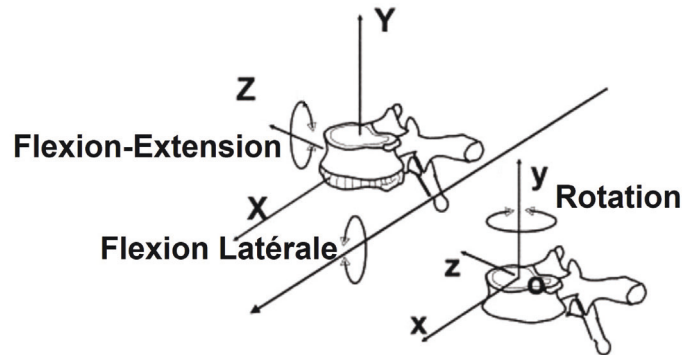


FIGURE 2.11 Repère standardisé de la colonne vertébrale (figure adapté de Journal of Biomechanics, 35(4), Wu *et al.*, ISB recommendation on definitions of joint coordinate system of various joints for the reporting of human joint motion—part I : ankle, hip, and spine, p.543-548, Copyright(2002), avec la permission d'Elsevier [67])

2.3 Modélisation

Une fois la prise de mesure effectuée, des modèles permettent de recréer le mouvement des différents segments du corps dans les axes anatomiques. Pour ce faire, il existe différents modèles cinématiques spinaux pour représenter le mouvement de la colonne vertébrale. Une autre approche consiste à définir la position de différents systèmes robotiques à partir des données des capteurs ; c'est ce qu'on appelle des modèles de cinématique directe. Ensuite, il est possible d'utiliser des signatures du mouvements pour extraire des paramètres du mouvement. Lorsque des paramètres intéressants sont identifiés, des approches de caractérisation permettent de définir le mouvement effectué. Cette procédure est illustrée à la figure 2.12.

2.3.1 Modèles cinématiques spinaux

Il existe plusieurs modèles cinématiques de la colonne vertébrale, autant au niveau lombaire, thoracique que cervical. Ces modèles représentent le mouvement de chacune des vertèbres les unes par rapport aux autres [2, 28, 58]. Or, ces modèles ne sont valides que si la colonne vertébrale étudiée correspond parfaitement à celle de l'anatomie humaine, ce qui n'est pas le cas avec le mannequin. C'est pourquoi la cinématique directe est utilisée pour modéliser la colonne vertébrale du mannequin.

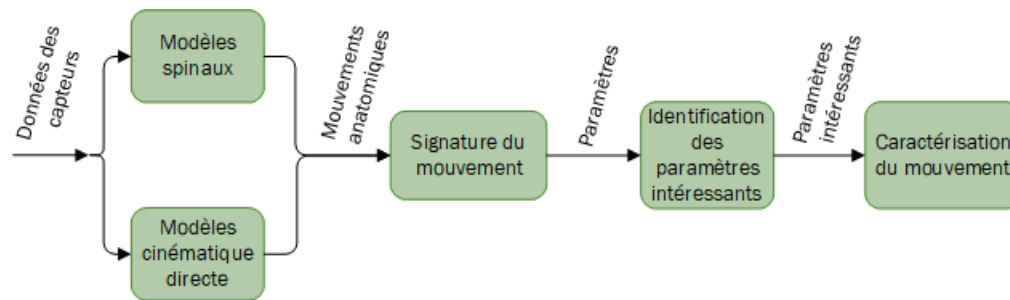


FIGURE 2.12 Résumé des étapes de modélisation du mouvement

2.3.2 Modèles de cinématique directe

En robotique, il y a plusieurs modèles pour connaître la cinématique d'une chaîne de corps rigides reliés par des articulations (prismatique ou rotoïde). Les modèles de cinématique directe permettent de connaître la position finale de l'effecteur en connaissant la position de chacune de ses articulations. À l'opposé, la cinématique inverse permet de déterminer une combinaison de paramètres pour chacune des articulations en fonction d'une position souhaitée de l'effecteur.

En général, six paramètres (trois en translation et trois en rotation) sont nécessaires pour déterminer la position et l'orientation d'un objet dans l'espace par rapport à un système de référence. Pour connaître la position de l'effecteur, il suffit de connaître la position relative de chacun de ses segments par rapport au segment précédent. Si un robot contient N segments, alors $6N$ paramètres sont donc nécessaires pour déterminer la position finale de l'effecteur. Or, il existe des conventions permettant de réduire le nombre de paramètres en fixant certaines contraintes. Une convention largement utilisée est celle de Denavit-Hartenberg [56, 59]. Selon cette convention, trois règles doivent être respectées pour définir le système de coordonnées de chacun des segments (figure 2.13) :

1. L'axe des cotes (z_i) doit être dans l'axe de l'articulation.
2. L'axe des abscisses (x_i) doit être normal à l'axe des cotes du présent segment (z_i) et du segment précédent (z_{i-1}).
3. L'axe des ordonnées (y_i) doit être normal à l'axe des abscisses (x_i) et des ordonnées (y_i) en respectant la règle de la main droite.

Par la suite, seulement quatre paramètres sont nécessaires pour localiser un segment par rapport au précédent :

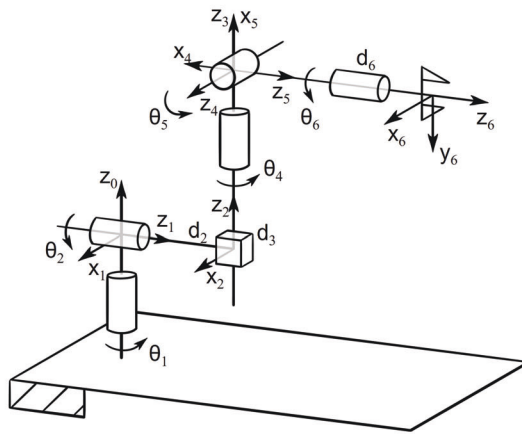
- θ_i : angle entre x_{i-1} et x_i selon l'axe z_{i-1} , variable dans le cas d'une articulation rotoïde
- d_i : distance entre x_{i-1} et x_i selon l'axe z_{i-1} , variable dans le cas d'une articulation prismatique
- α_i : angle entre z_{i-1} et z_i selon l'axe x_i

– a_i : distance entre z_{i-1} et z_i selon l'axe x_i

La figure 2.13 présente un exemple de définition des axes et des paramètres de Denavit-Hartenberg sur un bras robotique. À partir de ces paramètres, il est possible de créer une matrice de transformation permettant de passer du référentiel du segment précédent au référentiel du présent segment :

$${}^i T_j = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \cos \alpha_i & \sin \theta_i \sin \alpha_i & a_i \cos \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \cos \alpha_i & -\cos \alpha_i \sin \theta_i & a_i \sin \theta_i \\ 0 & \sin \alpha_i & \cos \alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

$$= \begin{bmatrix} & & & \\ & {}^i R_j & & {}^i r_j \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$



Lien	a_i	α_i	d_i	θ_i
1	0	$-\pi/2$	0	θ_1
2	0	$\pi/2$	d_2	θ_2
3	0	0	d_3	0
4	0	$-\pi/2$	0	θ_4
5	0	$\pi/2$	0	θ_5
6	0	0	d_6	θ_6

FIGURE 2.13 Exemple d'utilisation de la méthode Denavit-Hartenberg (figure adaptée de *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 27(4), Rocha *et al.*, A comparison between the Denavit-Hartenberg and the screw-based methods used in kinematic modeling of robot manipulators, p.723-728, Copyright(2011), avec la permission d'Elsevier [50])

Dans l'équation 2.1, T représente la matrice de transformation, R représente la matrice de rotation alors que r représente la matrice de translation. De plus, i représente le segment avant le joint alors que j représente le segment suivant le joint. En multipliant les matrices de transformation de chacun des segments en partant de la référence, on obtient la matrice de transformation

globale (équation 2.2) [53].

$${}^1T_n = {}^1T_2 {}^2T_3 \dots {}^{n-1}T_n \quad (2.2)$$

Cette matrice globale permet de déduire l'orientation et la position de l'effecteur par rapport au segment de référence. La position est exprimée sous forme de vecteur tridimensionnel (r). L'orientation ne peut, quant à elle, être interprétée aussi aisément à partir de la matrice de rotation (R). La matrice de rotation est composée de cosinus directeurs, c'est-à-dire de cosinus des angles entre un vecteur et chaque axe de sa base [48, 53]. En utilisant la matrice de rotation de l'équation 2.3 pour décrire la rotation présentée à la figure 2.14, on obtient les composants présentés dans l'équation 2.4 pour décrire l'orientation de l'axe X_2 . De même, les cosinus directeurs de l'axe Y_2 par rapport au référentiel XYZ forment les composants R_{21} , R_{22} et R_{23} alors que ceux de l'axe Z_2 par rapport au même référentiel forment R_{31} , R_{32} et R_{33} .

$$R = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

$$R_{11} = \cos \beta_1$$

$$R_{12} = \cos \beta_2 \quad (2.4)$$

$$R_{13} = \cos \beta_3$$

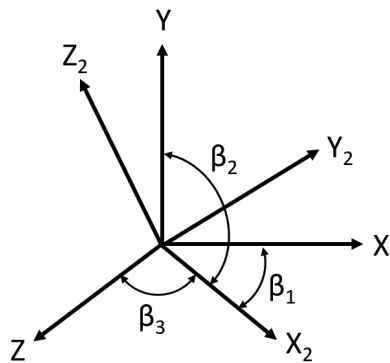


FIGURE 2.14 Cosinus directeurs

L'utilisation des matrices de rotation pour représenter l'orientation d'un corps dans l'espace n'est toutefois pas intuitive. Plusieurs manières existent pour bien visualiser l'orientation d'un corps, mais seulement trois sont présentées dans ce document ; les angles d'Euler, les angles de Cardan ainsi que les quaternions.

Angles d'Euler

Les angles d'Euler expriment le changement d'orientation entre deux systèmes de coordonnées par trois rotations successives [48, 53, 66]. En effet, puisqu'il y a trois degrés de liberté en rotation, trois angles doivent être donnés pour définir pleinement une orientation. La plupart du temps, le premier angle de rotation est ψ (précession), le deuxième est θ (nutation) et le troisième est ϕ (rotation propre). Il est toutefois à noter qu'il existe plusieurs conventions. Peu importe la convention utilisée, les angles d'Euler suivent une séquence de rotation $\alpha - \beta - \alpha$, c'est-à-dire que le troisième axe de rotation est le même que le premier, excepté qu'il a été déplacé par la deuxième rotation (figure 2.15). En effet, chaque rotation se fait autour d'un axe du système de coordonnées fixe du corps rigide dont la position dépend des rotations précédentes.

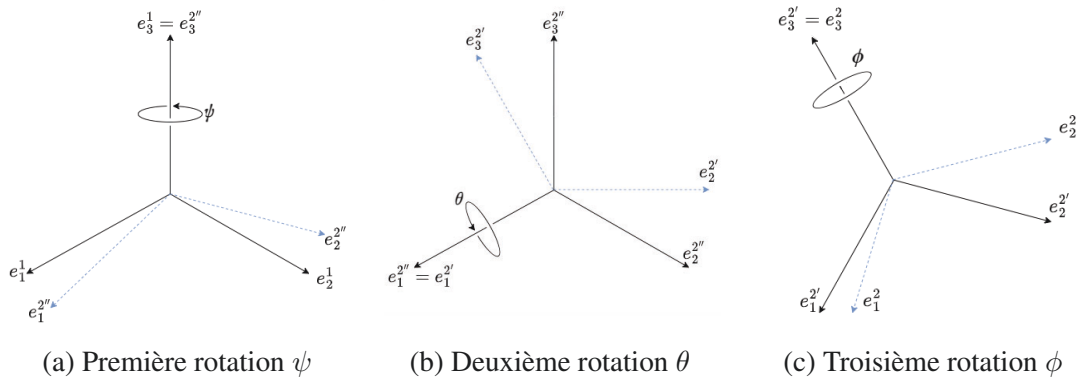


FIGURE 2.15 Angles d'Euler (figure inspirée de Wittenburg *et al.* [66])

Dans la plupart des domaines, la séquence se fait autour des axes $Z - X - Z$. Avec cette séquence, les équations 2.5 permettent de trouver les angles d'Euler à partir de la matrice de rotation. Il est toutefois possible d'utiliser une autre séquence de type $\alpha - \beta - \alpha$ en la précisant (les équations 2.5 doivent être adaptées).

$$\tan \theta = \sqrt{R_{13}^2 + R_{23}^2} / R_{33}, \quad \theta = \begin{cases} \arctan(\tan \theta) & (R_{33} > 0) \\ \pi + \arctan(\tan \theta) & (R_{33} < 0) \end{cases} \quad (2.5)$$

$$\cos \psi = -R_{32} / \sin \theta, \quad \sin \psi = -R_{31} / \sin \theta$$

$$\cos \phi = -R_{23} / \sin \theta, \quad \sin \phi = R_{13} / \sin \theta$$

Un des avantages de l'utilisation des angles d'Euler est la simplicité d'interprétation des résultats. Cette méthode de représentation comporte toutefois quelques inconvénients. D'abord, lorsque l'angle de nutation s'approche de 0 ou d'un multiple de pi ($\theta = n\pi$ avec $n = 0, \pm 1, \dots$), il devient impossible de définir les angles de précession et de rotation propre (équation 2.5). En effet, lorsque l'angle de nutation s'approche d'un angle critique, l'axe de rotation propre

coïncide avec l'axe de précession, rendant les deux rotations indissociables. Lorsque cela se produit, un degré de liberté est perdu. C'est ce qu'on appelle le verrouillage du cardan (*Gimbal Lock - GL*). Ce type de représentation est donc à proscrire dans les applications avec de petits angles. Ensuite, l'ordre de l'erreur numérique peut changer. L'erreur devient très grande proche des angles de nutation critiques. Finalement, il peut être complexe d'interpoler l'orientation du corps rigide ou d'en faire la moyenne dans le temps puisque le mouvement se fait sur trois axes [9, 48, 53, 66].

Angles de Cardan

Comme les angles d'Euler, les angles de Cardan expriment le changement d'orientation entre deux systèmes de coordonnées par trois rotations successives. Les angles de Cardan suivent toutefois une séquence de rotation $\alpha - \beta - \gamma$, c'est-à-dire que chaque rotation se fait autour d'un axe de rotation différent [48, 66]. Les angles de Cardan sont souvent utilisés pour la dynamique de vol. Dans ce domaine, l'angle dans l'axe du véhicule se nomme le roulis, celui dans l'axe latéral se nomme le tangage alors que celui dans l'axe vertical se nomme le lacet. En général, la séquence utilisée est $X - Y - Z$ en utilisant les paramètres ϕ_1 , ϕ_2 et ϕ_3 (figure 2.16). Lorsque cette séquence est respectée, les équations 2.6 permettent de déterminer les angles de Cardan à partir de la matrice de rotation. Il est toutefois possible d'utiliser une autre séquence de type $\alpha - \beta - \gamma$ en la précisant, mais les équations 2.6 ne peuvent plus être utilisées.

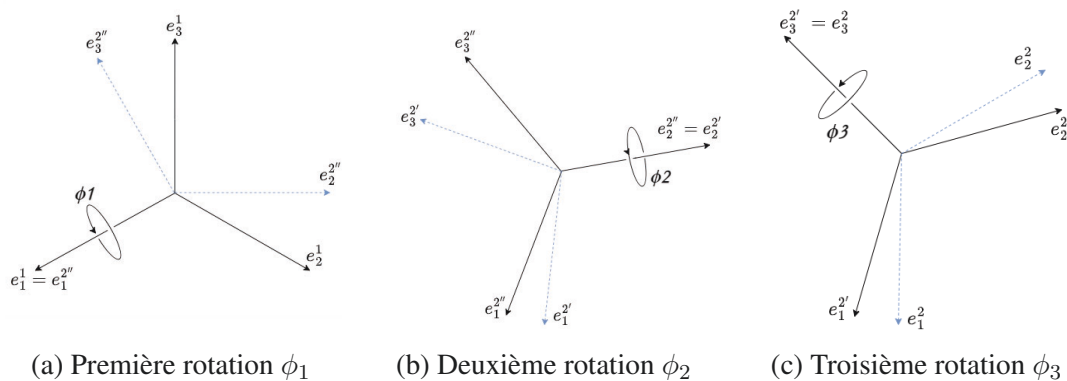


FIGURE 2.16 Angles de Cardan (figure inspirée de Wittenburg *et al.* [66])

$$\begin{aligned}
 \tan \phi_2 &= R_{31} / \sqrt{R_{32}^2 + R_{33}^2}, & \theta &= \arctan(\tan \phi_2) \\
 \cos \phi_1 &= R_{33} / \cos \phi_2, & \sin \phi_1 &= -R_{32} / \cos \phi_2 \\
 \cos \phi_3 &= R_{11} / \cos \phi_2, & \sin \phi_3 &= -R_{21} / \cos \phi_2
 \end{aligned} \tag{2.6}$$

Comparativement aux angles d'Euler, les angles de Cardan peuvent être utilisés lorsque l'angle ϕ_2 tourne autour de 0, ce qui est pratique en aviation. Toutefois, le phénomène GL est toujours

présent, mais l'angle critique est $\phi_2 = \pi/2$ (équation 2.6). Pour le reste, les angles d'Euler et les angles de Cardan présentent les mêmes avantages et inconvénients [9, 48, 66].

Quaternions

Un quaternion est une représentation d'orientation basée sur un axe de rotation \vec{a} et d'un angle de rotation ϕ autour de cet axe (figure 2.17). Contrairement aux angles d'Euler et de Cardan, les quaternions sont définis par un vecteur de quatre paramètres, amenant de la redondance dans le système. L'équation 2.7 présente ces paramètres en fonction du vecteur de direction unitaire \vec{a} et de l'angle de rotation ϕ [9, 31, 66].

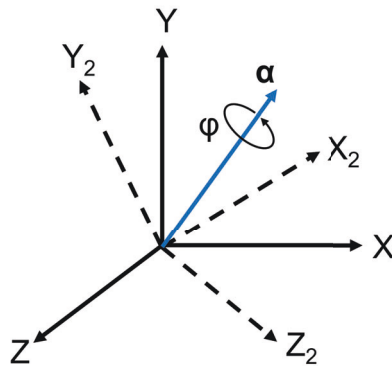


FIGURE 2.17 Représentation axe-angle

$$\vec{q} = \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \phi/2 \\ a_x \sin \phi/2 \\ a_y \sin \phi/2 \\ a_z \sin \phi/2 \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

L'équation 2.8 permet d'obtenir les paramètres du quaternion à partir de la matrice de rotation.

$$\begin{aligned} q_0 &= \pm \sqrt{R_{11} + R_{22} + R_{33} + 1} \\ q_1 &= \frac{R_{23} - R_{32}}{4q_0} \\ q_2 &= \frac{R_{31} - R_{13}}{4q_0} \\ q_3 &= \frac{R_{12} - R_{21}}{4q_0} \end{aligned} \quad (2.8)$$

Même si l'interprétation des quaternions n'est pas intuitive à première vue, il y a plusieurs avantages à les utiliser. D'abord, la redondance de ce système permet d'éviter le GL. Les erreurs restent donc dans le même ordre de grandeur, peu importe l'angle. De plus, les quaternions sont plus efficaces pour moyenniser l'orientation que les angles d'Euler et de Cardan. Tous ces avantages rendent les quaternions très utiles pour modéliser la cinématique humaine [9, 48, 66].

2.3.3 Signature du mouvement

Une fois le mouvement modélisé, il est possible de l'analyser. Pour ce faire, des approches permettent de caractériser certains mouvements par une séquence précise et une manière spécifique de les effectuer (force, amplitude, vitesse, etc.); c'est ce qu'on appelle une signature du mouvement [36]. Malgré le fait que chaque personne ait sa propre signature spécifique à une tâche ou à un mouvement telles des empreintes digitales, on peut identifier des signatures dites normales. Il devient donc possible de comparer une signature quelconque à une signature dite normale pour identifier des anomalies ou des pathologies.

Plusieurs stratégies existent pour définir une signature du mouvement : modèles basés sur les systèmes neuronaux, sur le point d'équilibre, sur des oscillateurs couplés, sur la cinématique et bien d'autres [19, 36]. En se basant sur la théorie de la cinématique, les mouvements sont composés de réponses de différents systèmes neuromoteurs coordonnées par le système nerveux. Lorsque les muscles reçoivent un signal du système nerveux, ils ont une réponse impulsionnelle, c'est-à-dire que leur état de contraction change de manière brusque. Comme la vitesse de la réponse impulsionnelle se rapproche beaucoup d'un signal de type log-normale, ce dernier peut être utilisé pour modéliser un système neuromoteur. Toujours selon cette théorie, la réponse impulsionnelle peut être caractérisée à partir de l'analyse du mouvement [36].

Par ailleurs, une étude a démontré qu'il est possible de créer une signature pour le retournement lors d'un changement de direction de 180° en marchant à partir de l'approche de caractérisation du profil de vitesse via le modèle sigma log-normal [35, 36]. Lors de cette manoeuvre chez les sujets normaux, il y a une séquence spécifique de rotation de la tête puis du tronc.

À partir des paramètres estimés, des métriques propres à la signature du retournement lors de la marche, tel que l'amplitude maximale du mouvement, l'amplitude de commande de chacune des phases, le délai du système impulsionnel ainsi que le temps de réponse du système neuromusculaire, peuvent être définis. En connaissant les paramètres «normaux», il est possible de reconnaître les mouvements pathologiques en comparant chacun des paramètres d'un sujet aux paramètres considérés normaux [35, 36].

Ce type d'approche pourrait être utilisée pour caractériser le LR effectué avec le mannequin. Toutefois, lors d'une manoeuvre de stabilisation parfaite, la colonne vertébrale ne devrait pas

bouger. Par conséquent, comme les capteurs de Frank mesurent une position relative entre deux segments et non une position absolue dans l'espace, aucun mouvement ne serait mesuré par les capteurs dans ces cas. Il est donc requis de créer des signatures de l'erreur plutôt qu'une signature du mouvement idéal. De plus, comme le modèle présenté précédemment se base sur la biomécanique du corps humain pour établir une signature, il est possible que ce type de modèle ne soit pas utilisable pour analyser le mouvement du mannequin. En effet, même si le mannequin est manipulé par des humains, il n'est pas garanti que les profils de ces mouvements correspondent à ceux d'une personne. Toutefois, l'idée d'utiliser le profil de vitesse pour caractériser l'erreur reste pertinente. L'approche d'identification de paramètres différenciateurs à partir de ce profil de vitesse doit toutefois être revisitée.

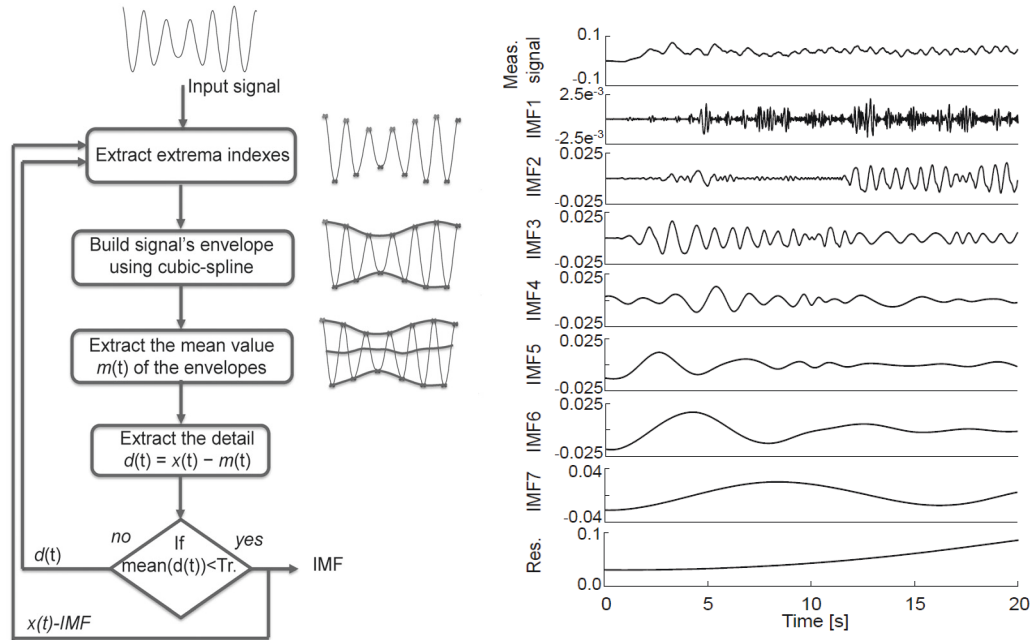
2.3.4 Identification de paramètres différenciateurs

La première étape pour caractériser une activité ou une erreur est d'identifier des paramètres différenciateurs [8]. Pour ce faire, des paramètres doivent d'abord être extraits des signaux bruts. Une des méthodes utilisées pour extraire des paramètres dans le but de différencier des activités humaines et analyser des patrons de mouvements à partir de différents types de données est la décomposition en modes empiriques (*Empirical Mode Decomposition - EMD*) [26, 38]. Cette méthode consiste à diviser le signal en différents composants appelés fonctions de mode intrinsèque (*Intrinsic Mode Functions - IMF*). Chaque mode doit respecter les critères suivants :

- Le nombre de passages à zéro doit être égal ou différé par un du nombre d'extremums locaux.
- En tout point, la somme des enveloppes des maximums locaux et des minimums locaux doit être égale à zéro.

La figure 2.18a présente les étapes requises pour trouver les différents IMFs. Après l'application de ce processus, il reste une fonction qu'on appelle la fonction résiduelle. On peut voir sur la figure 2.18b que plus l'ordre de l'IMF augmente, plus l'amplitude de la fonction augmente alors que la fréquence d'oscillation diminue. Ceci permet d'aller chercher de l'information précise et différente à partir de chacun des IMF. Par exemple, connaissant la fréquence approximative d'un certain mouvement, on sait que l'amplitude associée se retrouvera dans un IMF en particulier. L'avantage de cette méthode, comparativement à d'autres méthodes de décomposition plus conventionnelles comme la transformée de Fourier à court terme (*Short Time Fourier Transform - STFT*) ou la décomposition en ondelettes, est que la fonction à décomposer peut être non linéaire et non stationnaire, ce qui est le cas avec la plupart des données de mouvements [60].

Il est ensuite possible d'extraire des paramètres comme la valeur moyenne, l'amplitude maximale, l'écart-type ou l'énergie des IMFs pertinents selon la situation. Toutefois, les paramètres



(a) Étapes pour trouver les IMF où $x(t)$ est le signal initial, $m(t)$ est la moyenne des enveloppes, $d(t)$ est le signal appelé détail et Tr est le seuil déterminé par l'utilisateur (normalement 0,05).

(b) Signal décomposé par EMD

FIGURE 2.18 Définition de l'EMD (figure adaptée de Bonnet et al, 2013, sous licence CC BY 3.0 [7])

extraits ne sont pas tous pertinents pour la classification. En effet, certains paramètres ne sont pas utiles à la prédiction ou contiennent des informations redondantes. C'est pourquoi une étape primordiale au développement d'un modèle efficace est le choix des paramètres qui y entreront, appelés caractéristiques. Des approches statistiques peuvent être utilisées pour classer les paramètres par ordre d'importance. Un certain nombre d'entre eux est par la suite conservé, dépendamment du modèle utilisé, comme caractéristiques [8]. Ce processus se nomme sélection des caractéristiques et est particulièrement utile lorsque la base de données pour entraîner et tester le modèle est petite. Plus la base de données est restreinte en échantillons, plus il est important de réduire le nombre de caractéristiques afin d'obtenir un modèle représentatif [8, 47].

2.3.5 Techniques de classification

Une fois les caractéristiques sélectionnées, la base de données doit être séparée en base d'apprentissage et en base de test. Cela permet de réduire les risques de surapprentissage, c'est-à-dire d'avoir un modèle qui est collé à la base d'apprentissage, mais qui n'est pas représentatif du phénomène étudié tel qu'illustré à la figure 2.19 [47]. Il est recommandé de mettre 15 % à 35 % des données dans la base de test selon le modèle choisi et le nombre d'échantillons disponibles

[8, 47]. Le modèle de classification peut donc être entraîné avec la base d'apprentissage et testé avec la base de test.

Deux grandes familles de modèles d'apprentissage automatique existent pour classifier des données : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé [47, 51].

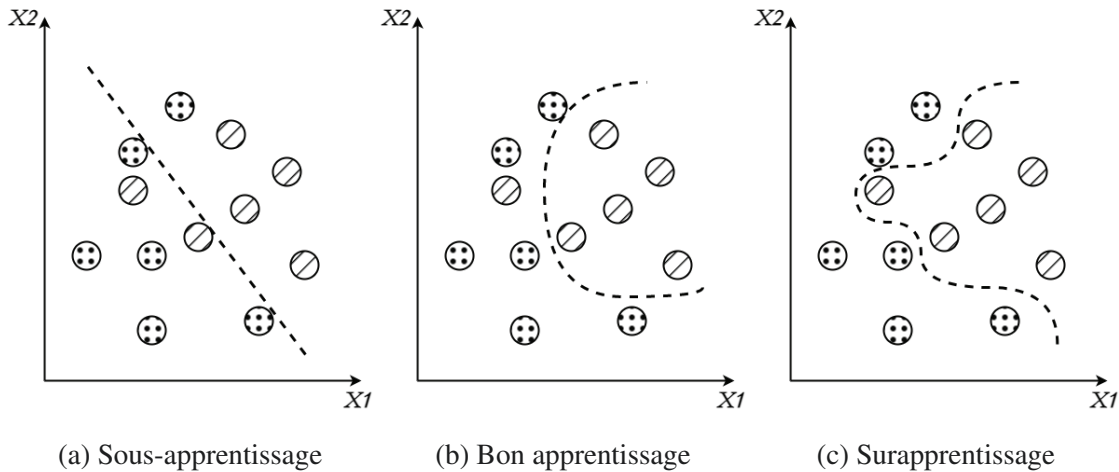


FIGURE 2.19 Exemple de différents niveaux d'ajustement d'un modèle de classification (figure inspirée de Raschka *et al.* [47])

Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est un type d'apprentissage automatique où un modèle apprend à partir d'une base étiquetée, c'est-à-dire que la réponse voulue, appelée cible, est connue pour chaque échantillon fourni dans la phase d'apprentissage. L'algorithme utilisé cherche ainsi à trouver une relation entre les entrées, appelées caractéristiques, et la cible. Lorsque le modèle est entraîné, on peut lui fournir les caractéristiques de la base de test et il donnera une réponse. En comparant la réponse du modèle à la cible, il est possible d'évaluer le modèle. Il existe de nombreux modèles d'apprentissage supervisé, mais quatre sont présentés dans ce document : la régression logistique multinomiale, l'arbre de décision, la forêt d'arbres décisionnels et le réseau de neurones.

Régression

La régression est une approche dans laquelle une variable dépendante est expliquée par une ou plusieurs variables indépendantes. Alors que la variable dépendante est continue pour une régression linéaire, elle est dichotomique pour une régression logistique et catégorique dans le cas de la régression logistique multinomiale. Cette dernière permet donc de faire une classification selon plusieurs variables indépendantes, soit les caractéristiques. Pour ce faire, une classe est choisie comme référence et chacune des autres classes est comparée à cette dernière. Pour chacune des comparaisons, les caractéristiques sont multipliées par des coefficients, appelés poids.

Un biais est également ajouté. Puis, toutes les variables sont additionnées et passées dans une fonction d'activation. Le rôle de la fonction d'activation est de transformer une valeur continue en probabilité. Pour la régression logistique, la fonction d'activation est la fonction sigmoïde. Ainsi, la variable obtenue correspond à la probabilité que l'échantillon appartienne à la classe étudiée versus la classe de référence. Par la suite, une fonction seuil permet de déterminer quelle classe est choisie comme prédiction. La phase d'entraînement permet de rectifier les coefficients qui multiplient les variables indépendantes à partir des erreurs avec l'étiquette [37, 47]. Ce processus est résumé à la figure 2.20.

La régression logistique multinomiale est une technique de classification largement utilisée puisqu'elle est simple à implémenter et nécessite peu de données. Par contre, elle est peu adaptée pour des problèmes complexes. Il est à noter qu'il existe des variantes de la régression logistique multinomiale comme la régression logistique de type un contre tous (*One Vs Rest - OVR*). Dans cette variante, chaque classe est comparée à toutes les autres plutôt que d'avoir une classe de référence. Toutes les autres étapes sont identiques.

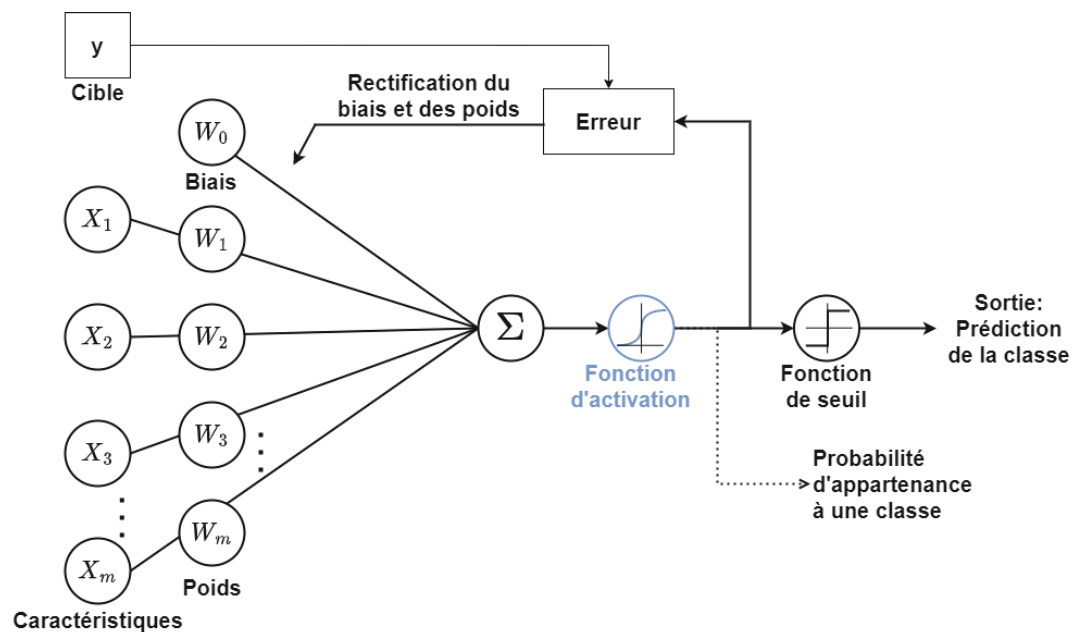


FIGURE 2.20 Régression logistique où x_1 à x_m sont les caractéristiques, w_0 le biais, w_1 à w_m les poids et y la cible (figure inspirée de Raschka *et al.* [47])

Arbre de décision

L'arbre de décision consiste en une série de décisions logiques basées sur un ou des paramètres d'entrée du modèle. À chaque niveau, un paramètre est comparé à une valeur seuil déterminant quel sera le prochain niveau ou la classe prédite à la fin de l'arbre tel qu'illustré à l'exemple de la figure 2.21. La phase d'apprentissage consiste à choisir les paramètres à chacun des niveaux ainsi

qu'à déterminer les valeurs seuils pour ces paramètres afin de maximiser les bonnes prédictions. L'avantage principal de cette technique de classification est qu'elle est facile à comprendre, visualiser et implémenter. Par contre, il peut être plus difficile d'obtenir de bons résultats avec peu de données en raison du surapprentissage [8, 47].

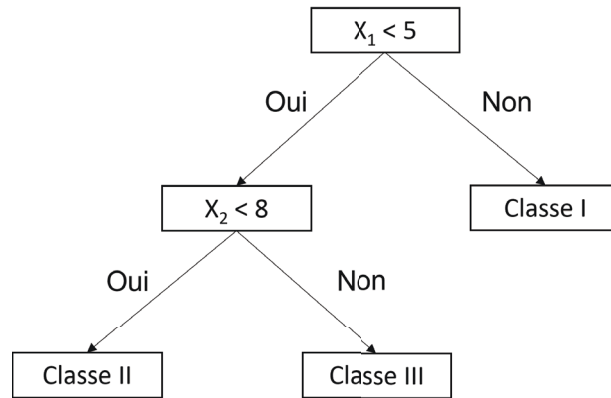


FIGURE 2.21 Arbre de décision

Forêt d'arbres décisionnels

La forêt d'arbres décisionnels consiste en un ensemble d'arbres de décision simple. Par contre, les paramètres utilisés sont choisis aléatoirement plutôt que pour maximiser la séparation entre les classes. La classification se fait, par la suite, en moyennant la classification de tous les arbres. La forêt d'arbres décisionnels est souvent utilisée puisqu'elle est en général plus robuste et a tendance à faire moins de surapprentissage que l'arbre de décision. En effet, chaque arbre risque de faire du surapprentissage sur une partie des données. Or, avec plusieurs arbres qui font du surapprentissage de manières différentes, on réduit le surapprentissage global en prenant la moyenne de ces arbres. Par contre, le grand nombre d'arbres requis augmente le nombre d'essais nécessaires pour l'entraînement. De plus, la forêt d'arbres est plus difficile à visualiser et à comprendre [43, 47].

Réseau de neurones

Le réseau de neurones est un modèle dont la structure est basée sur celle d'un cerveau humain. En effet, plusieurs neurones, appelés noeuds, sont interconnectés les uns aux autres et s'envoient de l'information. Tout comme pour la régression linéaire, les caractéristiques sont multipliées par des poids représentés par des flèches sur la figure 2.22. Par contre, dans un réseau de neurones, il peut y avoir plusieurs couches et plusieurs noeuds par couches. Dans chacun des noeuds se trouvent une sommation puis une fonction d'activation. La phase d'entraînement consiste en la rectification des poids. Comme il peut y avoir plusieurs couches et plusieurs noeuds par

couche, il y a beaucoup de poids à optimiser lors de l'entraînement. Ainsi, les réseaux de neurones sont souvent longs à entraîner et requièrent un grand nombre d'échantillons. Ils sont, par contre, meilleurs que les algorithmes vus précédemment pour résoudre des problèmes complexes [43].

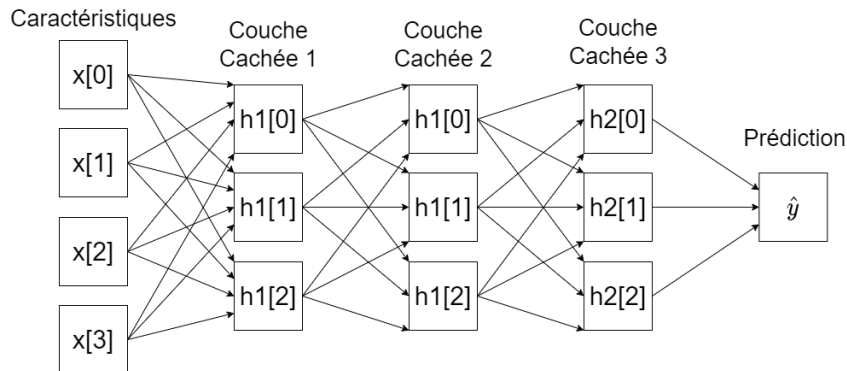


FIGURE 2.22 Réseau de neurones où x sont les caractéristiques, h les noeuds, \hat{y} est la prédiction et les flèches représentent une multiplication par un poids (figure inspirée de Muller *et al.* [43])

Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé constitue la deuxième grande famille de technique. Il s'agit d'un type d'apprentissage automatique où les échantillons n'ont pas besoin d'être étiquetés. En effet, les algorithmes trouvent par eux-mêmes des tendances, des relations ou des propriétés similaires dans les données fournies sans avoir de cible. Par exemple, certains sites internet utilisent l'apprentissage non supervisé pour vous recommander des produits selon les produits que vous avez regardés récemment et les produits qui sont souvent achetés ensemble. Ils sont aussi capables de vous classer selon un type de consommateur et de vous envoyer des publicités qui risquent de vous intéresser. Ainsi, personne n'a eu besoin de créer un profil type ou de donner des exemples de consommateur pour entraîner cet algorithme [43, 47]. Un des grands avantages de ces méthodes est qu'elles requièrent peu de travail humain durant l'analyse. Par contre, les classes ne peuvent être déterminées préalablement et les données doivent être en grande quantité et représentative de la population pour obtenir un modèle de qualité. Encore une fois, de nombreux algorithmes existent, mais seulement deux sont présentés : l'analyse en composantes principales et le partitionnement en k-moyennes.

Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales permet de créer de nouvelles caractéristiques à entrer dans un modèle à partir des paramètres choisis. Pour ce faire, les paramètres sont combinés linéairement pour créer de nouveaux axes qu'on nomme composantes principales. Ces axes sont définis de manière à maximiser la variance tout en étant orthogonaux. Ainsi, les paramètres

corrélés sont mis ensemble et sont peu liés aux autres [47]. La figure 2.23 présente un exemple de création de nouveaux axes avec la technique d'analyse en composante principale. Dans cet exemple, x_1 et x_2 sont les caractéristiques originales alors que $PC1$ et $PC2$ sont les composantes principales. Comme il est possible de constater, la première composante principale explique une plus grande variance que la deuxième composante. Ainsi, la variance expliquée diminue lorsque l'ordre de la composante principale augmente. Il y a toujours autant de composantes principales qu'il y a de paramètres. Toutefois, il est possible de conserver que les premières composantes principales puisque c'est dans ces dernières qu'il y a le plus de variances. Ce processus est d'ailleurs souvent utilisé pour réduire la quantité de caractéristiques entrant dans un modèle en minimisant la perte d'information. De plus, cette méthode permet parfois de créer des grappes qui peuvent être facilement distinguables par d'autres modèles comme le partitionnement en k -moyennes. Par contre, on perd de l'interprétabilité avec cette méthode où chaque composante principale est constituée d'une partie de chaque paramètre en entrée.

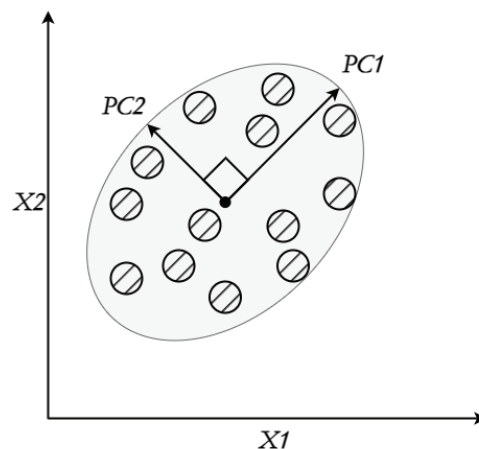


FIGURE 2.23 Analyse par composantes principales où x_1 et x_2 sont les caractéristiques originales et $PC1$ et $PC2$ sont les composantes principales (figure inspirée de Raschka *et al.* [47])

Partitionnement en k -moyennes

Le partitionnement en k -moyennes est une technique qui permet de faire une classification par traits similaires de manière non supervisée. Les classes ne peuvent être déterminées préalablement, mais le nombre de classes doit l'être, nombre que l'on nomme k . Pour comprendre le fonctionnement de cette méthode, prenons l'exemple de la figure 2.24a où nous cherchons à trouver $k = 2$ classes. Deux centroïdes sont positionnés aléatoirement dans l'espace. Chaque donnée de la base d'entraînement est classée dans une des deux catégories, dépendamment du centroïde le plus proche tel qu'illustré à la figure 2.24b. Par la suite, la moyenne de chaque classe est effectuée pour repositionner les centroïdes (figure 2.24c). L'étape de la catégorisation

peut ensuite être effectuée à nouveau, suivie de l'étape de relocalisation des centroïdes jusqu'à ce que les centroïdes ne bougent plus. Les classes sont à ce moment créées telles qu'illustrées à la figure 2.24d. Pour faire une prédiction d'une nouvelle donnée, la distance de chacun des centroïdes est calculée et la classe est choisie en fonction de la distance minimale [37].

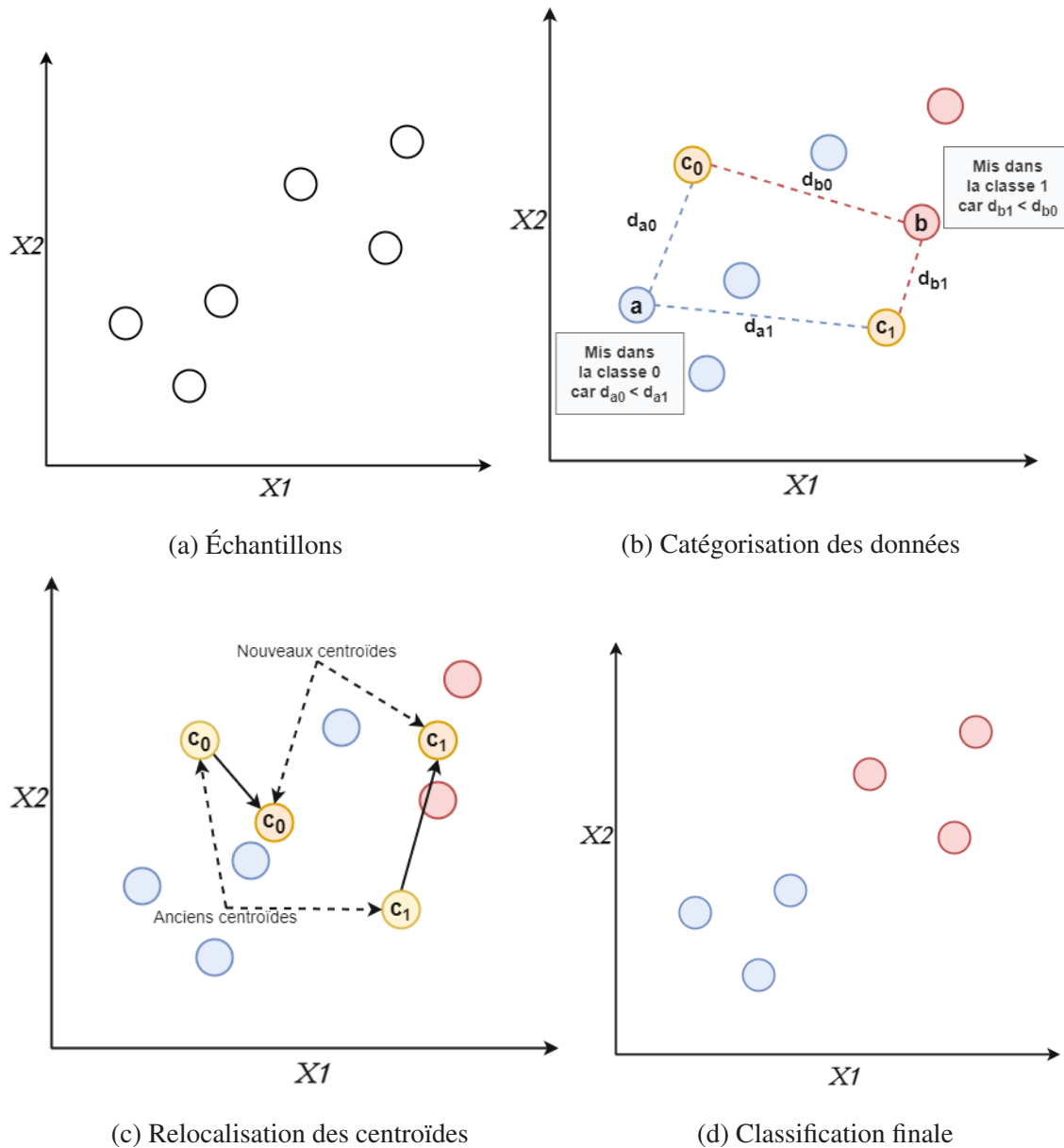


FIGURE 2.24 Exemple de partitionnement en k -moyennes ou x_1 et x_2 sont les caractéristiques, c_0 et c_1 sont les centroïdes et d_{a0} à d_{b1} sont les distances entre les échantillons et les centroïdes (figure inspirée de Lee [47])

Validation

Lorsque le modèle est entraîné, il doit être validé pour déterminer la qualité de cet entraînement avant d'être utilisé. Pour ce faire, les données de la base de test sont entrées dans le modèle, puis

la prédiction est comparée à la cible. Plusieurs critères de performance peuvent aider à caractériser un modèle. Une de ces méthodes est la matrice de confusion. La matrice de confusion est une matrice carrée qui compare les résultats de prédictions du modèle aux classes réelles. La figure 2.25 présente une matrice de confusion d'un modèle à réponse dichotomique. À partir de cette matrice, on peut définir d'autres critères de performance comme la précision, l'erreur, la sensibilité, la spécificité, la valeur prédictive positive (VPP) et la valeur prédictive négative (VPN), tel que défini dans le tableau 2.2 [47]. Tous ces critères permettent à la fois de valider les modèles, mais aussi de les comparer. En effet, certains modèles peuvent être plus performants selon certains critères et moins performants selon d'autres. L'importance des différents critères varie beaucoup en fonction du contexte.

		Prédiction	
		Positif	Négatif
Cible	Positif	Vrai positif (VP)	Faux négatif (FN)
	Négatif	Faux Positif (FP)	Vrai négatif (VN)

FIGURE 2.25 Matrice de confusion

TABLEAU 2.2 Équations des différents critères de performances

Critères de performance	Équations
Précision	$\frac{VP + VN}{FP + FN + VP + VN}$
Erreur	$\frac{FP + FN}{FP + FN + VP + VN} = 1 - PRECISION$
Sensibilité	$\frac{VP}{FN + VP}$
Spécificité	$\frac{VN}{FP + VN}$
VPP	$\frac{VP}{FP + VP}$
VPN	$\frac{VN}{FN + VN}$

Comme il existe plusieurs modèles d'apprentissage automatique, il peut être difficile de choisir le bon. Une méthode simple pour évaluer les différents modèles est la validation croisée à k blocs. Cette méthode consiste à diviser les données en k blocs. Ensuite, k itérations sont réalisées

en utilisant les données d'un bloc comme test et les $k-1$ autres blocs comme données d'entraînement. Il est par la suite possible de sortir des critères de performances qui permettent de justifier le choix d'un modèle plutôt qu'un autre tel qu'illustré à la figure 2.26. En effet, la performance d'un modèle peut grandement être influencée par la division des données, surtout si l'échantillon est petit. La validation croisée à k blocs permet de tester différentes divisions et, donc, de constater si les performances du modèle sont constantes, et par le fait même, confirmer un bon apprentissage. Cette méthode peut également permettre de choisir les meilleurs paramètres d'entraînement du modèle [47].

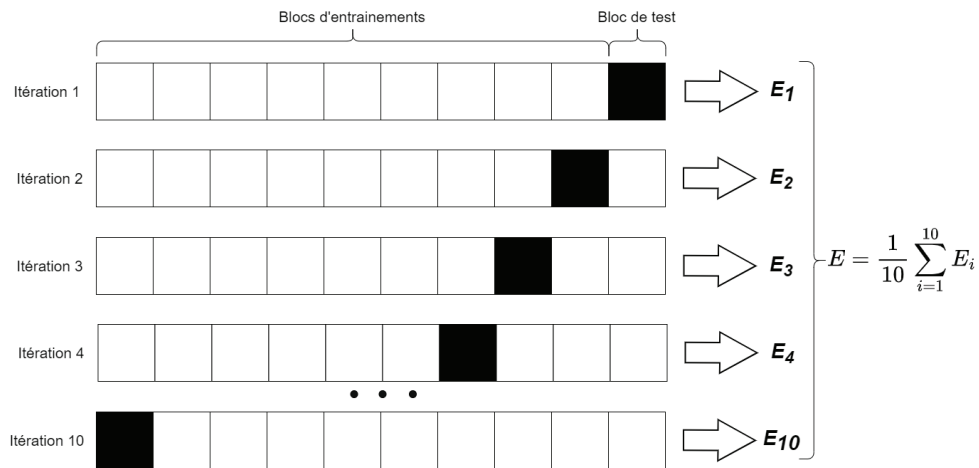


FIGURE 2.26 Exemple de validation croisée à k blocs où $k = 10$ et où E_1 à E_{10} correspondent aux critères de performance (figure inspirée de Raschka *et al.* [47])

2.3.6 Conclusion

Ainsi, pour répondre aux objectifs spécifiques de ce projet de maîtrise, il faut mettre en place un protocole de test permettant de mesurer le mouvement du mannequin dans le but de le valider. Par la suite, un modèle de caractérisation du mouvement involontaire peut être créé pour identifier la source de l'erreur lors d'une manoeuvre de transfert avec SMR afin de donner une rétroaction claire.

CHAPITRE 3

VALIDATION DE LA MESURE

Ce chapitre, sous forme d'article, répond au premier objectif spécifique du projet de maîtrise, soit l'évaluation de l'exactitude de la mesure du mouvement au niveau cervical et lombaire en comparaison à un système étalon.

3.1 Avant-Propos

Auteurs et affiliation :

- Camille Martin : Étudiante à la maîtrise, Département de génie électrique et génie informatique, Faculté de génie, Université de Sherbrooke
- Patrick Boissy : Professeur, Département de chirurgie, Faculté de médecine et sciences de la santé, Université de Sherbrooke
- Mathieu Hamel : Ingénieur biomédical, Centre de Recherche sur le Vieillissement, CIUSSS Estrie CHUS
- Karina Lebel : Professeure, Département de génie électrique et génie informatique, Faculté de génie, Université de Sherbrooke

Date de soumission :

2022-09-19, en processus de révision

Revue :

IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine

Titre en anglais :

Instrumented pre-hospital care simulation mannequin for use in spinal motion restrictions scenarios : Validation of cervical and lumbar motion assessment

Titre français :

Utilisation d'un mannequin de simulation instrumenté pour des scénarios de restriction de la colonne vertébrale en contexte de soins pré-hospitaliers : Validation de la mesure du mouvement cervical et lombaire

Contribution au mémoire :

Cet article contribue au mémoire en développant la méthodologie et les résultats de la validation du mannequin, soit le premier objectif spécifique de cette maîtrise. De plus, cet article élabore les limites de cette expérience tout en concluant sur l'utilisabilité de cette technologie pour les futurs projets de recherche et de formation.

Résumé français :

Mise en contexte : Un mannequin de simulation instrumenté de capteurs au niveau de la colonne vertébrale a été conçu à l'Université de Sherbrooke. Il est utilisé pour étudier les bonnes pratiques et former des intervenants en santé concernant les restrictions de mouvement de la colonne lors de la mobilisation et prise en charge d'un patient avec suspicion d'une atteinte au rachis. Les objectifs de cette étude sont de : déterminer l'exactitude de la mesure du mouvement donnée par le mannequin au niveau cervical et lombaire; puis de confirmer que la vitesse du mouvement n'a pas d'impact sur l'exactitude. **Méthodologie :** L'évaluation de l'exactitude a été déterminée en comparant les orientations mesurées simultanément par le mannequin et un système optoélectronique de mesure du mouvement. La tête et le pelvis du mannequin ont été bougés dans tous les plans anatomiques à différentes vitesses. **Résultats :** L'exactitude évaluée avec l'erreur quadratique moyenne varie entre $0,7^\circ$ et $1,5^\circ$ selon le plan anatomique. L'analyse de Bland-Altman révèle un biais variant de $-0,7^\circ$ à $0,6^\circ$ alors que l'intervalle de confiance reste sous $3,5^\circ$. Le changement minimal détectable varie entre $1,3^\circ$ et $2,6^\circ$. Le changement de vitesse n'a pas modifié l'exactitude de la mesure du mouvement. **Conclusion :** Les résultats de cette étude de validation confirment le potentiel d'utilisation du mannequin pour donner une mesure du mouvement juste au niveau cervical et lombaire. Il a donc le potentiel d'être utilisé durant des scénarios de simulation pour la formation ou la recherche sur les restrictions de mouvement de la colonne. **Impact clinique :** La validation de la mesure du mouvement du mannequin ouvre la porte à de nouvelles études et formations sur les restrictions de mouvement. En effet, il peut être utilisé dans des conditions qui ne sont pas possibles avec les approches de simulation actuelles qui dépendent des patients simulés et de l'évaluation subjective de la mesure du mouvement.

3.2 Abstract

Objective : A mid-fidelity simulation mannequin with an instrumented cervical and lumbar spine is currently used to study best practices and train healthcare professionals in the application of spinal motion restrictions (SMR) during early mobilization and transfer of accident victims with suspected spine injury. The objectives of this study are to : examine the accuracy of the cervical and lumbar motions measured with the mannequin ; and confirm that the speed of motion has no bearing on this accuracy. **Methods and procedures :** Accuracy was assessed through concomitant comparison of the orientation data measured with the mannequin and an optoelectronic system. The mannequin's head and pelvis were moved in all anatomical planes of motion at different speeds. **Results :** Accuracy assessed by root-mean-square error varied between $0,7^{\circ}$ and $1,5^{\circ}$ in all anatomical planes of motion. Bland-Altman analysis revealed a bias varying between $-0,7^{\circ}$ and $0,6^{\circ}$ whereas the absolute limit of agreement remained below $3,5^{\circ}$. The minimal detectable change varied between $1,3^{\circ}$ and $2,6^{\circ}$. The motion speed showed no impact on accuracy. **Conclusion :** The results of this validation study confirm the mannequin's potential to provide accurate measure of cervical and lumbar motion during simulation scenarios for training and research on the application of SMR.

Clinical impact : The validation of the measures from this mannequin opens the door to new studies and training on best practices on SMR in a large range of conditions that are not possible with actual simulation approaches relying on simulated patients and subjective assessment.

3.3 Introduction

Spinal cord injuries (SCI) are caused by traumatic events such as traffic accidents, sports, and falls and results in motor, sensory or autonomic dysfunctions [57, 15]. Zileli *et al.* report that 46 % of SCI occurs at cervical level whereas 24 % occurs at lumbar level [70]. When SCI is suspected, health professionals must apply spinal motion restriction (SMR) to transfer and transport the patient to a medical center. SMR consists of techniques to reduce undesired movement of the spine by keeping the head of the patient aligned with his trunk and his trunk aligned with his pelvis. SMR techniques' training is essential to minimize secondary damage to the spine.

Currently, SMR training is usually performed with simulated patients or low-fidelity mannequins. In either case, the biomechanics and the compliance of an unconscious person is not well reproduced. It may thus be harder to transfer learnings from training to real life situation. Furthermore, there is no objective measures of the quality and effectiveness of the application of the SMR : as maneuvers and techniques used are mostly assessed subjectively by expert-trainer observations or the simulated patient receiving the care. More so as, it was demonstrated that the validity of subjective performance scores of both rescuers and simulated patient when ap-

plying SMR is poor compared with objective measures of motion [54]. Providing immediate or deferred objective feedback on the quality and effectiveness of SMR applied during pre-hospital care scenarios by healthcare professionals could help to identify the most effective technique in addition to improve SMR techniques' execution [10, 11, 18].

Motion capture technologies such as optoelectronic systems, inertial systems, and electromagnetic systems can be used to assess motion objectively [65]. Optoelectronic systems are commonly used in sports and motion sciences as well as in the filmmaking industry. Markers are placed on anatomical landmarks. The 3D coordinates of these landmarks are then reconstructed using 2D positions from individual cameras by triangulation. System calibration is thus crucial to accurately collect data. Under optimal conditions, these systems have an excellent accuracy and precision, even in dynamic situations. These advantages make this technology currently the gold standard in biomechanical studies on SMR [65, 64]. However, accuracy decreases with markers' obstruction, which is inevitable during SMR training considering the numerous people needed to perform maneuvers. Moreover, this technology is mainly restricted to laboratory use reducing the number of simulation scenarios that can be done.

Inertial systems combine 3-axis accelerometers measuring linear acceleration and 3-axis gyroscopes measuring angular velocity. Inertial measurement unit (IMU) also includes a magnetometer measuring magnetic field. Algorithms estimate the orientation of each module, expressed in a fixed global reference frame based on gravity and magnetic field. Even if accuracy and precision are usually sufficient for these types of applications, noise and error from these signals increase with integration and cause the drift of the position and orientation data. Ferromagnetic environment, type and speed of motion can also affect the accuracy [65, 33]. Thus, it cannot be used for accurate measurement in every environment and for all simulations scenarios. Qualified staff is also needed to operate these systems and ensure the reliability of measurement. On the other hand, IMU are small, unobstructive and they are not affected by line of sight which makes it a good choice to get out of the laboratory.

Electromagnetic systems are composed of one electromagnetic field transmitter and multiple sensors. The sensors consist of 3 orthogonal coils that produce electrical current from the electromagnetic field from which position and orientation can be inferred. There is therefore no line of sight problem with this technology. However, in similar conditions, their accuracy is not as good as optoelectronic system and is affected by ferromagnetic metals. The capture volume is limited by the quite small transmission range of the transmitter [65]. It is thus hard to use in complex simulation scenarios where the patient must be move around.

Frank : instrumented simulation mannequin

To overcome the various challenges for SMR scenarios reported in the previous sub-section, few research teams have tried to use cadavers and instrumented simulation patient to study relative motion of the head relative to the trunk during simulations scenarios [10, 11]. These approaches presented limitations such as body's flaccidity, ethics approbation and technical difficulties. Since no mannequin in the market or in research proposed a good biofidelity in term of motion, our team has developed Frank ; a mid-fidelity instrumented simulation mannequin designed for emergency medical services training [14]. Frank is a full humanoid silicon-based shape mannequin measuring 170 cm and weighing 75 kg proportionally distributed. Its internal articulated skeleton respects the anthropometry of an average American male. Based on cadaveric and anthropometric studies, all limbs are articulated and have the average weight, inertia, and range of motion expected (see video on Frank's articulations accessible within supplementary material). Frank thus reproduces the biomechanics of an unconscious man. He is also equipped with an airway for intubation and ventilation and his chest is compressible to perform cardio-pulmonary resuscitation (CPR).

Frank has also a spine that is instrumented at the cervical and lumbar levels. Each segment is composed of four joints : two in flexion, one in lateral flexion and one in rotation. This configuration allows to mimic the motion of the spine in all anatomical planes. Thus, Frank's spine design is meant to reproduce the movement of the spine at a segmental level. The biomechanical fidelity in terms of segments' motion and inertia has been evaluated and confirmed informally by a small group of experts (orthopedic surgeon, anaesthetist, sport therapist trainer, physiotherapist) and through feedback from many (n>150) pre-hospital care and healthcare workers (firefighters, paramedics, ski patrol, sports therapist, nurses, trauma doctors) during extensive use of the mannequin in usability tests. Absolute magnetic encoders at each joint measure angular position [1]. This type of encoder includes a magnet installed on the shaft of the joint and a Hall effect sensor fixed on the shaft's axis. The sensor detects the orientation of the magnetic field and infers the corresponding angular position with a claimed precision of 0,0219° [1].

Considering that cadaver based approach are complexed to deploy in various environments, that simulated patient are not as sluggish as an inconscient person, that no mannequin on the market currently has a good segmental motion biofidelity and the actual measurement technologies are not adapted to this purpose, Frank apperas as a potential improvement to objectively assess SMR maneuvers during training and in research context. However, an initial validation of cervical and lumbar segmental motion measures is required to confirm its overall motion assessment accuracy, referenced anatomically, before it could be used in different contexts outside laboratories. Accordingly, the objective of this paper are (1) to assess accuracy of the mannequin in all planes

of motion by comparing the mannequin's motion measures to a gold standard, and (2) to validate that motion speed has no impact on accuracy.

3.4 Methodology

The methodological section describes first the anatomical model used in the instrumented spine of the mannequin to allow the conversion of the data provided by the encoders into an anatomically referenced motion to facilitate clinical interpretation on the effectiveness of the SMR during the simulation scenarios. The detailed experimental protocol used to collect data to validate the cervical and lumbar motion recorded during controlled conditions with the mannequin is then presented. This is followed by the data reduction process and analysis leading to the establishment and comparison of the error in motion measurements from the mannequin in comparison to a gold standard.

3.4.1 Anatomical model definition

Cervical & lumbar assembly model

To achieve clinical meaning, encoders' data must be transformed into relative orientation of the head to the trunk, for cervical spine, and the relative of orientation of the trunk to the pelvis for lumbar spine. The process is based on robotic approach called forward kinematics which aims at determining the position and orientation of the end-effector knowing the values of each joint. In the case of Frank's cervical spine, the head represents the end-effector and the trunk, the base. Forward kinematics can therefore be used for Frank's spine since the values of each revolute joint is given by an encoder.

Forward kinematic model usually requires to define six parameters for full position and orientation definition of a link relative to the previous one : three in rotation and three in translation. However, some conventions on the coordinate system allow to cut down the number of required parameters. The Denavit-Hartenberg convention, widely used in forward kinematics, specifies that :

1. The z_i axis must be located along the axis of the joint i .
2. The x_i axis must be normal to the z_i and z_{i-1} axis. If z_i and z_{i-1} are parallel, the direction of x_i is chosen arbitrarily.
3. The y_i must be defined with respect to the right-hand rule.

Applying these rules reduces the required number of parameters to fully define the coordinate system of each link to four :

- The joint length, a_i , defined as the distance between z_{i-1} and z_i axis, along x_i axis.
 - The joint twist, α_i , defined as the angle between z_{i-1} and z_i axis, along x_i axis.
-

- The joint offset, d_i , defined as the distance between x_{i-1} and x_i axis, along z_{i-1} axis.
- The joint angle, θ_i , defined as the angle between x_{i-1} and x_i axis, along z_{i-1} axis.

Frank's cervical and lumbar spine assembly was thus modeled following the Denavit-Hartenberg convention (panel A of Fig. 3.1), resulting in the parameters value listed in Table 3.1. It is to be noted that the last coordinate systems, shown at the top of panels B and C of Fig. 3.1, are created to ease comparison of the end effector's orientation to the base. The purpose is that the end effector and the base have the same orientation in neutral position.

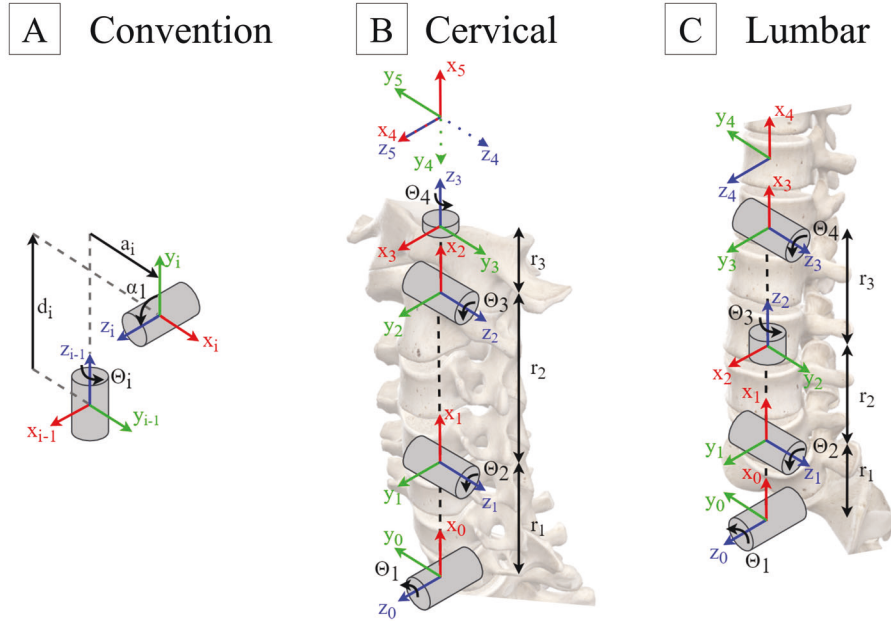


FIGURE 3.1 Frank's spine models following Denavit-Hartenberg convention. (a) Denavit-Hartenberg's rules (b) Frank's cervical Model. (c) Frank's lumbar model

TABLE 3.1 Denavit-Hartenberg Model Parameters

Joint	Cervical				Lumbar			
	a	α	d	θ	a	α	d	θ
1	r_1	$\pi/2$	0	θ_1	r_1	$\pi/2$	0	θ_1
2	r_2	0	0	θ_2	0	$\pi/2$	0	$\theta_2 + \pi/2$
3	0	$\pi/2$	0	$\theta_3 + \pi/2$	0	$-\pi/2$	$r_2 + r_3$	θ_3
4	0	$-\pi/2$	r_3	θ_4	0	$-\pi/2$	0	$\theta_4 - \pi/2$
5	0	$-\pi/2$	0	$-\pi/2$				

From this analysis, transformation matrices between consecutive joints are derived. Equation 3.1 represents the transformation matrix from link $i-1$ to i , where R corresponds to the rotation and r , the translation. The global transformation matrix allowing to infer the relative motion in translation and rotation between the end-effector and the base can then be obtained by multiplying transformation matrices of all links, as presented in (3.2).

$$\begin{aligned}
T_{i-1}^i &= \left[\begin{array}{ccc|c} R_{i-1}^i & & & r_{i-1}^i \\ \hline 0 & 0 & 0 & 1 \end{array} \right] \\
&= \left[\begin{array}{ccc|c} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \cos \alpha_i & \sin \theta_i \sin \alpha_i & a_i \cos \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \cos \alpha_i & -\cos \alpha_i \sin \alpha_i & a_i \sin \theta_i \\ 0 & \sin \alpha_i & \cos \alpha_i & d_i \\ \hline 0 & 0 & 0 & 1 \end{array} \right]
\end{aligned} \tag{3.1}$$

$$T_1^n = T_1^2 T_2^3 \dots T_{n-1}^n \tag{3.2}$$

The global rotation matrix R_1^n can then be transformed into three elemental and independent rotations, such as Euler angles, to describe orientation of a body based on a known reference. In our case, the three axes of rotation are the anatomical axes, and the known reference is the neutral position (section Neutral calibration). This representation has the advantage of being intuitive. However, when two rotational axes are lined up, one degree of freedom is lost, causing a problem called gimbal lock. This phenomenon results in the loss of the ability to describe correctly the body orientation in three dimensions. To overcome this problem, another representation less intuitive can be used, the quaternions. A quaternion is composed of four components : three values to describe a 3D vectors and another value describing the angle of rotation of the body around this vector. Thus, the angle component of the quaternion can be used to describe the global range of motion of a body compared to its reference state, independently of the anatomical axes. To facilitate comprehension, both approaches are used in the current manuscript.

Neutral calibration

In order to represent the movement in anatomical planes, a neutral anatomical calibration is required. In biomechanical studies, the subject is typically asked to stand in upright position looking forward. Due to the impossibility to maintain the mannequin in a perfectly upright position, a jig has been designed to position the mannequin in a neutral supine position (Panel A of Fig. 3.2).

3.4.2 Data collection

Validation of Frank's bodies orientation is achieved through concomitant comparison of the orientation data assessed with Frank to a gold standard motion capture system. The motion capture system used in this protocol is an optoelectronic system including 8 Optitrack (Natural-

Point Inc., Corvallis, OR) cameras (6 *Prime^X13* with 0,2 mm 3D accuracy and 2 *Prime^X13W* with 0,3 mm 3D accuracy). Cameras were positioned to track passive markers in a 3 m x 2 m x 1,5 m capture volume with an accuracy of 0,688 mm as assessed through Optitrack calibration protocol. Markers' positions were tracked using Optitrack's proprietary software, Motive 2.1.1. Specifically, markers were apposed on Frank's head, trunk and pelvis to create rigid bodies to be tracked in position and orientation (panel C of Fig. 3.2). Head, trunk, and pelvis' rigid bodies included 5, 4 and 6 markers respectively. It is to be noted that a smaller number of markers were used for the trunk since this segment remained static during the manipulations. Markers were placed asymmetrically to ensure optimal tracking.

Optitrack's ground plane was placed next to the jig to align the two measurement systems. While in the jig in neutral position, rigid bodies were created, and encoders were set to zero. The mannequin was then removed from the jig for the rest of the protocol. In order to minimize the global bias between the two measurement tools, an alignment optimization was conducted between Optitrack and the encoders value (panel D of Fig. 3.2). One trial per mannequin's segment, moved in all three anatomical planes at the same time, was used to perform this optimization process.

Each trial was initiated with Frank resting in neutral supine position. The protocol included movement along major axis in each plane of motion (panel B of Fig. 3.2) as well as combined motions for a total of four conditions for both cervical and lumbar levels. Trials were composed of three cycles of full range movement, finishing in neutral position. Each condition was repeated 10 times, five at fast speed (1 s/cycle) and five at slow speed (4 s/cycle). A grand total of 80 trials (40 per segment) were thus acquired with the same operator moving the segments at his best capacities. Throughout data acquisition, great care was taken to minimize obstructions of the marker from the cameras, such as hand and body placement. A video illustrating the concept of the manipulations is accessible through supplementary material.

3.4.3 Data reduction & analysis

Data processing and analysis were performed with Matlab R2020b (Mathworks, Natick, MA).

Data pre-processing

Data pre-processing includes systems synchronization and outliers analysis. The mannequin and the optoelectronic system were first synchronized using cross correlation on the signal from the anatomical plane with the greater range of motion. To standardize, one second in neutral position was kept prior to the movement initiation. Outliers were detected from angular velocity : an instantaneous global motion velocity greater than $120^{\circ}/s$ was flagged as an outlier and removed from the signal. If there was less than 50% of outliers in a 0,2 s time span, the points of this

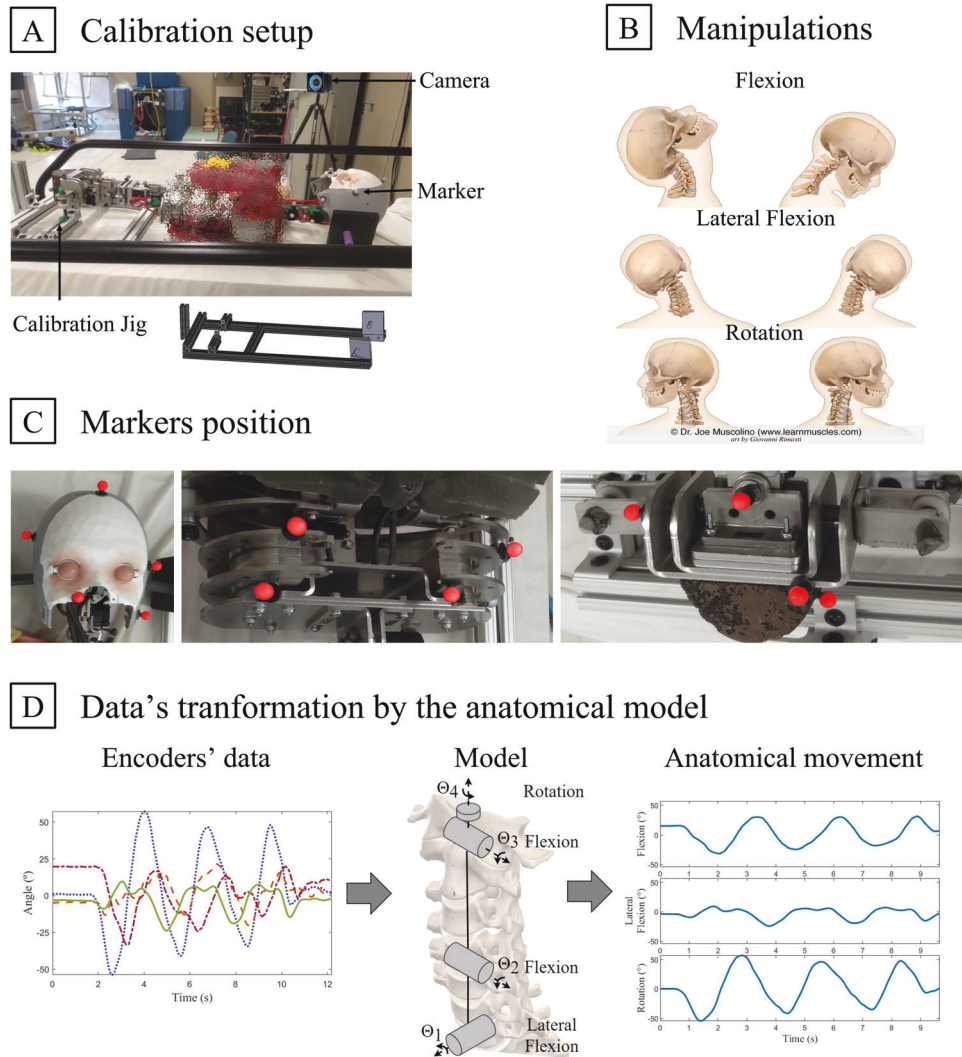


FIGURE 3.2 Data collection for Frank's validation. (a) **Calibration setup** with Frank's spine placed in neutral position in the calibration jig. (b) **Manipulations** of the segment in the three anatomical planes. (c) **Markers position** of all three rigid bodies : head (left), trunk (center) and pelvis (right). On the image, the markers' color was changed to help visibility. Two markers on the pelvis are not visible on this picture (d) **Data's transformation by the anatomical model** : encoders' data from combined trial are put in the anatomical model to obtain anatomical motion data. These datas are then compared to data from optoelectronic system to optimize the alignment and the initial values of the model.

window were interpolated to reconstruct signal. This approach ensures reliability of the gold standard which can be momentarily imperfect due to markers obstruction.

Performance markers

Accuracy is defined as the "closeness of agreement between a quantity value obtained by measurement and the true value of the measurand" [40]. In the current protocol, the movement asses-

sed by the motion capture system is considered the true value. Accuracy is evaluated using the root-mean-square error (RMSE) between the motion assessed by Frank and the motion-capture system (3.3, with $x_{1,i}$ and $x_{2,i}$ representing the same measurement for both systems). Interpretation of RMSE value in context of use follows the guidelines proposed by McGinley *et al.*, presented in Table 3.2 [39].

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{1,i} - x_{2,i})^2}{n}} \quad (3.3)$$

TABLE 3.2 Accuracy interpretation

RMSE Values	Accuracy interpretation
$RMSE \leq 2^\circ$	Good
$2^\circ < RMSE \leq 5^\circ$	Acceptable
$5^\circ < RMSE \leq 10^\circ$	Tolerable
$RMSE > 10^\circ$	Unbearable

Although optoelectronic system is recognized in the literature as a gold standard, careful considerations must be made at different levels to ensure constant fidelity as introduced in section 3.4.3. Although best care was taken in this protocol to minimize the risks, the level of error we are herein looking at can challenge the idea of absolute truth. As such, another method based on interchangeability, the Bland-Altman method, was used to complement accuracy assessment. Unlike RMSE, the Bland-Altman method does not consider one system as perfect : it quantifies the agreement between two measurements tools, usually an accepted technology and a new one, so here the optoelectronics and Frank's encoders. The quantification of the agreement is done by computing the bias and the limit of agreement. This method requires the differences to be normally distributed which can be verified using a Shapiro-Wilk test. To ensure equal representativity of fast and slow trials, 10 points were randomly selected, per trial, to be used on the Bland-Altman analysis. The same guidelines as RMSE are used to interpret the confidence interval of Bland-Altman analysis.

The minimal detectable change (MDC) is an estimate of the smallest amount of change that can be detected without doubt that this change is not due to measurement error. The MDC is calculated based on a 95 % confidence interval and a standard error of measurement (SEM). SEM estimates the variation around a score if the test is repeated multiple times ; it is based on a reliability coefficient. In this protocol the reliability coefficient was calculated based on parallel forms reliability method [21]. Essentially, a correlation coefficient between the scores of two different but equivalent tests is computed. Herein, the score refers to the motion value (global or in a specific anatomical plane) whereas the tests refer to the systems (*i.e.* the mannequin and

the motion capture system). Again, this correlation coefficient was computed from 10 random samples for each trial. The guidelines exposed in Table 3.2 are also used to interpret the MDC.

To verify that the motion velocity does not have an impact on accuracy, a non-inferiority test is conducted on the RMSE values. Type I error level α is fixed to 2,5 % and the chosen threshold corresponds to the identified MDC value. We cannot consider that the speed has an influence on the accuracy if the RMSE difference between the fast and the slow motion is below this value.

3.5 Results

A total of 80 trials were conducted, 40 on each level of Frank's spine. All trials were conducted by the same operator. However, 5 trials from lumbar spine validation (1 in flexion, 3 in rotation and 1 combined movement) were discarded due to a prolonged loss of the pelvis rigid body within the reference motion capture system. Overall results are thus reported on 40 trials for cervical spine and 35 for lumbar spine.

3.5.1 Mannequin's accuracy

Fig 3.3 illustrates motion recorded by both systems during a typical combined motion trial. Analysis of the error revealed a global mean RMSE of 1,9° for cervical spine and 2,3° for lumbar spine with a variation between 0,7° and 1,5° among the anatomical planes of motion (Table 3.3).

TABLE 3.3 Root mean Square Error

	Cervical		Lumbar	
	RMSE (°)	SD (°)	RMSE (°)	SD (°)
Global	1.9	0.5	2.3	0.5
Flexion	1.1	0.3	1.1	0.2
Lateral Flexion	0.7	0.2	1.3	0.5
Rotation	1.5	0.5	1.5	0.4

Analysis of interchangeability between the two measurement system is illustrated with Bland-Altman method on Fig. 3.4. Table 3.4 lists the resulting biases between the two measurement systems per anatomical planes of motion. The differences were approximately normally distributed ($W > 0.96$) allowing to compute the 95 % confidence intervals for the limits of agreement, also reported in Table 3.4. For cervical spine, the bias varied between $-0,3^\circ$ and $0,6^\circ$ with the absolute limits of agreement remaining below $3,5^\circ$. For lumbar spine, the bias varied between $-0,7^\circ$ and $-0,1^\circ$, whereas the absolute limits of agreement also remained below $3,5^\circ$.

The reliability coefficient (r) between the measurement systems remained above 0,998 for cervical spine and 0,996 for lumbar spine in all planes of motion (Table 3.5). Thus, the MDC for

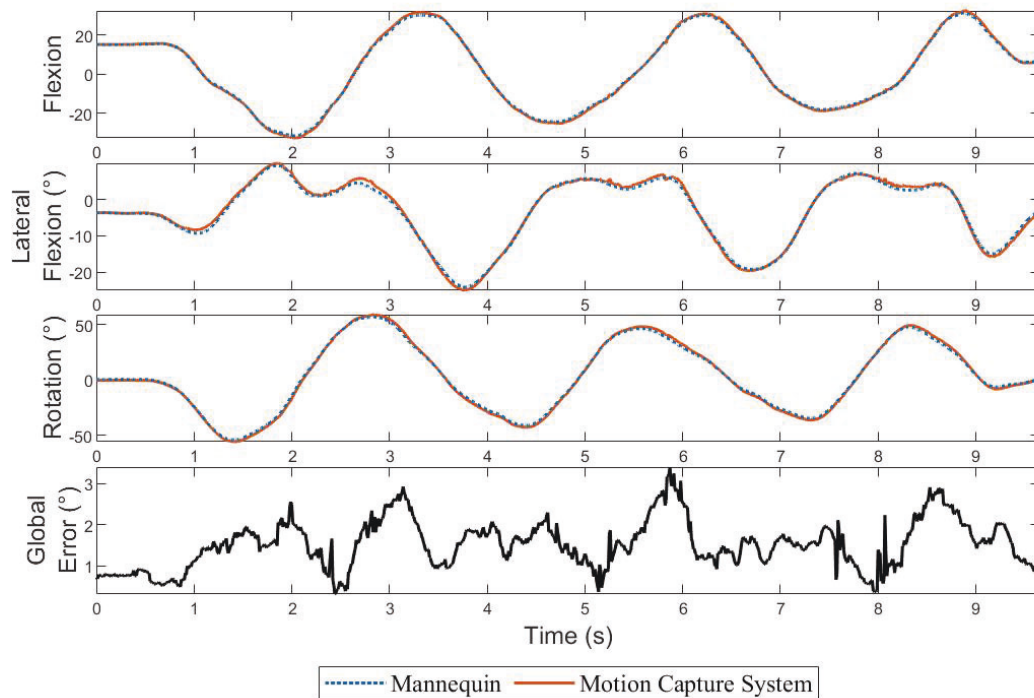


FIGURE 3.3 Signal comparison of the mannequin and the motion capture system in all three anatomical planes. The global error between the two measurement tools is also displayed.

cervical spine varied between $1,3^{\circ}$ and $2,4^{\circ}$ for cervical spine and between $2,0^{\circ}$ and $2,6^{\circ}$ for lumbar spine.

3.5.2 Influence of motion speed on accuracy

The non-inferiority test between the RMSE of fast and slow motion trials using a $2,05^{\circ}$ threshold for cervical spine confirmed the rejection of the null hypothesis ($p < 0.001$). For lumbar spine, the same conclusion is obtained ($p < 0.001$) using a threshold of $2,45^{\circ}$.

3.6 Discussion

The current study aimed at defining the movement accuracy of a simulation mannequin's spine at cervical and lumbar levels. At cervical level, RMSE values remained below 2° , which correspond to a good accuracy based on the guidelines suggested by McGinley *et al.* [39]. At lumbar level, accuracy was good for all planes of motion, but acceptable at global level. Keeping the same guidelines to evaluate the 95 % confidence intervals computed with Bland-Altman method, all values were acceptable, except for the lateral bending at cervical level which was good. The obtained MDC values are considered acceptable to good, again in regard to McGinley *et al.* guidelines.

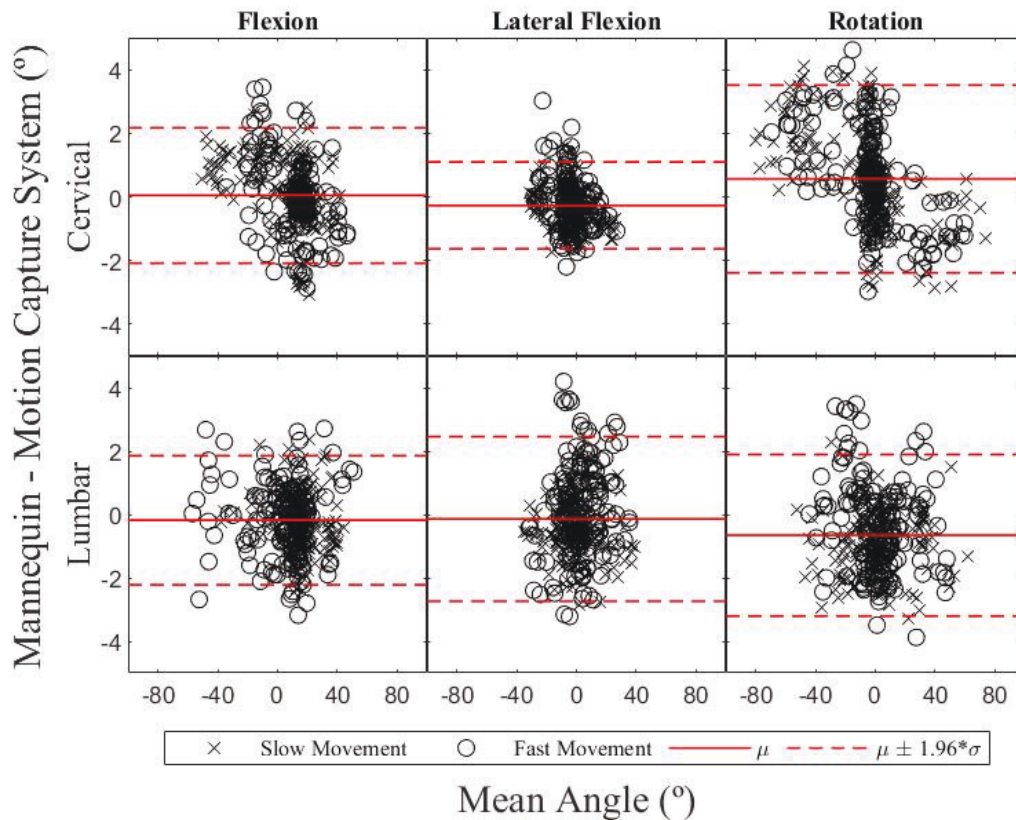


FIGURE 3.4 Bland-Altman plot of the two segments in the three anatomical planes of motion, in which Y axis represents the differences between paired values of the two measurement tools and the X axis represents the mean of both values.

In the literature, Conrad *et al.* analyzed different techniques of transfer from prone to supine position on cadavers with unstable spine using electromagnetic systems [10, 11]. These studies considered a small sample of highly qualified experts in constrained conditions. The authors report significant difference of 1° in lateral flexion for cervical spine and 3° in flexion at lumbar level. According to the MDC assessed for Frank, the difference could almost be captured with Frank. Yet, the limited number of highly qualified experts reduces variation and therefore, constitute some of the most difficult conditions with regards to difference detection. One can also question the representativity of the results within a representative population of first responders. Frank was designed to be used outside the laboratories and be manipulated by a wide range of health professionals. Therefore, Frank's accuracy is considered sufficient to capture the desired variation in data to be collected.

The current study also aimed at validating that the motion velocity has no impact on accuracy. With p-values below 0.001 for both cervical and lumbar tests conducted using MDC as thre-

TABLE 3.4 Bland-Altman results

	Cervical		Lumbar	
	Bias (°)	CI ₉₅ (°)	Bias (°)	CI ₉₅ (°)
Flexion	0.0	-2.2 – 2.2	-0.2	-2.3 – 1.9
Lateral Flexion	-0.3	-1.7 – 1.2	-0.1	-2.8 – 2.6
Rotation	0.6	-2.4 – 3.5	-0.7	-3.3 – 2.0

TABLE 3.5 Minimal detectable change

	Cervical				Lumbar			
	r	SD (°)	SE _m (°)	MDC (°)	r	SD (°)	SE _m (°)	MDC (°)
Global	0.999	19.7	0.7	2.1	0.997	17.5	0.9	2.5
Flexion	0.998	17.3	0.7	1.9	0.998	17.6	0.7	2.0
Lateral Flexion	0.998	10.0	0.5	1.3	0.996	14.1	0.9	2.6
Rotation	0.999	25.2	0.8	2.4	0.997	19.0	0.9	2.5

sholds, null hypothesis can be rejected for both segments. Therefore, we conclude that speed has no effect on the measurement accuracy of the mannequin. Frank can thus be used in all sorts of simulation scenarios on field unlike other measurement tools like inertial unit which have shown mixed results on fast movement [33].

A potential limitation of the study is that Frank's cervical spine motion accuracy seemed better than its lumbar spine while it was expected to be similar. Two hypotheses to explain that difference were raised by the authors. First, the mechanical structure of the lumbar is looser than the cervical spine. Therefore, a portion of the movement might had gone in the mechanism and, thus, not read by the encoders. This issue will be addressed in future versions of the mannequin. The second hypothesis relates to the potential impact of markers' obstruction. Noiselike oscillations in motion capture system's signal were observed near the maximum amplitude of the movement (Fig. 3.3). Since it is the place that obstructions are most likely to happen because the rigid bodies were created in neutral position, oscillations are thought to be caused by this phenomenon. Furthermore, more obstructions were observed during lumbar movements due to pelvis structure's shape. Knowing that markers' obstructions increase the error of the motion capture system measures, it could have artificially increased the error between the two measurement systems, thus causing this difference in the results.

It is also to be noted that alignment and calibration were optimized to minimize the bias between both measurement systems while doing a full range movement of a segment in all anatomical

planes. However, if markers' obstruction had caused error in the signal acquired with the motion capture system, it may have caused error in the optimization process. The mannequin desirable use being around its neutral position, optimizing the alignment and calibration parameters around the neutral position might be preferable.

Based on these validation results, we can conclude that Frank is a good measurement tool for the segmental motion of the spine of an unconscious patient. Its accuracy, comparable to other motion capture tools, is sufficient to measure and compare different techniques from segmental motion assessment. Next, the mannequin's motion biofidelity will be evaluated through qualitative assessment of experts' impression within specific contexts of use. Then, the mannequin could be used where a simulated patient couldn't go for safety or ethical reasons. These assets could also be really useful for health care professionals' training. Data from spine motion can help identify the best techniques, but also pinpoint where the problem occurs. Along that line, the next logical step with Frank is to define feedback metrics to help understand the cause of the undesired movement. Having such metrics is foreseen to allow the trainees to understand better the required manipulations and synchronization to perform a good mobilization and transfer process to reduce the motion of patient's spine.

3.7 Conclusion

The results presented in this paper open the possibility to use Frank, a high-fidelity instrumented mannequin, in diverse simulation scenarios for SMR training and research studies. Frank's demonstrated accuracy is sufficient to reach the same conclusion as seen in the literature assessed by others motion capture system in constrained condition. However, Frank is designed to be used outside of the laboratories with less constraints than other measurement tools used to assess motion of the spine. A qualitative clinical validation in context of use will be perform to prove that Frank is a good alternative to measure spine motion in a wide range of conditions thanks to its versatility.

CHAPITRE 4

CARACTÉRISATION DU MOUVEMENT INVOLONTAIRE

Avec la mesure du mouvement provenant de Frank validée, il est maintenant possible d'explorer les métriques de rétroaction pour la manoeuvre de transfert du LR afin d'améliorer la formation pour les intervenants préhospitaliers (deuxième objectif du projet de maîtrise). Pour cette étape, des erreurs types ont déjà été identifiées par Lebel *et al.* en comparant le mouvement global du tronc par rapport à celui de la tête [34]. Ainsi, trois types d'erreurs peuvent être identifiés à partir de ce graphique tel que présenté à la figure 4.1. Des simulations ont permis de lier ces trois types d'erreurs à la manipulation jugée inadéquate des intervenants. L'erreur de délai, représentée par un plateau sur le graphique, est liée au fait que les intervenants n'ont pas débuté le mouvement au même moment. L'erreur de pente, représentée par une pente différente de $m = 1$, est causée par la rotation de la tête qui n'est pas faite dans le même axe que celle du tronc. En effet, comme le tronc est roulé sur l'épaule du patient, la tête doit être tournée selon un arc de cercle pour suivre le corps. Si la tête n'est tournée que sur elle-même, une erreur de pente apparaît sur le graphique. Finalement, l'erreur de rayon, représentée par une courbe sur le graphique, signifie que le mouvement de la tête et du tronc n'ont pas suivi le même profil de vitesse. Comme l'inertie du tronc est supérieure à celle de la tête, cette partie du corps est plus difficile à mettre en mouvement et à arrêter. Ainsi, si la personne à la tête ne tient pas compte de ce phénomène, le tronc tournera plus lentement au départ et plus rapidement à la fin du mouvement. Cela crée un donc une courbe sur le graphique.

Cette compréhension des erreurs permet ainsi d'identifier la source du mouvement involontaire et, donc, de donner une rétroaction claire et objective aux intervenants. Par contre, ces métriques ont été définies à partir de capteurs inertiels rapportant le mouvement absolu de chacun des segments. Or, seul le mouvement relatif entre la tête et le tronc peut être obtenu à partir des capteurs de Frank. L'objectif spécifique est donc de retrouver ces catégories d'erreurs à partir des données relatives du mannequin. La méthodologie pour y arriver est présentée à la section 4.1, alors que les résultats des différentes étapes méthodologiques sont présentés à la section 4.2. Les résultats sont ensuite discutés dans la section 4.3.

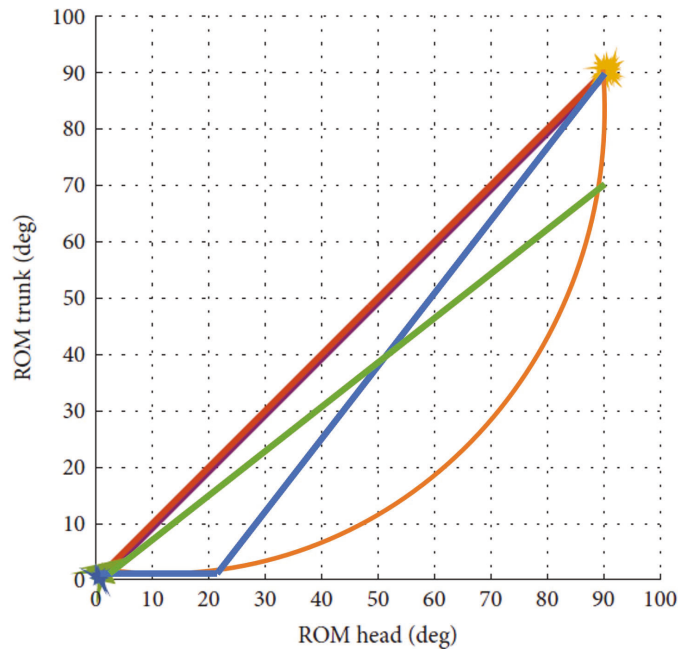


FIGURE 4.1 Erreurs lors du LR où le LR parfait est représenté en rouge, l’erreur de délai est représentée en bleu, l’erreur de pente est représentée en vert alors que l’erreur de rayon est représentée en orange (figure adaptée de Lebel *et al.*, 2018, sous licence CC BY 4.0 [34])

4.1 Méthodologie

Il a été décidé de caractériser seulement l’erreur au niveau cervical puisque c’est la partie de la colonne la plus critique. En effet, c’est à cet endroit qu’il y a le plus de degrés de liberté et, par conséquent, que les SMR sont le plus importantes. De plus, dans le cadre de ce projet de maîtrise, les analyses se concentrent sur la phase de traction, soit lorsque le patient est tourné sur son épaule, est étudiée puisque c’est elle qui amorce le mouvement et qu’elle a un impact direct sur toutes les autres phases. Par exemple, si la tête n’est pas alignée avec le tronc à la fin de cette phase, il sera impossible d’effectuer une phase de poussée sans mouvement de la colonne.

Afin de retrouver les catégories d’erreurs identifiées par Lebel *et al.* à partir des données relatives de Frank, des LR ont été effectués avec Frank instrumenté de capteurs inertiels supplémentaires permettant d’étiqueter l’erreur [34]. Un modèle d’apprentissage automatique a ensuite été entraîné pour retrouver les classifications données par les IMUs à partir des données de Frank. Il est à noter que le projet a eu l’approbation du comité d’éthique de la recherche du CIUSSS de l’Estrie-CHUS étant donné l’implication physique de participants. Le détail de la méthodologie est présenté en 5 sections : les caractéristiques de l’échantillon, le déroulement de la collecte de

données, l'étiquetage des essais à partir des IMUs, l'identification des caractéristiques de l'erreur à partir des données de Frank et le développement d'un modèle de classification de l'erreur.

4.1.1 Échantillon

Pour déterminer le nombre de participants minimal requis, un calcul de taille d'échantillon a été effectué. Pour ce faire, des données de LR captées avec des IMUs sur patients simulés provenant d'une précédente étude du laboratoire ont été utilisées. À partir des 80 essais disponibles, les essais considérés bons, soit ceux dont l'orientation relative globale ne dépassait pas 10° , ont d'abord été retirés. La phase de traction des essais restants a été étiquetée à partir d'une évaluation visuelle du graphique de mouvement absolu du tronc en fonction de celui de la tête. Ainsi, 10 essais ont été identifiés comme ayant uniquement une erreur de délai, 8 avec une erreur de pente seulement et 8 avec une erreur de rayon. Ensuite, l'orientation relative globale de la tête par rapport au tronc, soit l'information qu'on retire de Frank, a été calculée pour chacun des essais. Les signaux ont été dérivés pour obtenir la vitesse. Par la suite, ils ont été décomposés à partir de la décomposition modale empirique. Pour chacun des essais, la moyenne, l'écart-type, le sommet absolu, l'étendue et l'aire sous la courbe (*Area under the curve - AUC*) ont été extraits. Puis, le paramètre permettant de mieux distinguer chaque paire d'erreurs a été identifié, soient l'AUC du signal de vitesse pour distinguer les erreurs de rayon des autres erreurs et l'étendue de l'IMF1 pour distinguer les erreurs de délai des erreurs de pente. Le calcul de la taille d'échantillon a été fait à l'aide de l'équation 4.1, où $\alpha = 0.05$, $\beta = 0.8$ et d , la taille d'effet, est défini dans l'équation 4.2 (μ représentant la moyenne et σ l'écart-type). Ce paramètre est souvent estimé dans le calcul de taille d'échantillon. Toutefois, comme nous n'avons aucune idée de l'ordre de grandeur de la taille d'effet attendu, le paramètre d a été estimé à partir des échantillons disponibles. Ainsi, pour chaque paire d'erreurs, la différence entre les moyennes entre les groupes a été divisée par l'écart-type regroupé. La taille d'échantillon maximale calculée, soit $n = 10$, représente le nombre minimal d'essais pour différencier de manière significative les erreurs de délai et de pente. Comme les erreurs de pente représentaient 10% des essais disponibles, il a été estimé que l'échantillon minimal nécessaire pour la collecte est $n = 100$.

$$n = \frac{Z_{1-\alpha/2} - Z_\beta}{d} \quad (4.1)$$

$$d = \frac{\mu_2 - \mu_1}{\sigma_{pooled}} \quad (4.2)$$

Pour avoir une grande variété dans les erreurs, il a été décidé de recruter des participants avec différents niveaux d'expérience. Ainsi, six personnes avec plusieurs années d'expérience (pompiers instructeurs du Service de Sécurité Incendie (SSI) de Sherbrooke), quatre personnes avec

peu d'expérience (nouveaux pompiers du SSI de Sherbrooke) ainsi que quatre personnes n'ayant aucune expérience (personnel du CdRV) ont été recrutées. Tous les participants ont signé le formulaire d'information et de consentement de l'annexe A. Les collectes ont eu lieu sur trois demi-journées : la première avec les quatre personnes inexpérimentées, la deuxième avec quatre personnes expérimentées et la dernière avec quatre personnes peu expérimentées et deux personnes expérimentées. Chaque participant réalisait 12 essais à la tête, pour un total de 168 essais. La différence avec la taille d'échantillon estimée s'explique par le nombre de participants nécessaire par groupe pour effectuer les manoeuvres et les disponibilités des participants.

4.1.2 Collecte de données

Pour chacune des journées de collecte, trois capteurs inertiels étaient installés sur Frank : un à la tête, un au tronc et un au bassin. Les données étaient recueillies à l'aide du logiciel MT Manager 2021.4 (Xsens, Enschede, Pays-Bas). Les données de Frank étaient collectées avec le logiciel Labview 2021 (National Instruments, Austin, TX). Les deux systèmes recueillaient les données à une fréquence de 100 Hz et étaient synchronisés grâce à un système d'acquisition de données National Instruments (fréquence d'échantillonnage de 50 kHz).

Au début de la journée, les capteurs inertiels étaient calibrés anatomiquement sur Frank. Pour ce faire, la tête était bougée dans chacun des plans anatomiques (panneau B de la figure 3.2) à tour de rôle à basse vitesse. Le même processus a été utilisé pour le bassin.

Avant chaque début d'essai, le mannequin était couché sur le dos de manière à ce que la colonne vertébrale soit la plus droite possible, position validée avec les données du mannequin. Par la suite, les intervenants pouvaient se positionner et exécuter leur manoeuvre. Durant la manoeuvre, des étiquettes temporelles étaient enregistrées afin de séquencer les différentes phases du LR, soient la phase préparatoire, la traction, le maintien, la poussée ainsi que le remplacement du patient sur la planche. Quatre techniques ont été utilisées pour exécuter le LR, de manière encore une fois, à augmenter la variété d'erreurs. Premièrement, la personne à la tête utilisait le TS ou le HS. De plus, la manoeuvre pouvait être effectuée à deux ou à quatre personnes (figure 4.2). Les participants effectuaient les manoeuvres selon l'ordre déterminé par un carré latin. Un carré latin est une grille déterminant l'ordre des essais à effectuer où l'ordre des techniques ainsi que l'ordre des participants est modifié pour chaque jour de collecte afin de randomiser les collectes et de maximiser les duos de personnes à la tête et au tronc. Des pauses étaient également prévues entre chaque technique pour permettre aux participants d'effectuer les manoeuvres au meilleur de leur capacité. Au final, chaque participant effectuait 12 LR à la tête, soit trois par technique.

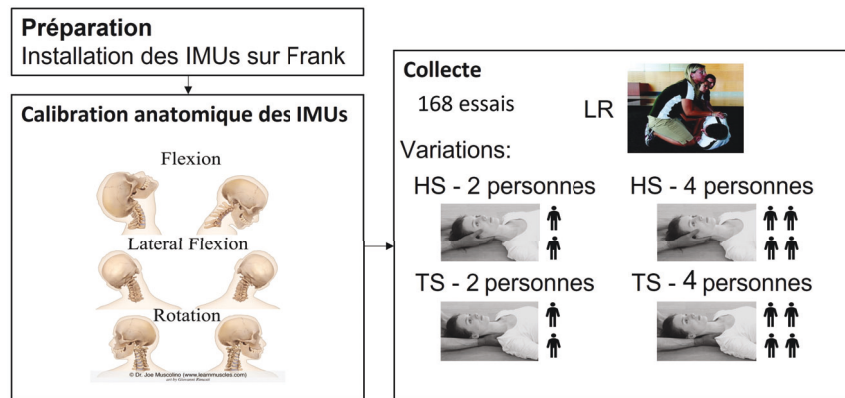


FIGURE 4.2 Résumé de la collecte de données (figure adaptée de Swartz et al., 2009, avec la permission de SAGE Publications [61] et de Kreinest et al, 2016, sous licence CC BY 4.0 [29])

4.1.3 Étiquetage des essais

Pour caractériser les erreurs durant les essais, les données d'orientation de la tête et du tronc ont été évaluées à partir des données provenant des IMUs à l'aide de Matlab. La phase de traction a été extraite. Tel que décrit par Lebel *et al.*, l'erreur de délai durant cette phase a été évaluée en calculant la différence de départ absolue entre le segment du tronc et de la tête [34]. Le départ de chacun des segments correspond au moment où la différence entre deux échantillons successifs dépasse d'au moins $0,05^\circ$ le bruit déterminé durant la période stable. Par la suite, les figures d'orientation du tronc en fonction de la tête ont été réalisées pour le mouvement global, puis pour chacun des axes de mouvement pour tous les essais. L'erreur de pente était évaluée à partir du graphique du mouvement global. L'erreur correspond à la différence absolue entre la pente estimée et la pente parfaite, soit $m = 1$. Pour l'erreur de rayon, un arc de cercle a été estimé pour le mouvement global ainsi que pour le mouvement en rotation. Les rayons de courbure de ces arcs ont été extraits pour caractériser cette erreur.

Si le calcul des critères pour chacune des erreurs était décrit par Lebel *et al.*, les seuils permettant d'étiqueter les essais ne l'étaient pas. Pour calculer ces seuils, les essais considérés réussis, soit les essais où le mouvement global restait sous 10° tel que décrit dans la littérature, ont été utilisés [54]. Les paramètres identifiés comme caractéristique de chacun des types d'erreurs, mentionnés dans le paragraphe précédent, ont été extraits de ces essais. Les seuils ont été définis de manière à ce que 75 % des essais considérés bons ne dépassent pas le seuil. Ce seuil a été déterminé par itérations pour optimiser la répartition des essais selon les différentes catégories. Ainsi, pour les erreurs de délai et de pente, le troisième quartile a été défini comme seuil. Pour ce qui est de l'erreur de rayon, les seuils ont été établis à partir des premiers quartiles. En effet,

plus le rayon de courbure est petit, plus l'arc de cercle est prononcé, ce qui correspond à un mauvais essai. Par exemple, pour un LR parfait, le rayon de courbure est infini.

Avec les seuils d'erreurs maintenant établis, tous les essais ont été étiquetés. Ainsi, lorsque les caractéristiques propres à l'erreur de délai ou de pente dépassaient les seuils établis, l'essai était étiqueté comme contenant l'erreur en question. Pour ce qui est du rayon, seule une des deux valeurs de rayon (mouvement en rotation et global) devait être sous le seuil pour que l'essai soit étiqueté avec ce type d'erreur. Il est à noter qu'un essai pouvait être étiqueté dans plus qu'une catégorie, et donc contenir plusieurs types d'erreurs. La figure 4.3 résume le processus d'étiquetage.

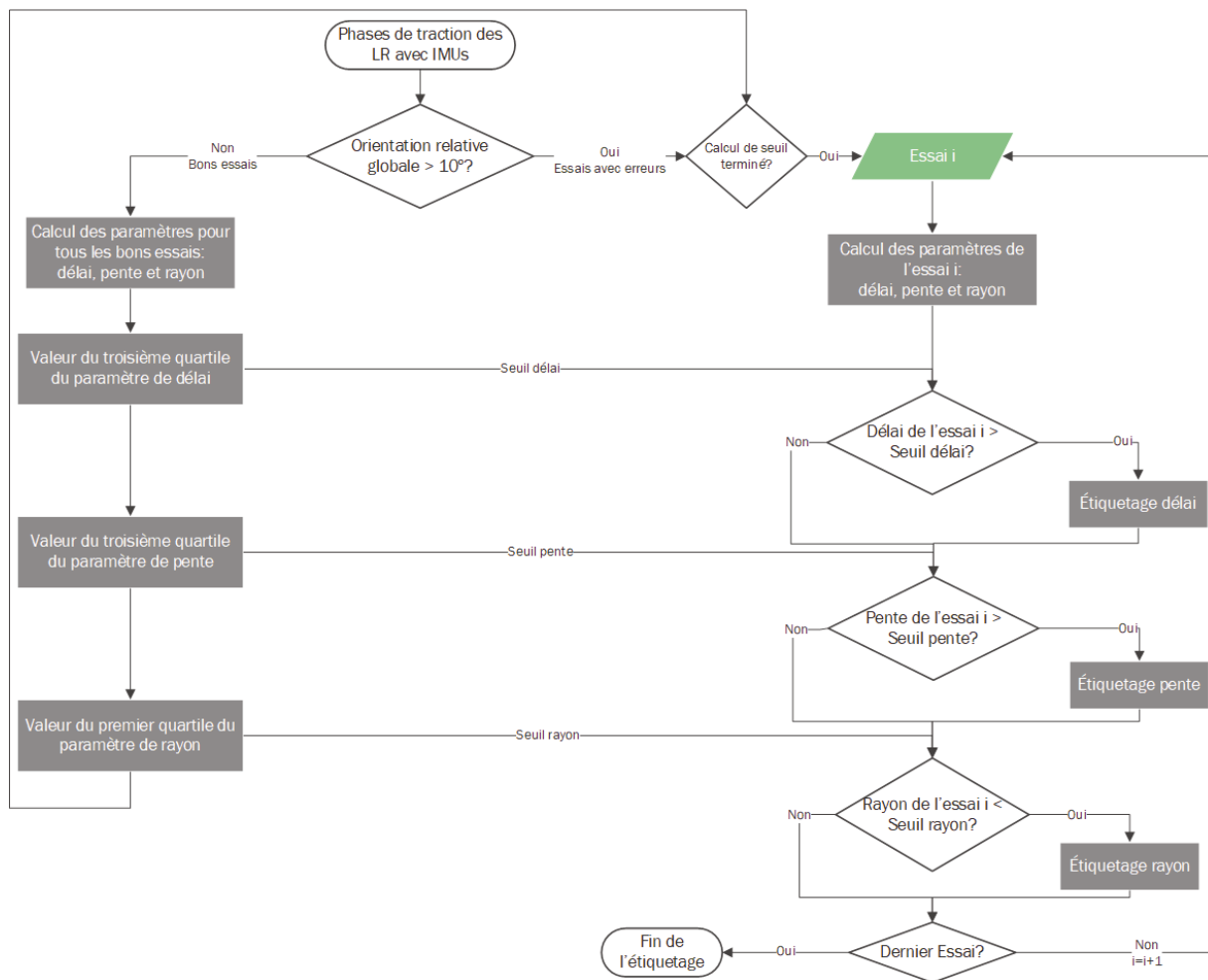


FIGURE 4.3 Processus d'étiquetage des essais

4.1.4 Identification des caractéristiques de l'erreur

Afin de transférer les connaissances établies avec les IMUs au type de signaux de Frank, il faut d'abord comprendre comment les caractéristiques des erreurs sont discernables avec Frank. Pour ce faire, les orientations relatives globales ainsi que celles de tous les axes anatomiques

provenant de la tête et du tronc du mannequin ont été extraites telles que décrites dans la section 3.4.1. Seule la section des signaux correspondants à la phase de traction a été conservée, car c'est cette phase qui dicte la réussite de la manoeuvre. Par la suite, les signaux ont été dérivés numériquement pour obtenir des signaux de vitesse. Les signaux de vitesse ont été décomposés par EMD en gardant trois IMFs ainsi que la fonction résiduelle. Les paramètres suivants ont été extraits des IMFs et de la fonction résiduelle : l'étendue, le sommet absolu, la moyenne, l'écart-type et l'AUC (voir section 2.3.4). Ainsi, cinq paramètres étaient relevés pour chacun des quatre signaux (trois IMFs et la fonction résiduelle) pour les trois axes anatomiques ainsi que pour l'orientation globale, pour un total de 80 paramètres par essai. La figure 4.4 résume le processus d'extraction des paramètres provenant des signaux du mannequin. Ainsi, on nomme, par exemple, le paramètre encadré à la figure 4.4 : écart-type de l'IMF3 en rotation.

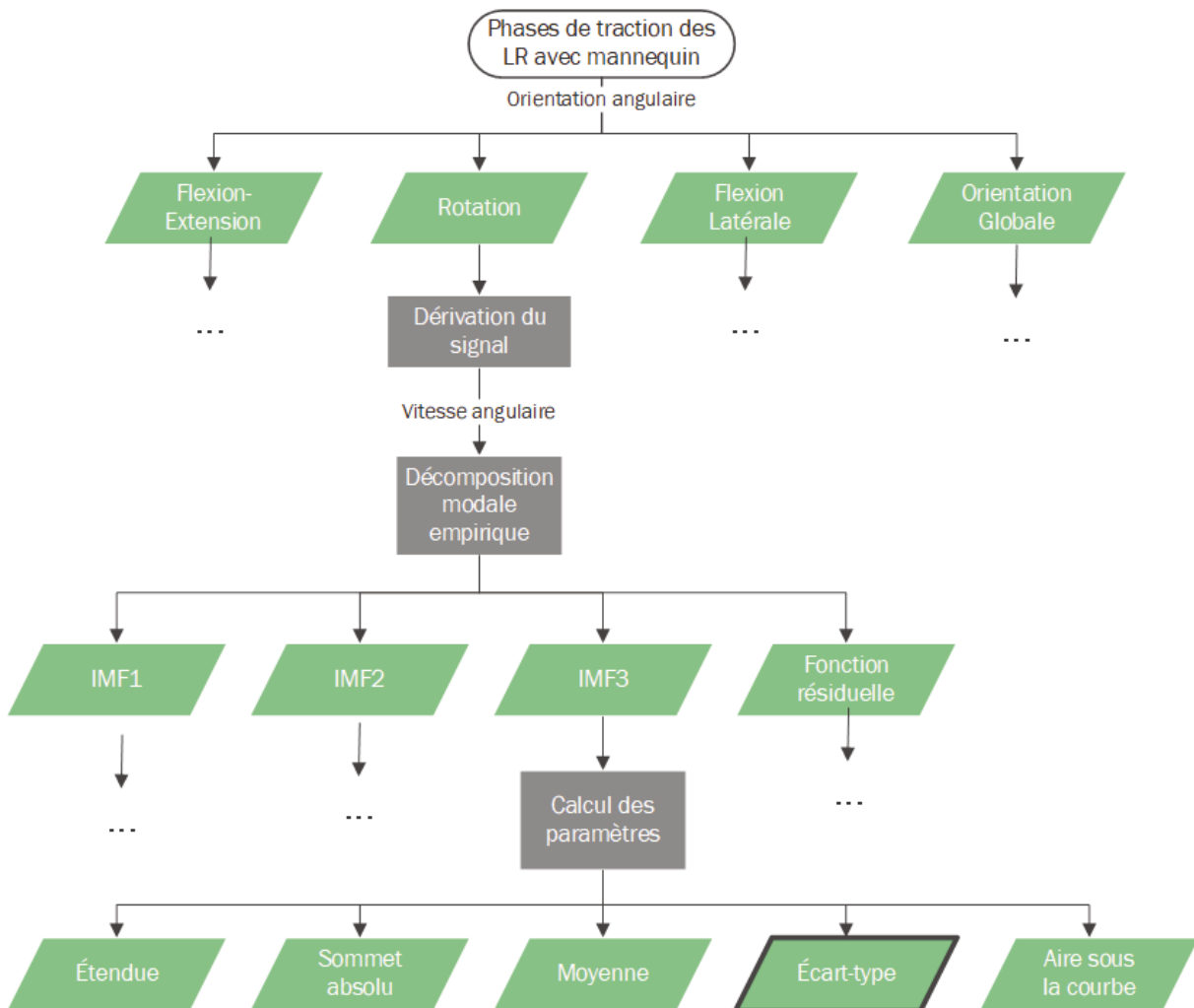


FIGURE 4.4 Extractions des paramètres à partir des signaux du mannequin

Avec les 168 essais effectués, il n'étaient pas possible de créer un modèle de classification avec 80 caractéristiques. Il aurait fallu plusieurs milliers d'essais pour entraîner un modèle avec autant d'entrées, ce qui est difficile à collecter dans le cadre d'une maîtrise. Des paramètres différenciateurs des catégories ont donc été identifiés à partir des essais étiquetés avec un seul type d'erreur. Pour ce faire, deux techniques statistiques ont été utilisées; une analyse de variance (*ANalysis Of VAriance* - ANOVA) à un facteur et une analyse de différence entre chaque paire d'erreurs.

Une ANOVA à un facteur permet d'évaluer si, pour une variable, un groupe se démarque des autres. Pour se faire, la variance entre les groupes est comparée à la variance à l'intérieure des groupes. Une variable intéressante pouvant être sortie de ce test est le r^2 . Cette variable représente le pourcentage de la variance pouvant être expliqué par la variable indépendante. Ainsi, plus r^2 est grand pour un paramètre, plus ce paramètre a de l'importance pour expliquer une catégorie. Pour chacun des paramètres, une ANOVA à un facteur fût réalisée avec la catégorie d'erreur comme variable dépendante et le paramètre en question comme variable indépendante. Dans chacun des tests, le r^2 était extrait et les paramètres ayant les plus grandes valeurs de r^2 ont été sélectionnés comme variables explicatives du modèle. Un autre paramètre intéressant est la valeur p. La valeur de p correspond à la probabilité d'obtenir le résultat obtenu alors que les deux groupes sont en fait équivalents par hasard. Ainsi, plus la valeur p est petite, plus il est probable que le paramètre étudié permette de bien identifier l'erreur. Lorsque la valeur p est sous un seuil α prédéterminé, on dit que le résultat est statistiquement significatif. Le seuil souvent choisi est $\alpha = 0.05$, correspondant à un niveau de confiance de 95 %. Or, plus le nombre d'hypothèses testées est grand, plus le nombre de résultats statistiquement significatifs l'est également. La correction de Bonferroni permet de définir de nouveaux seuils α en fonction du nombre d'hypothèses testées. Toutefois, il est à noter que la valeur p a été extraite pour identifier les meilleurs paramètres à entrer dans le modèle, et non pour déterminer si les résultats sont statistiquement significatifs. C'est pourquoi la correction de Bonferroni n'a pas été utilisée. Cette information peut tout de même être utilisée pour qualifier la qualité du paramètre différenciateur choisi[46].

L'ANOVA est intéressante puisqu'elle permet de comparer les trois catégories à la fois. Par contre, si un type d'erreur se distingue grandement des autres, il est possible que tous les paramètres ayant été identifiés avec l'ANOVA ne permettent que de différencier un seul type d'erreur. L'information contenue dans plusieurs paramètres potentiellement différenciateurs peut donc être redondante. C'est pourquoi une autre technique pour sélectionner des paramètres est utilisée, l'analyse de différence entre chaque paire d'erreurs. En effet, en analysant chaque paire d'erreurs on peut sortir des paramètres qui auront de l'information complémentaire, et non redondante. Pour ce faire, le test de Mann-Whitney a été choisi puisque nos données sont indépendantes et, étant donné le petit nombre d'essais dans chacun des groupes, nous ne pouvons

assumer la normalité des données. Le paramètre permettant de sélectionner les caractéristiques à partir de ce type d'analyse est la valeur p . Ainsi, pour chaque paire de catégories d'erreurs, le test de Mann-Whitney a été effectué sur chacun des paramètres et les valeurs p , extraites. Encore une fois, la correction de Bonferroni aurait pu être utilisée pour rectifier le seuil α . Par contre, comme le but était seulement de trouver les paramètres avec le plus de potentiels et non de déterminer les résultats statistiquement significatifs, cela n'a pas été fait. Les paramètres avec les valeurs p les plus élevées pour chacune des paires ont été sélectionnés comme caractéristiques potentielles du modèle de classification [46].

4.1.5 Classification de l'erreur

La création du modèle d'identification de la source du mouvement involontaire s'est basée uniquement sur les essais contenant une seule source d'erreur. Puisque notre échantillon est relativement petit, la répartition des types d'erreurs n'est peut-être pas celle rencontrée dans la population. Ainsi, pour éviter qu'un type d'erreur ressorte plus souvent du modèle, le nombre d'essais dans chacune des catégories d'erreur a été balancé. Cela signifie que des essais parmi les catégories d'erreur ayant la plus petite représentativité ont été dupliqués aléatoirement afin qu'il y ait le même nombre d'essais par type d'erreur. Par la suite, les modèles ont été entraînés en utilisant la méthode de validation croisée à quatre blocs. Cela n'est pas une technique recommandée puisqu'elle peut mener à du surapprentissage. Toutefois, la taille de l'échantillon ne permet pas d'entraîner un modèle adéquatement, ce qui explique ce choix méthodologique. Plusieurs modèles ont été considérés pour la caractérisation de l'erreur, dont la forêt d'arbres décisionnels et le réseau de neurones. Il a cependant été décidé de conserver seulement des modèles simples afin de garder une compréhensibilité au modèle. En effet, puisque ce projet est en lien direct avec la clinique, il était important de bien comprendre le modèle et son sens physique afin de maximiser le transfert d'information. Trois modèles simples ont donc été entraînés et testés : la régression logistique multinomiale, la régression logistique OVR ainsi que l'arbre de décision à deux niveaux (voir section 2.3.5 pour plus de détails).

Pour les deux types de régression logistique, les caractéristiques ayant été utilisées sont celles provenant du test Mann-Whitney, soient deux paramètres par paire d'erreurs. Ce test statistique a été choisi pour être certain d'avoir de l'information pour distinguer chaque paire d'erreurs. De plus, seuls deux paramètres par paire d'erreurs ont été sélectionnés afin de ne pas avoir trop d'entrées à notre modèle. En effet, plus il y a d'entrées, plus le nombre d'essais pour l'entraîner doit être élevé pour obtenir un bon modèle. Comme le nombre d'essais récoltés est limité, seuls les deux paramètres par paire d'erreurs avec les valeurs p les plus faibles ont été conservés, pour un total de six entrées. Tel que décrit dans la section 2.3.5, la phase d'entraînement d'une régression consiste à optimiser les coefficients multipliant les caractéristiques afin de maximiser

les sorties correspondant aux cibles. Pour chaque bloc de validation, de nouveaux coefficients sont trouvés. Pour avoir un modèle considérant les quatre blocs, la moyenne de chacun des coefficients a été effectuée. Il est à noter que même si tous les essais sont pris en compte, le modèle résultant ne correspond pas au modèle d'un seul entraînement avec toutes les données. Cette technique permet d'entraîner le modèle avec un petit échantillon.

Pour ce qui est de l'arbre de décision, la phase d'entraînement s'est déroulée de manière différente puisque la caractéristique a été choisie et sa valeur seuil optimisée au niveau supérieur, avant de passer au prochain. Le paramètre ayant le plus grand r^2 dans l'ANOVA à un facteur a été choisi comme caractéristique du premier niveau puisque ce paramètre est celui qui permet le mieux de distinguer un groupe de la moyenne. Le seuil pour cette caractéristique a été déterminé avec l'indice de Youden de la fonction d'efficacité du récepteur (*Receiver Operating Characteristic - ROC*). La courbe ROC permet de caractériser la performance d'un classificateur binaire. En effet, elle présente la sensibilité en fonction de la spécificité telle qu'illustrée à la figure 4.5. L'indice de Youden représente la distance maximale entre la courbe ROC et la ligne du classificateur aléatoire. [69] La caractéristique du deuxième niveau est déterminée à partir du test de Mann-Whitney. La caractéristique ayant la plus petite valeur p pour la paire restante à distinguer est utilisée. Encore une fois, l'indice de Youden est utilisé pour déterminer le seuil. Ainsi, l'arbre de décision présenté à la figure 4.6 représente le modèle de caractérisation de l'erreur. Les moyennes des indices de Youden des quatre blocs ont ensuite été calculées afin de définir le modèle final.

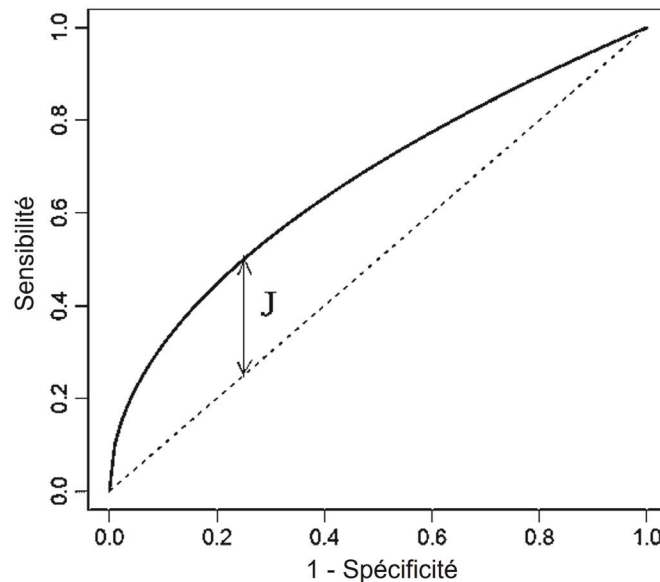


FIGURE 4.5 Courbe ROC où la ligne pointillée représente un classificateur aléatoire et J l'indice de Youden (figure adaptée de Xu et al, Copyright © 2014 John Wiley & Sons, Ltd. [69])

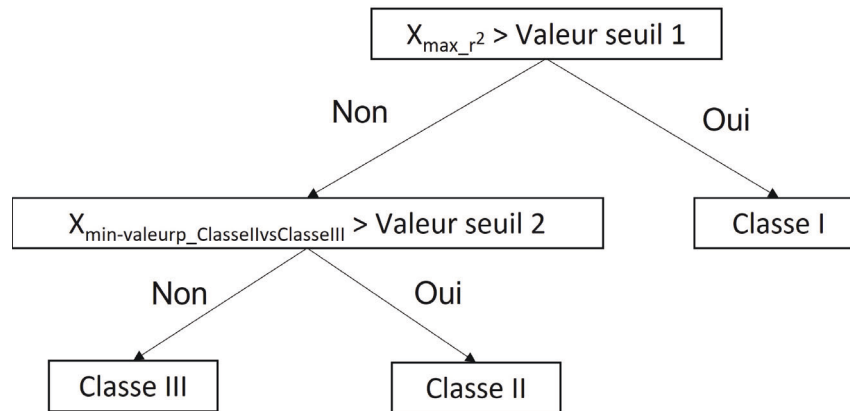


FIGURE 4.6 Classificateur de l'erreur de type arbre décisionnel

Une fois les différents modèles de classification entraînés, ils ont été validés sur les essais balancés ne contenant qu'un seul type d'erreur. Ils ont ensuite été comparés les uns aux autres à l'aide du calcul de précision (tableau 2.2) et de la matrice de confusion. Finalement, les modèles ont prédit la classe d'erreur pour les essais contenant deux types d'erreurs. Si la classe prédite correspondait à une des deux classes déterminées par les IMUs, la prédiction était considérée bonne. La précision des modèles est ensuite calculée pour l'ensemble des essais contenant deux types d'erreurs pour chacun des modèles.

4.2 Résultats

Sur les 168 essais prévus, 154 ont été recueillis. En effet, par manque de temps durant une des journées de collecte, 16 essais n'ont pas été effectués. De plus, 13 essais ont été retirés en raison de problèmes de transfert de données des IMUs et un essai en raison de problèmes d'enregistrement du mannequin. Au total, 136 essais ont donc été utilisés pour définir un algorithme de catégorisation de l'erreur.

Il est également à noter que le magnétomètre de l'IMU à la tête a eu un problème lors d'une des journées de collecte. Pour remédier à cette situation, les données d'orientation de l'IMU du tronc ainsi que les données d'orientation relative mesurées par Frank ont été utilisées pour reconstruire les données de l'IMU à la tête. Pour uniformiser le protocole, cette méthode a été utilisée pour l'analyse de tous les jours de collecte.

Au total, 26 des 136 essais sont ressortis comme bons, c'est-à-dire ayant un mouvement relatif global sous la barre du 10° . À partir des bons essais, les seuils d'étiquetages ont été définis (tableau 4.1). Tel que décrit à la section 4.1.3, les seuils pour l'erreur de délai et de pente correspondent au 3e quartile, alors qu'ils correspondent au premier quartile pour ceux des erreurs de rayon. La figure 4.7 présente la distribution des données pour chacun des paramètres.

TABLEAU 4.1 Valeurs seuils pour l'étiquetage des données

Paramètre	Valeur seuil
Différence entre les départs	0,01 s
Différence absolue entre la pente estimée et la pente parfaite	0,23
Rayon de courbure pour le mouvement global	373,10°
Rayon de courbure pour le mouvement en rotation	482,33°

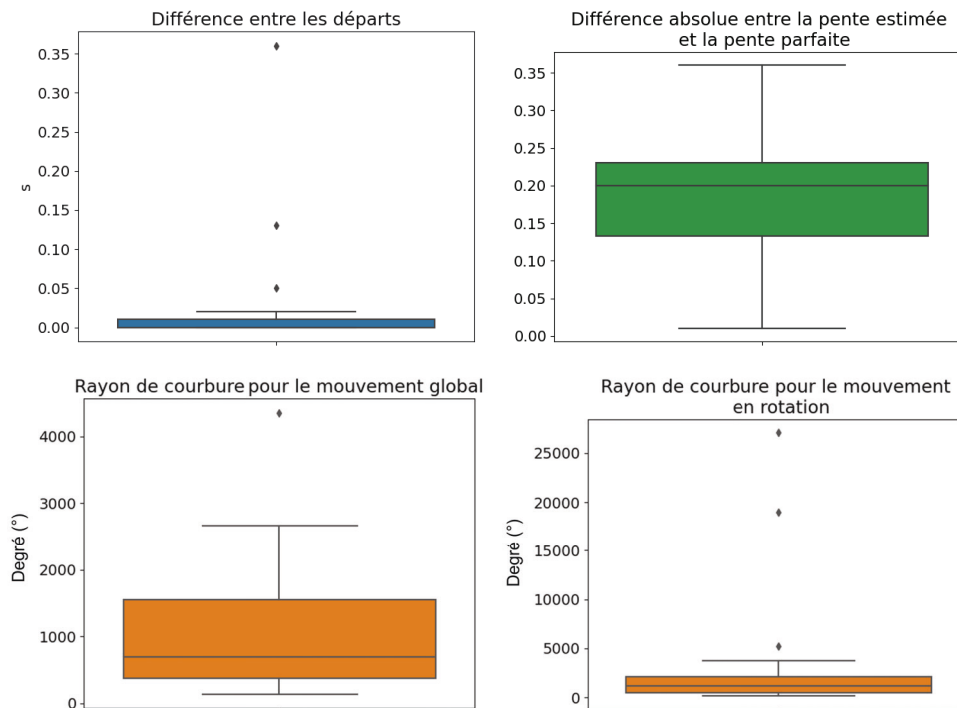


FIGURE 4.7 Distribution des données pour la définition des seuils

À partir des seuils, il a été possible d'étiqueter les 110 essais restants. La répartition des étiquettes est présentée à la figure 4.8. De plus, la figure 4.9 résume le processus complet du développement de modèles pour la caractérisation de l'erreur à partir de la collecte effectuée.

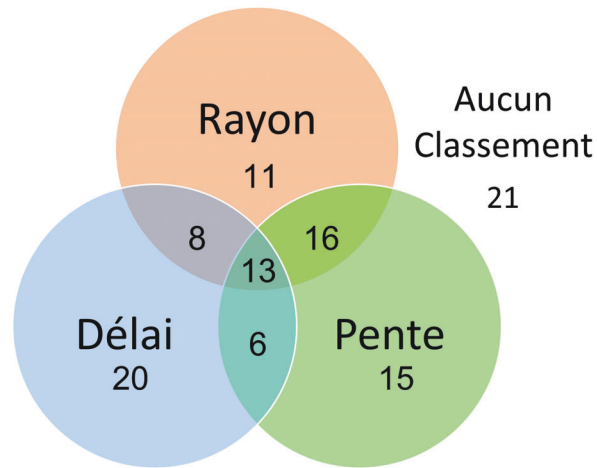


FIGURE 4.8 Répartition des essais étiquetés

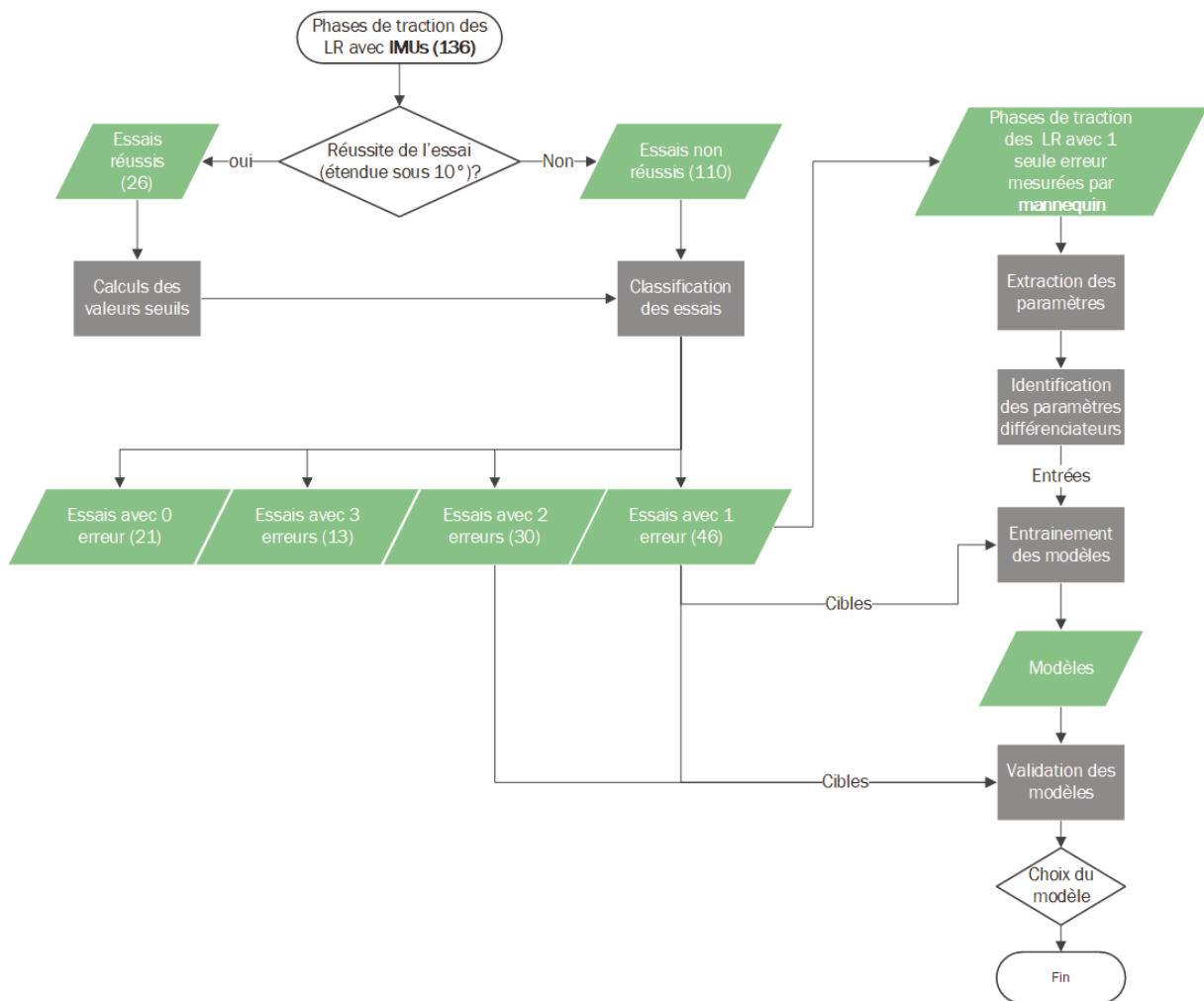


FIGURE 4.9 Processus de développement du modèle de caractérisation de l'erreur

4.2.1 Paramètres différenciateurs

Une fois les essais étiquetés, l'EMD a été réalisé sur la phase de traction de chacun des signaux des essais avec une seule erreur. La figure 4.10 illustre un exemple d'EMD durant la traction d'un LR. Ensuite, les 80 paramètres ont été extraits de l'EMD de la vitesse pour chacun des essais. Afin d'identifier les meilleurs paramètres différenciateurs pour chacun des modèles, des ANOVA à un facteur ainsi que des tests de Mann-Whitney ont été réalisés. Le tableau 4.2 présente les quatre paramètres permettant le mieux de distinguer au moins un des types d'erreurs selon l'ANOVA avec le pourcentage expliqué correspondant. Les profils des données de ces paramètres sont présentés à la figure 4.11. Bien que seul le paramètre le plus différenciateur identifié par l'ANOVA est utilisé pour le premier niveau de l'arbre de décision, les quatre paramètres sont pertinents pour comprendre l'importance de certaines variables pour caractériser l'erreur comme l'axe de rotation ou le type de signal.

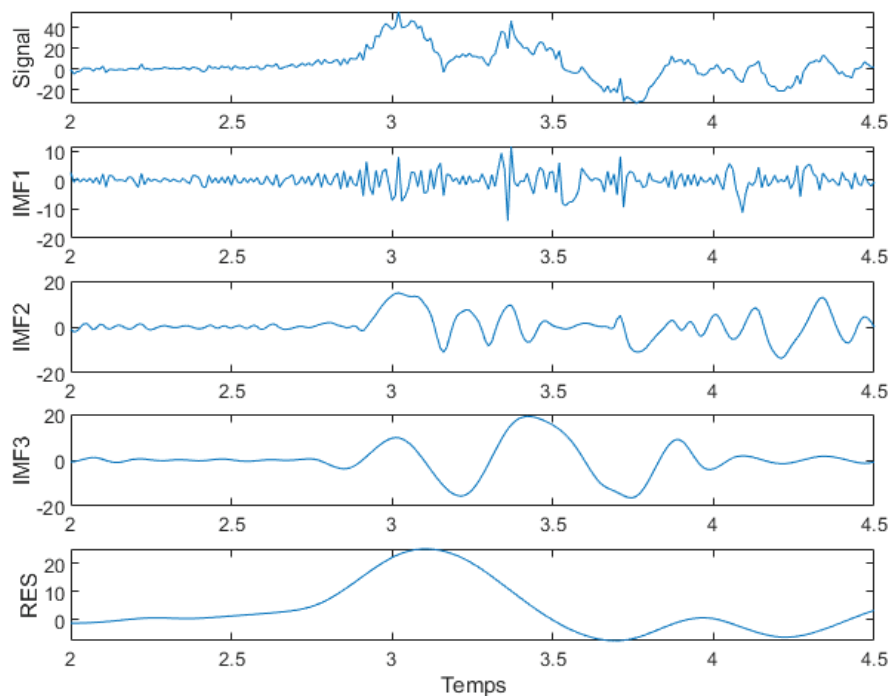
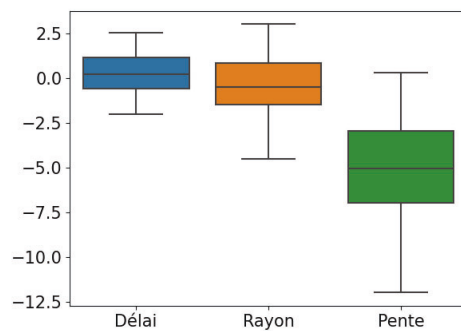


FIGURE 4.10 Exemple d'EMD pour la phase de traction d'un LR

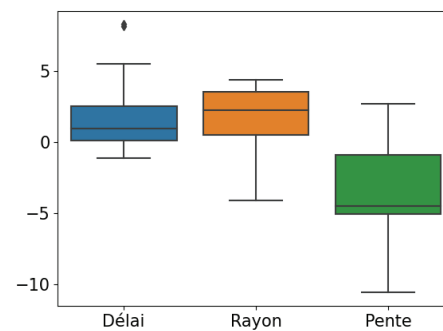
Les deux paramètres distinguant le mieux chaque paire d'erreurs ont été identifiés grâce au test de Mann-Whitney, soit ceux avec les plus petites valeurs p . Les résultats de ce test sont présentés dans le tableau 4.3. Il est à noter que la moyenne ainsi que le sommet absolu de la fonction résiduelle en rotation se trouvent en tête des paramètres différenciant les paires d'erreurs délaipente et pente-rayon. Ils sont donc les paramètres qui permettent le mieux de distinguer les

TABLEAU 4.2 Paramètres différenciateurs identifiés par ANOVA

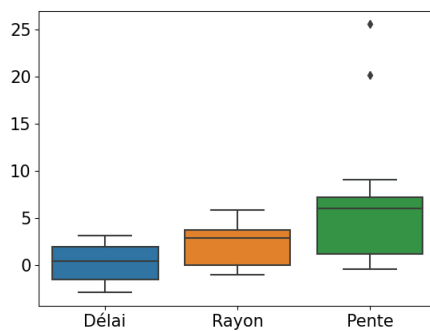
Axe anatomique	Signal	Paramètre	r^2	Valeur p
Rotation	Fonction résiduelle	Moyenne	0.52	$p < 0,0001$
Rotation	Fonction résiduelle	Sommet absolu	0.45	$p < 0,0001$
Flexion latérale	Fonction résiduelle	Moyenne	0.34	$p = 0,0001$
Flexion latérale	Fonction résiduelle	Sommet absolu	0.27	$p = 0,0010$



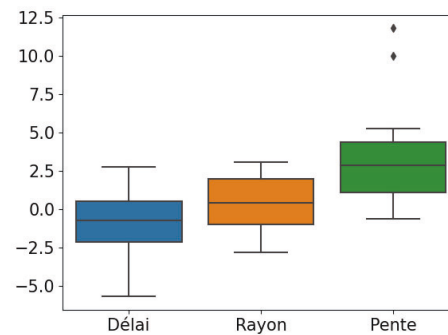
(a) Moyenne de la fonction résiduelle en rotation



(b) Sommet absolu de la fonction résiduelle en rotation



(c) Sommet absolu de la fonction résiduelle en flexion latérale



(d) Moyenne de la fonction résiduelle en flexion latérale

FIGURE 4.11 Profil des données des paramètres différenciateurs selon l'ANOVA

erreurs de pentes des deux autres types d'erreurs, expliquant leur r^2 aussi élevés dans l'ANOVA (figure 4.11a et 4.11b). Le sommet absolu de la fonction résiduelle en flexion latérale est celui permettant de mieux différencier les erreurs de délai et de rayon, alors que son r^2 le positionne au quatrième rang des paramètres les plus importants.

TABLEAU 4.3 Paramètres différenciateurs identifiés par Mann-Whitney

Paire d'erreurs	Axe anatomique	Signal	Paramètre	Valeur p
Délai-Pente	Rotation	Fonction résiduelle	Moyenne	$p < 0,0001$
	Rotation	Fonction résiduelle	Sommet absolu	$p < 0,0001$
Délai-Rayon	Flexion latérale	Fonction résiduelle	Sommet absolu	$p = 0,0300$
	Flexion latérale	IMF1	Moyenne	$p = 0,0330$
Pente-Rayon	Rotation	Fonctionne résiduelle	Moyenne	$p < 0,0001$
	Rotation	Fonctionne résiduelle	Sommet absolu	$p = 0,0013$

4.2.2 Modèles de classification

Régression logistique multinomiale

Tel que mentionné à la section 2.3.5, la régression logistique multinomiale est une approche dans laquelle une variable dépendante est expliquée par plusieurs variables dépendantes. Les variables dépendantes choisies pour entraîner le modèle correspondent aux deux paramètres différenciateurs par paire d'erreurs identifiés par le test de Mann-Whitney. Comme deux paramètres se répétaient, seules quatre caractéristiques ont été utilisées, soient la moyenne et le sommet absolu de la fonction résiduelle en rotation, le sommet absolu de la fonction résiduelle en flexion latérale puis la moyenne de l'IMF1 en flexion latérale (voir tableau 4.3). Les coefficients et les valeurs initiales déterminés par la phase d'entraînement sont présentés dans le tableau 4.4.

TABLEAU 4.4 Coefficients de la régression logistique multinomiale

	Moyenne de la fonction résiduelle en rotation	Sommet de la fonction résiduelle en rotation	Sommet de la fonction résiduelle en flexion latérale	Moyenne de l'IMF1 en flexion-extension	Valeur initiale
Délai	2,72	$-2,9 \times 10^{-3}$	$2,3 \times 10^{-3}$	$2,1 \times 10^{-3}$	$1,3 \times 10^{-2}$
Rayon	$4,8 \times 10^{-4}$	$-8,7 \times 10^{-4}$	$1,5 \times 10^{-3}$	$1,8 \times 10^{-3}$	$5,9 \times 10^{-3}$
Pente	$-5,1 \times 10^{-4}$	$3,8 \times 10^{-3}$	$-3,8 \times 10^{-3}$	$-3,9 \times 10^{-3}$	$-1,9 \times 10^{-2}$

Une prédiction a été faite pour chacun des essais ne contenant qu'un seul type d'erreur avec ce modèle. La matrice de confusion présentée au tableau 4.5 permet de constater la qualité de la classification ; laquelle correspond à une précision globale de 72 %.

Régression logistique OVR

La régression logistique OVR est similaire à la régression logistique multinomiale, mais le calcul des coefficients se fait différemment tel que décrit dans la section 2.3.5. Ainsi, les quatre caractéristiques choisies pour la régression logistique multinomiale ont été utilisées pour la régression logistique OVR. L'entraînement a permis de déterminer les coefficients présentés dans le tableau 4.6. Ce modèle permet d'obtenir 73 % de précision sur les prédictions des essais

TABLEAU 4.5 Caractérisation de l'erreur avec la régression logistique multinomiale

		Prédiction		
		Délai	Rayon	Pente
Classe Réelle	Délai	20	0	0
	Rayon	13	6	1
	Pente	3	0	17

contenant un type d'erreur. La répartition des types d'erreurs prédits par le modèle de régression logistique OVR en fonction de ceux déterminés par les IMUs est présentée dans le tableau 4.7.

TABLEAU 4.6 Coefficients de la régression logistique OVR

	Moyenne de la fonction résiduelle en rotation	Sommet de la fonction résiduelle en rotation	Sommet de la fonction résiduelle en flexion latérale	Moyenne de l'IMF1 en flexion-extension	Valeur initiale
Délai	$-9,1 \times 10^{-4}$	$-3,2 \times 10^{-2}$	$2,3 \times 10^{-2}$	$2,0 \times 10^{-2}$	$-5,6 \times 10^{-1}$
Rayon	$5,8 \times 10^{-4}$	$-8,8 \times 10^{-3}$	$1,5 \times 10^{-2}$	$1,9 \times 10^{-2}$	$-6,4 \times 10^{-1}$
Pente	$-4,2 \times 10^{-4}$	$3,8 \times 10^{-2}$	$-3,7 \times 10^{-2}$	$-3,8 \times 10^{-2}$	$-9,1 \times 10^{-1}$

TABLEAU 4.7 Caractérisation de l'erreur avec la régression logistique OVR

		Prédiction		
		Délai	Rayon	Pente
Classe Réelle	Délai	19	1	0
	Rayon	11	8	1
	Pente	3	0	17

Arbre de décision

L'arbre de décision permet de classer grâce à une série de décisions logiques où, pour chacune d'elles, un paramètre est comparé à une valeur seuil. La caractéristique identifiée pour le premier niveau est la moyenne de la fonction résiduelle en rotation, telle que suggérée par l'ANOVA. L'indice de Youden a été utilisé pour déterminer la valeur seuil de chacun des quatre blocs. Ensuite, la valeur seuil moyenne, $-2,29^\circ$, a été calculée de telle sorte que sous cette valeur, le type d'erreur prédit est une erreur de pente (figure 4.11a). Pour différencier l'erreur de rayon et de délai, soit le deuxième niveau de l'arbre, le sommet de la fonction résiduelle en flexion latérale est utilisé puisque c'est ce paramètre qui distingue le mieux ces erreurs selon le test de Mann-Whitney. Tout comme pour le premier niveau, la valeur seuil moyenne a été calculée, $1,95^\circ$, à partir des valeurs seuils de chacun des blocs. Ainsi, lorsque le sommet de la fonction

résiduelle en flexion latérale est sous $1,95^\circ$, le type d'erreur prédit est de délai alors qu'il est de rayon autrement (figure 4.11c). L'arbre de décision final est présenté à la figure 4.12.

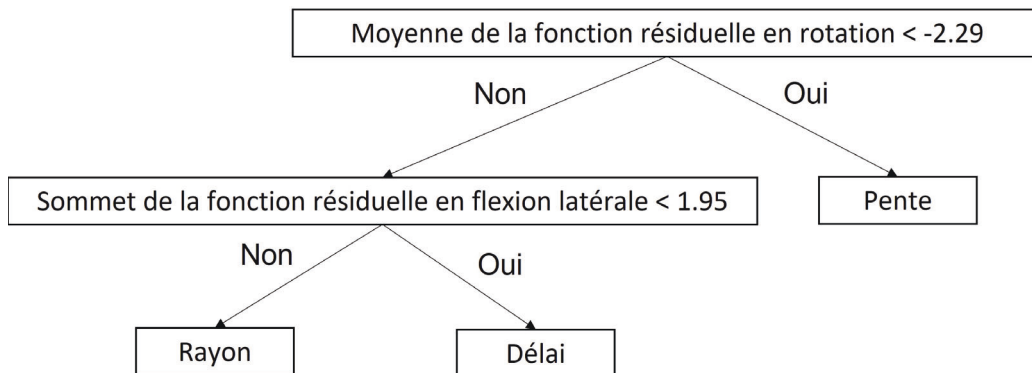


FIGURE 4.12 Classificateur par arbre de décision

La précision obtenue pour la prédiction des essais avec un seul type d'erreur est de 70 %. La matrice de confusion est présentée au tableau 4.8.

TABLEAU 4.8 Caractérisation de l'erreur avec l'arbre de décision

		Prédiction		
		Délai	Rayon	Pente
Classe Réelle	Délai	15	5	0
	Rayon	6	13	1
	Pente	3	3	14

Lorsque ces trois modèles sont utilisés pour prédire les essais contenant deux types d'erreurs, les précisions obtenues sont présentées dans le tableau 4.9.

TABLEAU 4.9 Précision des différents modèles de caractérisation de l'erreur

Modèle	Précision 1 erreur	Précision 2 erreurs
Régression logistique multinomiale	72 %	63 %
Régression logistique OVR	73 %	63 %
Arbre de décision	70 %	83 %

4.3 Discussion

Tout d'abord, les précisions des différents modèles pour les essais contenant qu'un seul type d'erreur sont assez similaires. En effet, la précision maximale de 73 % est obtenue avec la régression logistique OVR alors que la précision minimale de 70 % est obtenue avec l'arbre de décision. Il n'y a donc que 3 % de différence. Toutefois, on peut constater à l'aide des matrices de confusion que les deux types de régressions logistiques semblent privilégier la prédiction

des erreurs de délai. En effet, plus de 50 % des essais sont prédits dans cette classe alors que seuls 33 % le sont réellement. De plus, une minorité des essais catégorisés comme ayant des erreurs de rayon par les IMUs ont été prédits comme tels. Au contraire, malgré la précision un peu plus faible de l'arbre de décision, on constate que le modèle répartit mieux les prédictions. Effectivement, il n'y a pas une catégorie qui ressort majoritairement. En outre, pour chacune des catégories prédites par les IMUs, la majorité des essais sont bien prédits. Le modèle d'arbre de décision est donc privilégié par rapport aux deux autres. De surcroît, la précision concernant les prédictions des essais contenant deux types d'erreurs confirme le choix du modèle. Cette précision monte à 83 % pour l'arbre de décision alors qu'elle descend à 63 % pour les deux types de régression. Pour se convaincre que l'arbre de décision est le bon choix de modèle, plusieurs modèles d'apprentissage supervisé et non supervisé présentés dans la section 2.3.5 ont été testés, dont la forêt d'arbres décisionnels, l'arbre décisionnel à trois niveaux, le réseau de neurones, l'analyse en composantes principales et le partitionnement en k-moyennes. Les performances de ces modèles étaient nettement inférieures à celle de l'arbre décisionnel à deux niveaux développés, confirmant ainsi ce choix.

Les résultats de l'arbre de décision sont satisfaisants considérant le contexte. En effet, avoir une précision de 70 % sur les essais ne contenant qu'une seule erreur et 83 % pour les essais en contenant deux est supérieur aux 33 % et 66 % qu'on pourrait respectivement s'attendre avec une catégorisation en trois groupes par hasard. De plus, cela représente un avancement par rapport aux méthodes de rétroaction actuelles.

Notons toutefois qu'une des limites de l'utilisation de l'arbre décisionnel est la hiérarchie du modèle. Comme les décisions sont prises toujours dans le même ordre, certains groupes risquent de sortir plus souvent. Dans cette étude, puisque le premier niveau permet de différencier les erreurs de pentes des autres types d'erreurs, ce groupe est favorisé. Par exemple, si des essais contiennent des erreurs de pente et de délai, ils seront tous catégorisés comme erreur de pente même si les erreurs de délai sont plus grandes.

Un autre aspect limitant de notre modèle est notre compréhension probablement incomplète des causes d'erreurs. Effectivement, les types d'erreurs utilisés pour cette étude sont ceux décrits par Lebel *et al.* [34]. Or, il est possible que d'autres types d'erreurs existent hormis ces trois types. Cela expliquerait, entre autres, pourquoi 21 des 110 essais avec une étendue de mouvement supérieure à 10° n'ont pas été classés parmi au moins un type d'erreur. Il serait donc intéressant de comprendre quelles autres fausses manoeuvres peuvent causer un mouvement de la colonne vertébrale et comment cela se traduit sur les capteurs du mannequin.

Pour ce qui est des paramètres différenciateurs, malgré le fait qu'ils ont été sélectionnés avec une approche exploratoire, certains paramètres identifiés paraissent logiques. En effet, les paramètres permettant de mieux différencier les erreurs de pente des autres types d'erreurs utilisent la fonction résiduelle dans l'axe anatomique correspondant à la rotation (voir tableaux 4.2 et 4.3). Comme l'erreur de pente consiste en des axes de rotation différents pour le mouvement de la tête et du tronc, il n'est pas surprenant que les paramètres provenant de la tendance générale du mouvement, soit la fonction résiduelle, dans cet axe soient ceux qui différencient le mieux cette erreur. Par contre, il est moins évident de comprendre pourquoi les signaux de la flexion latérale permettent de distinguer les erreurs de délai et de rayon. Les valeurs p associées à ces paramètres sont par ailleurs plus élevées, tel qu'on peut le constater à l'aide du tableau 4.3. On peut donc s'interroger sur la validité d'utiliser ces paramètres comme entrées du modèle. En effet, l'approche utilisée pour trouver des paramètres différenciateurs dans l'analyse exploratoire ne permet peut-être pas de trouver des paramètres représentatifs de la réalité. Avec un plus grand nombre d'essais, il serait intéressant de refaire le processus et de choisir comme paramètres différenciateurs tous ceux avec des valeurs p statistiquement significatives après correction de Bonferroni, et non un nombre fixe de ceux ayant les valeurs p les plus faibles comme cela a été fait dans cette étude. Rappelons que le nombre de paramètres avait été préalablement fixé pour être en mesure d'effectuer un bon entraînement des modèles malgré le petit échantillon. En augmentant le nombre d'essais, cette contrainte pourrait être enlevée. Cela permettrait d'avoir une meilleure confiance envers les paramètres différenciateurs choisis et, par conséquent, du modèle en général.

Une faiblesse du modèle est donc le nombre de données disponibles pour l'extraction des paramètres différenciateurs, ainsi que pour les phases d'entraînement et de validation. En effet, beaucoup de paramètres ont été extraits des essais pour faire un modèle. Dans les études exploratoires de ce type, il est préférable d'avoir un grand nombre d'essais. Toutefois, en raison du recrutement de participants plutôt difficile ainsi que du temps restreint alloué pour une maîtrise, il n'a pas été possible d'exécuter plus d'essais. C'est pourquoi une validation à quatre blocs a été utilisée pour entraîner le modèle, ce qui n'est pas normalement recommandé puisqu'il est possible que les résultats obtenus soient trop collés sur les données collectées et peu représentatifs de la réalité. Toutefois, comme la précision augmente pour la prédiction des essais avec deux erreurs, soient des essais qui n'étaient pas dans la base d'entraînement, il est possible de penser que le surapprentissage n'est peut-être pas si important. Il serait tout de même pertinent de continuer de collecter des données pour confirmer la validité du modèle, voire recommencer le processus d'identification des paramètres différenciateurs et d'entraînement avec un plus grand échantillon.

Finale­ment, une autre limite de notre modèle semble être au niveau de la distinction des erreurs de délai et de rayon, comme il est possible de le constater à l'aide du tableau 4.8. Cela est logique puisque le sommet absolu de la fonction résiduelle en flexion latérale ne semble pas bien différencier les erreurs de délai et de rayon, même si c'est celui qui semble le mieux le faire parmi nos paramètres extraits. En effet, sa valeur p pour le test de Mann-Whitney est de $3,0 \times 10^{-2}$, ce qui est à peine significatif pour un niveau de confiance de 95 %. Or, comme de nombreuses hypothèses sont testées, il est statistiquement normal d'obtenir des tests sous le seuil α même si la moyenne de la population est la même. Pour contrer cet effet, il serait préférable d'utiliser la correction de Bonferroni pour définir le seuil α . Avec 80 paramètres et trois paires d'erreurs, soit 240 hypothèses, le seuil α passe à $2,1 \times 10^{-4}$. La valeur p obtenue pour le sommet absolu de la fonction résiduelle en flexion latérale est donc largement en deçà du seuil α corrigé. Il serait donc intéressant de trouver un autre paramètre pouvant mieux différencier cette paire d'erreurs.

4.3.1 Piste d'amélioration

Comme aucun paramètre extrait de l'EMD de la vitesse du mouvement ne semble bien différencier les erreurs de délai et de rayon, il serait intéressant de trouver un paramètre qui permet de déterminer le départ des mouvements. En connaissant le départ de chacun des segments, il est aisé de calculer le délai. Or, cela n'est pas possible en considérant uniquement le mouvement relatif comme c'est le cas pour Frank. Une solution potentielle serait donc d'ajouter un capteur sur la carte électronique de Frank pour augmenter l'information et permettre de reconstruire le délai de départ entre les segments. Afin de tester cette piste d'amélioration, la mesure du gyromètre en rotation de l'IMU au tronc a été ajoutée comme information au processus de création d'une architecture d'identification des erreurs. La rotation est l'axe choisi puisque c'est selon cette dernière que le mouvement est majoritairement effectué.

À partir de ce capteur, il est possible de connaître le profil de vitesse du tronc en rotation. En le combinant à la dérivée des données d'orientation de Frank en rotation, on peut retrouver le profil de vitesse de la tête. Ainsi, le délai entre la tête et le tronc peut être identifié.

En utilisant le délai comme paramètre du deuxième niveau de l'arbre décisionnel avec la même méthodologie que celle présentée à la section 4.2.2, la précision du modèle passe à 80 % pour la caractérisation des essais ne contenant qu'un seul type d'erreurs. Les résultats sont présentés dans les tableaux 4.10 et 4.11. Pour ce qui est de la caractérisation des essais contenant deux types d'erreurs, la précision obtenue est de 90 %. On améliore donc le modèle en ajoutant un simple gyromètre à la carte électronique, ce qui n'est pas un enjeu pour les prochaines versions du mannequin.

TABLEAU 4.10 Précision des différents arbres de décision

Modèle	Précision 1 erreur	Précision 2 erreurs
Arbre de décision	70 %	83 %
Arbre de décision avec gyromètre	80 %	90 %

TABLEAU 4.11 Résultat de l'arbre de décision avec un gyromètre

		Prédiction		
		Délai	Rayon	Pente
Classe Réelle	Délai	15	5	0
	Rayon	0	19	1
	Pente	1	5	14

Toutefois, il serait probablement préférable d'ajouter une centrale inertielle plutôt qu'un gyromètre. En effet, peu importe le capteur ajouté, des modifications sont à apporter sur la carte électronique et ajouter un IMU ne complexifie pas plus le circuit que d'ajouter un gyromètre. Par contre, l'IMU a pour avantage d'avoir des gyromètres intégrés en plus de collecter beaucoup d'informations supplémentaires qui peuvent devenir utiles. Par exemple, il pourrait être intéressant de connaître les accélérations que subit une personne dans une ambulance. Étant donné que, dans cette situation, les patients sont toujours installés dans des matelas coquille qui limite leur mouvement, les encodeurs captant le mouvement relatif de la colonne de Frank sont limités. Par contre, cela ne veut pas dire pour autant qu'il n'y a pas d'impact ou que cela est confortable pour le patient. Les accéléromètres d'une centrale inertielle pourraient aider à identifier les conditions dans lesquelles se trouvent le patient. De plus, lorsque l'environnement magnétique est adéquat, l'IMU permet de capter l'orientation absolue de la tête, puisque c'est dans cette partie que se retrouve la carte électronique. À partir de cette information et des données relatives entre les segments, il serait possible de trouver l'orientation du tronc et du bassin. Cela permettrait d'obtenir directement une figure du mouvement de la tête par rapport au tronc qui peut être intéressante pour un LR, mais aussi pour plusieurs manoeuvres de transfert.

CHAPITRE 5

CONCLUSION

Le mannequin humanoïde Frank a été développé dans le but d'améliorer la formation des intervenants grâce à une évaluation quantifiable et constante. Ce faisant, Frank permet d'évaluer l'efficacité de différentes techniques de stabilisation dans un contexte de recherche. Suite à une première boucle de développement, les tests avec utilisateurs ont révélé le potentiel du mannequin, mais ont aussi mis en lumière certains aspects pour lesquels le développement devrait continuer. D'abord, la pertinence de développer un mannequin mesurant le mouvement lombaire a été soulevée. En effet, le mouvement lombaire est difficilement mesurable à l'aide de patient simulé et intéressant dans le contexte de SMR. Ensuite, pour favoriser l'adoption de Frank, il est pertinent de pouvoir l'utiliser sans le calibrer à chaque fois. Finalement, l'intérêt de fournir une rétroaction sur les causes du mouvement involontaire afin d'améliorer la formation sur les manoeuvres de transfert avec SMR est ressorti. À partir de ces commentaires, une deuxième génération du mannequin a été conçue et développée, dans laquelle les encodeurs relatifs ont été changés pour des encodeurs absolus, alors qu'une nouvelle chaîne de capteurs au niveau lombaire a été ajoutée.

Il était important de valider que la mesure du mouvement évaluée par le mannequin était bonne avant de pouvoir répondre à la demande de développer des métriques de rétroaction. C'est pourquoi le premier objectif spécifique de cette maîtrise était de valider de la mesure du mouvement en conditions contrôlées. Pour ce faire, un modèle de cinématique direct a été développé pour pouvoir connaître la position des différents segments de Frank à partir des données provenant des capteurs. Ensuite, l'évaluation de l'exactitude a été déterminée en comparant les orientations mesurées simultanément par le mannequin et un système optoélectronique de mesure du mouvement. Ces tests ont révélé une exactitude de moins de 2° avec un biais inférieur à 1° dans chacun des axes. De plus, il a été démontré que la vitesse du mouvement n'a pas d'impact sur la mesure du mouvement. À partir de ces résultats, il est possible de conclure qu'il est envisageable d'utiliser Frank dans des contextes de formation et de recherche.

Les résultats concluants de la validation de la mesure ont ensuite permis d'enclencher la boucle de développement de la caractérisation du mouvement involontaire, soit le deuxième objectif spécifique. Les différentes causes du mouvement involontaire ont été inspirées par Lebel *et al.* [34]. Ainsi, des essais de LR ont été collectés afin de développer des modèles de caractérisation de l'erreur. À partir de ces données, trois types de modèles ont été créés : une régression

logistique multinomiale, une régression logistique OVR ainsi qu'un arbre de décision à deux niveaux. C'est finalement l'arbre décisionnel qui a été retenu pour sa précision de 70 % sur les essais contenant qu'un seul type d'erreur et 83 % pour ceux contenant deux types d'erreurs. De plus, les prédictions étaient mieux réparties entre les différentes causes que pour les deux autres modèles. La pertinence d'ajouter un capteur à Frank dans le but d'améliorer la précision du modèle a été soulevée et démontrée. Ainsi, l'objectif global de ce projet de recherche, soit de développer une signature du mouvement indésirable enregistré afin de les attribuer à une source d'erreur pour donner une rétroaction efficace, est atteint.

Il a été remarqué qu'un ajout de capteur sur Frank peut grandement améliorer le modèle de caractérisation du mouvement involontaire. Toutefois, il serait pertinent de tester le modèle actuel avec les usagers avant de recommencer une autre boucle de développement du mannequin. En effet, il serait intéressant de tester l'efficacité de la rétroaction avec les utilisateurs et de connaître leur opinion sur les métriques données. Ce serait donc la prochaine étape de développement du mannequin en vue d'une éventuelle commercialisation.

ANNEXE A

FORMULAIRE D'INFORMATION ET DE CONSENTEMENT À LA RECHERCHE



FORMULAIRE D'INFORMATION ET DE CONSENTEMENT À LA RECHERCHE

Titre du projet:	Étude comparative des dispositifs et techniques de transfert lors de chutes de bénéficiaires en institution : mieux comprendre les mécanismes d'erreur
Numéro du projet :	2021-3877
Chercheur principal	Pr Patrick Boissy, PhD Professeur titulaire Département de chirurgie, service d'orthopédie
Chercheurs associés :	Camille Martin, étudiante à la maîtrise Département de génie, Université de Sherbrooke Mohamed Amine Chelbi, étudiant à la maîtrise Département de chirurgie, Service d'orthopédie Danielle Goupil, Conseillère en soins DSI au CIUSSS de l'Estrie-CHUS David Roussel, Chercheur-clinicien Chef de soins et services au CIUSSS de l'Estrie-CHUS Guy-D Bilodeau, Chercheur-clinicien Formateur spécialiste PDSB-Expert Karina Lebel, ing. Ph.D Département de génie, Université de Sherbrooke Véronique Provencher, ergothérapeute École de réadaptation, Université de Sherbrooke

POUR INFORMATION

Du lundi au vendredi entre 8 h et 16 h, vous pouvez communiquer avec :

Camille Martin
Étudiante à la maîtrise

Nous sollicitons votre participation à un projet de recherche parce que vous êtes reconnu comme un intervenant qualifié ou en voie de l'être pour effectuer des techniques de mobilisation spinale. À cet égard, nous avons besoin de volontaires pour effectuer les principales techniques de transfert avec immobilisation spinale sur un mannequin instrumenté afin de réaliser la collecte de données nécessaire. Cependant, avant d'accepter de participer à ce projet, veuillez prendre le temps de lire, de comprendre et de considérer attentivement les renseignements qui suivent.

Si vous acceptez de participer au projet de recherche, vous devrez signer le formulaire de consentement à la fin du présent document et nous vous en remettrons une copie signée pour vos dossiers.

Ce formulaire d'information et de consentement vous explique le but de ce projet de recherche, les procédures, les risques et inconvénients ainsi que les avantages, de même que les personnes avec qui communiquer au besoin. Il peut contenir des mots que vous ne comprenez pas. Nous vous invitons à poser toutes les questions nécessaires au chercheur responsable du projet ou aux autres personnes affectées au projet de recherche et à leur demander de vous expliquer tout mot ou renseignement qui n'est pas clair.

NATURE ET OBJECTIFS DU PROJET DE RECHERCHE

Cette étude vise à identifier des paramètres quantitatifs permettant de mieux comprendre les variations d'efficacité dans les manœuvres d'immobilisation spinale. La visée à moyen terme de ce projet est donc d'identifier des paramètres de rétroaction efficace pour l'amélioration de la formation portant sur les manœuvres de transfert avec immobilisation spinale, au moyen d'un mannequin de simulation instrumenté.

La mise en situation sera réalisée dans un contexte de laboratoire de simulation en conditions intra hospitalières.

Nous aurons besoin de 10 participants pour effectuer les transferts sécuritaires en appliquant les précautions spinales.

DÉROULEMENT DU PROJET DE RECHERCHE

Si vous acceptez de participer au projet, vous devrez vous présenter au Centre de recherche sur le Vieillissement pour une visite d'une période d'environ une demi-journée.

Les participants n'auront aucun capteur à porter. Seul le mannequin servira d'instrument de mesure. Une fois les manipulations effectuées et toutes les données collectées, aucun test ou visite de suivi ne sera requise.

RISQUES POUVANT DÉCOULER DE VOTRE PARTICIPATION AU PROJET DE RECHERCHE

Les participants ne seront pas instrumentés et n'auront aucune prise de médication ou autre à réaliser. À ce niveau, votre risque de participation à ce projet est minimale.

Les principaux risques existants sont ceux en lien avec des troubles musculaires ou blessures résultant d'un événement indésirable et imprévu lors des manipulations. Ces

risques sont inhérents à la réalisation de ce genre de manipulations. À noter que ces risques sont les mêmes que ceux présents lors de votre pratique usuelle de transfert des patients.

INCONVÉNIENTS POUVANT DÉCOULER DE VOTRE PARTICIPATION AU PROJET DE RECHERCHE

Il faut s'attendre à ce que votre implication ait comme inconvénient de vous demander du temps et le déplacement nécessaire jusqu'au lieu de manipulations et collecte de données.

AVANTAGES POUVANT DÉCOULER DE VOTRE PARTICIPATION AU PROJET DE RECHERCHE

Nous ne pouvons garantir que vous retirerez un bénéfice personnel en participant à ce projet de recherche. Toutefois, les résultats obtenus pourraient contribuer à l'amélioration des pratiques dans le domaine des soins hospitaliers des patients traumatisés.

CONFIDENTIALITÉ

Cueillette – Fins pour lesquelles des renseignements personnels sont demandés

Durant votre participation à ce projet de recherche, le chercheur responsable de ce projet, ainsi que son personnel, recueilleront, dans un dossier de recherche, les renseignements nécessaires vous concernant pour répondre aux objectifs scientifiques de ce projet de recherche.

Cueillette – Quels renseignements personnels sont demandés

Les informations personnelles tirées des participants seront minimales. À titre indicatif, nous vous demanderons votre nom, votre sexe, votre date de naissance, votre niveau d'expérience en déplacements sécuritaires (PDSB) (années). Nous ne recueillerons aucune autre donnée personnelle ou en lien avec votre dossier médical. Il est possible que des vidéos ou photos soient prises lors des manipulations et celles-ci pourraient être, par la suite, utilisées dans un contexte de présentation scientifique des résultats ou de formation.

Conservation des renseignements/données – Protection

Tous les renseignements recueillis demeureront confidentiels dans les limites prévues par la loi. Vous ne serez identifié que par un numéro de code. La clé du code reliant votre nom à votre dossier de recherche sera conservée par le chercheur responsable de ce projet de recherche.

Les résultats des procédures et manipulations effectuées dans le cadre de ce projet de recherche n'apparaîtront pas dans votre dossier médical.

Durée de conservation

Les données de recherche seront conservées pendant 10 ans par le chercheur responsable de ce projet de recherche.

Diffusion des résultats

Les résultats de recherche pourront être publiés ou faire l'objet de discussions scientifiques, mais il ne sera pas possible de vous identifier.

Droit d'accès pour des fins de contrôle et sécurité

À des fins de surveillance, de contrôle, de protection et de sécurité, votre dossier de recherche pourra être consulté par des représentants de l'établissement ou du comité d'éthique de la recherche. Ces personnes adhèrent à une politique de confidentialité.

Vous avez le droit de consulter votre dossier de recherche pour vérifier les renseignements recueillis, et les faire rectifier au besoin.

PARTICIPATION VOLONTAIRE ET POSSIBILITÉ DE RETRAIT

Votre participation à ce projet de recherche est volontaire. Vous êtes donc libre de refuser d'y participer. Vous pouvez également vous retirer de ce projet à n'importe quel moment, sans avoir à donner de raisons, en informant le médecin responsable du projet de recherche ou un membre de l'équipe de recherche.

Votre décision de ne pas participer à ce projet de recherche ou de vous en retirer n'aura aucune conséquence sur votre relation avec l'équipe de recherche.

L'information et le matériel déjà recueillis seront néanmoins conservés, analysés ou utilisés pour assurer l'intégrité scientifique du projet.

Toute nouvelle connaissance acquise durant le déroulement du projet qui pourrait avoir un impact sur votre décision de continuer à participer à ce projet vous sera communiquée rapidement.

POSSIBILITÉS DE COMMERCIALISATION / RENONCIATION

Les résultats de la recherche découlant notamment de votre participation à ce projet pourraient mener à la création de produits commerciaux. Cependant, vous ne pourrez en retirer aucun avantage financier.

COMPENSATION

Vous ne recevrez pas de compensation financière pour votre participation à ce projet de recherche.

EN CAS DE PRÉJUDICE

Si vous deviez subir quelque préjudice que ce soit dû à votre participation au projet de recherche, vous recevrez tous les soins et services requis par votre état de santé.

En acceptant de participer à ce projet de recherche, vous ne renoncez à aucun de vos droits et vous ne libérez pas le chercheur responsable de ce projet de recherche et l'établissement de leur responsabilité civile et professionnelle.

IDENTIFICATION DES PERSONNES-RESSOURCES

Si vous avez des questions ou éprouvez des problèmes en lien avec le projet de recherche, ou si vous souhaitez vous en retirer, vous pouvez communiquer avec le chercheur responsable ou avec une personne de l'équipe de recherche. Pour les coordonnées, veuillez vous référer à l'encadré de la page 1.

Pour toute question concernant vos droits en tant que participant à ce projet de recherche ou si vous avez des plaintes à formuler, vous pouvez communiquer avec le Bureau des plaintes et de la qualité des services du CIUSSS de l'Estrie - CHUS via plaintes.ciussse-chus@ssss.gouv.qc.ca ou au numéro suivant : 1-866-917-7903.

Le Comité d'éthique de la recherche du CIUSSS de l'Estrie - CHUS a donné son approbation éthique au projet de recherche et en assurera le suivi.

Si vous désirez joindre l'un des membres de ce comité vous pouvez communiquer avec le Bureau d'autorisation des projets de recherche du CIUSSS de l'Estrie - CHUS via ethique.recherche.ciussse-chus@ssss.gouv.qc.ca ou au numéro suivant : 819-346-1110, poste 12856.

ÉTUDES ULTÉRIEURES

Dans l'éventualité où des projets de recherche similaires à celui-ci se réalisaient dans les 5 prochaines années, acceptez-vous qu'un membre de l'équipe de recherche prenne contact avec vous pour vous proposer une nouvelle participation? Bien sûr, lors de cet appel, vous seriez entièrement libre d'accepter ou de refuser de participer.

Veuillez nous indiquer votre choix en cochant la case appropriée à la fin de ce formulaire de consentement.

JOURNAL ENCRÂGE :

Le Journal Encrâge est un bulletin publié par le Centre de recherche sur le vieillissement du CIUSSS de l'Estrie - CHUS une fois par année. Il vise à informer les personnes qui ont participé aux projets du Centre de recherche et la communauté régionale.

Souhaitez-vous recevoir une copie de ce journal?

- OUI** Initiales _____
 NON Initiales _____

Si oui, de quelle façon souhaitez-vous recevoir votre copie?

- Par la poste** **Par courriel**

Adresse postale ou adresse courriel :

SIGNATURE

J'ai pris connaissance du formulaire d'information et de consentement. On m'a expliqué le projet de recherche et le présent formulaire d'information et de consentement. On a répondu à mes questions et on m'a laissé le temps voulu pour prendre une décision. Après réflexion, je consens à participer à ce projet de recherche aux conditions qui y sont énoncées, incluant l'utilisation de mes données personnelles

J'accepte que mes enregistrements et mes photographies soient utilisés à des fins de formation et/ou de présentations scientifiques et qu'ils soient conservés avec mes données de recherche.

- OUI** Initiales _____
 NON Initiales _____

Nom du participant
(lettres moulées)

Signature du participant

Date

J'ai expliqué au participant le projet de recherche et le présent formulaire d'information et de consentement et j'ai répondu aux questions qu'il m'a posées.

Nom de la personne qui
obtient le consentement
(lettres moulées)

Signature

Date

LISTE DES RÉFÉRENCES

- [1] AMS : AS5048A High-Resolution Position Sensor. Disponible sur : <https://ams.com/as5048a#tab/documents>, 2021. (Consulté le : 4 août 2021).
- [2] W. J. ANDERST, J. Y. LEE, W. F. DONALDSON et J. D. KANG : Six-degrees-of-freedom cervical spine range of motion during dynamic flexion-extension after single-level anterior arthrodesis comparison with asymptomatic control subjects. *Journal of Bone and Joint Surgery - Series A*, 95(6):497–506, 2013.
- [3] J. M. BLAND et D. G. ALTMAN : Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. *The Lancet*, 327(8476):307–310, 1986.
- [4] J. M. BLAND et D. G. ALTMAN : Agreement between methods of measurement with multiple observations per individual. *Journal of Biopharmaceutical Statistics*, 17(4):571–582, 2007.
- [5] P. BOISSY, M. HAMEL, K. LEBEL et F. CABANA : Instrumented human analog with anatomically correct neck for research and training on c-spine immobilization and transfer, 2017.
- [6] P. BOISSY, I. SHRIER, S. BRIÈRE, J. MELLETE, L. FECTEAU, G. O. MATHESON, D. GARZA, W. H. MEEUWISSE, E. SEGAL, J. BOULAY et R. J. STEELE : Effectiveness of cervical spine stabilization techniques. *Clinical Journal of Sport Medicine*, 21(2):80–88, 2011.
- [7] V. BONNET, S. RAMDANI, C. AZEVEDO-COSTE, P. FRAISSE, C. MAZZÀ et A. CAPPOZZO : Integration of human walking gyroscopic data using empirical mode decomposition. *Sensors (Switzerland)*, 14(1):370–381, 2013.
- [8] M. BOWLES : *Machine Learning in Python®*. John Wiley & Sons, Inc., 2015.
- [9] J. H. CHALLIS : Quaternions as a solution to determining the angular kinematics of human movement. *BMC Biomedical Engineering*, 2(1):5, 2020.
- [10] B. P. CONRAD, D. L. MARCHESE, G. R. RECHTINE et M. B. HORODYSKI : Motion in the unstable thoracolumbar spine when spine boarding a prone patient. *Journal of Spinal Cord Medicine*, 35(1):53–57, 2012.
- [11] B. P. CONRAD, D. L. MARCHESE, G. R. RECHTINE, M. PRASARN, G. DEL ROSSI et M. B. H. HORODYSKI : Motion in the unstable cervical spine when transferring a patient positioned prone to a spine board. *Journal of athletic training*, 48(6):797–803, nov 2013.
- [12] R. A. DE LORENZO, J. E. OLSON, M. BOSKA, R. JOHNSTON, G. C. HAMILTON, J. AUGUSTINE et R. BARTON : Optimal positioning for cervical immobilization. *Annals of Emergency Medicine*, 28(3):301–308, 1996.
- [13] E. EITEL : Basics of Rotary Encoders : Overview and New Technologies. Disponible sur : <https://www.machinedesign.com/automation-iiot/sensors/article/21831757/basics-of-rotary-encoders-overview-and-new-technologies>, 2014. (Consulté le : 4 août 2021).

- [14] FRANKSIM : Frank's life. <https://www.youtube.com/playlist?list=PL2Tgin6ISYrpt8c89GKYbs-RX0I5uSdq9>. Accessed : 2022-08-14.
- [15] J. C. FURLAN, V. NOONAN, A. SINGH et M. G. FEHLINGS : Assessment of Impairment in Patients with Acute Traumatic Spinal Cord Injury : A Systematic Review of the Literature. <https://home-liebertpub-com.ezproxy.usherbrooke.ca/neu>, 28(8):1445–1477, jul 2011.
- [16] J. J. GERHARDT et R. D. RONDINELLI : Goniometric techniques for range-of-motion assessment. *Physical Medicine and Rehabilitation Clinics of North America*, 12(3):507–528, 2001.
- [17] D. GIAVARINA : Understanding Bland Altman analysis. *Biochemia Medica*, 25(2):141–151, 2015.
- [18] G. GRENIER, M.-A. DESPATIS, K. LEBEL, M. HAMEL, C. MARTIN et P. BOISSY : Removal of the cervical collar from alpine rescue protocols ? a biomechanical non-inferiority trial in real-life mountain conditions. *Scandinavian Journal of Trauma, Resuscitation and Emergency Medicine*, 30:42, 12 2022.
- [19] W. GUERFALI et R. PLAMONDON : A new method for the analysis of simple and complex planar rapid movements. *Journal of Neuroscience Methods*, 82(1):35–45, 1998.
- [20] G. J. HAHN et W. Q. MEEKER : *Statistical intervals : a guide for practitioners*. J. Wiley and Sons, New York, 1991.
- [21] N. HILGER et A. BEAUDUCCEL : Parallel-forms reliability. In Virgil ZEIGLER-HILL et Todd K SHACKELFORD, éditeurs : *Encyclopedia of Personality and Individual Differences*, pages 1–3. Springer International Publishing, 2017.
- [22] J. P. HOLMAN : *Experimental methods for engineers*. McGraw-Hill, Boston, 8 édition, 2012.
- [23] INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION (ISO) : ISO 5725-1 :1994 Accuracy (trueness and precision) of measurement methods and results — Part 1 : General principles and definitions, 1994.
- [24] INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION (ISO) : ISO 3534-1 Statistics Vocabulary and symbols Part 1 : General statistical terms and terms used in probability, 2006.
- [25] JCGM : JCGM 200 : 2008 International vocabulary of metrology — Basic and general concepts and associated terms. Rapport technique Vim, 2008.
- [26] B. JIN, T. H. THU, E. BAEK, S. H. SAKONG, J. XIAO, T. MONDAL et M. J. DEEN : Walking-age analyzer for healthcare applications. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 18(3):1034–1042, 2014.
- [27] W. KONG, S. SESSA, M. ZECCA et A. TAKANISHI : Anatomical calibration through post-processing of standard motion tests data. *Sensors (Switzerland)*, 16(12):2011, 2016.
- [28] R. J. KONZ, S. FATONE, R. L. STINE, A. GANJU, S. A. GARD et S. L. ONDRA : A kinematic model to assess spinal motion during walking. *Spine*, 31(24):898–906, 2006.
- [29] M. KREINEST, B. GLIWITZKY, S. SCHÜLER, P. A. GRÜTZNER et M. MÜNZZBERG : Development of a new Emergency Medicine Spinal Immobilization Protocol for trauma patients and a test of applicability by German emergency care providers. *Scandinavian Journal of Trauma, Resuscitation and Emergency Medicine*, 24(71), 2016.
-

- [30] P. LACOUTURE, L. FRADET et T. MONNET : La mesure du mouvement humain. *Métronologie en biomécanique*, 14(3-4):11–61, 2015.
- [31] K. LEBEL, P. BOISSY, C. DUVAL, M. JOG, M. SPEECHLEY, A. KARELIS, C. VINCENT, J. FRANK et R. EDWARDS : Assessing the validity of attitude and heading reference systems for biomechanical evaluation of motions : A methodological proposal. In *BIODEVICES 2014 - 7th Int. Conference on Biomedical Electronics and Devices*, pages 230–237, 2014.
- [32] K. LEBEL, P. BOISSY, H. NGUYEN et C. DUVAL : Autonomous Quality Control of Joint Orientation Measured with Inertial Sensors. *Sensors (Switzerland)*, 16(7):1037, 2016.
- [33] K. LEBEL, P. BOISSY, H. NGUYEN et C. DUVAL : Inertial measurement systems for segments and joints kinematics assessment : Towards an understanding of the variations in sensors accuracy. *BioMedical Engineering Online*, 16(1):56, 2017.
- [34] K. LEBEL, V. CHENEL, J. BOULAY et P. BOISSY : Quantitative approach based on wearable inertial sensors to assess and identify motion and errors in techniques used during training of transfers of simulated c-spine-injured patients. *Journal of Healthcare Engineering*, 2018:9, 2018.
- [35] K. LEBEL, C. DUVAL, H. P. NGUYEN, R. PLAMONDON et P. BOISSY : Cranio-Caudal Kinematic Turn Signature Assessed with Inertial Systems As a Marker of Mobility Deficits in Parkinson’s Disease. *Frontiers in Neurology*, 9:22, 2018.
- [36] K. LEBEL, H. NGUYEN, C. DUVAL, R. PLAMONDON et P. BOISSY : Capturing the cranio-caudal signature of a turn with inertial measurement systems : Methods, parameters robustness and reliability. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 5:51, 2017.
- [37] W. LEE : *Python® Machine Learning*. John Wiley & Sons, Inc., 4 2019.
- [38] M. LIAO, Y. GUO, Y. QIN et Y. WANG : The application of EMD in activity recognition based on a single triaxial accelerometer. *Bio-Medical Materials and Engineering*, 26(1): S1533–S1539, 2015.
- [39] J. L. MCGINLEY, R. BAKER, R. WOLFE et M. E. MORRIS : The reliability of three-dimensional kinematic gait measurements : a systematic review. *Gait & posture*, 29(3): 360–369, 2009.
- [40] A. MENDITTO, M. PATRIARCA et B. MAGNUSSON : Understanding the meaning of accuracy, trueness and precision. *Accreditation and Quality Assurance*, 12(1):45–47, 2007.
- [41] Asahi Kasei MICRODEVICES : Basic Knowledge of Encoder. Disponible sur : <https://www.akm.com/eu/en/technology/technical-tutorial/basic-knowledge-encoder/>, 2020. (Consulté le : 6 mai 2021).
- [42] J.-M. MOUTQUIN, K. LAROUCHE, M.-H. MAYOT et M. ROSSIGNOL : Lésions médullaires traumatiques et non-traumatiques : analyse comparative des caractéristiques et de l’organisation des soins et services de réadaptation au Québec. Rapport technique 1, Institut national d’excellence en santé et en services sociaux (INESSS), 2013.
- [43] A. C. MULLER et S. GUIDO : *Introduction to machine learning with python*. O’Reilly Media, 2016.
- [44] P. S. MYLES et J. CUI : I. Using the Bland-Altman method to measure agreement with repeated measures. *British Journal of Anaesthesia*, 99(33):309–311, 2007.
-

-
- [45] OPTITRACK : Calibration. Disponible sur : <https://v22.wiki.optitrack.com/index.php?title=Calibration>, 2021. (Consulté le : 15 février 2021).
- [46] A. PETRIE et C. SABIN : *Medical Statistics at a Glance*. John Wiley & Sons, Incorporated, 2019.
- [47] S. RASCHKA et V. MIRJALILI : *Python Machine Learning*. Packt Publishing, 2 édition, 2017.
- [48] R. E. ROBERSON et R. SCHWERTASSEK : *Dynamics of Multibody Systems*. Springer-Verlag, 1988.
- [49] X. ROBERT-LACHAINE, H. MECHERI, C. LARUE et A. PLAMONDON : Validation of inertial measurement units with an optoelectronic system for whole-body motion analysis. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 55(4):609–619, 2017.
- [50] C. R. ROCHA, C. P. TONETTO et A. DIAS : A comparison between the Denavit–Hartenberg and the screw-based methods used in kinematic modeling of robot manipulators. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 27(4):723–728, 2011.
- [51] G. SAKARKAR, G. PATIL et P. DUTTA : *Machine Learning algorithms using Python programming*. Nova Science, 2021.
- [52] D. L. SCHRIGER, B. LARMON, T. LEGASSICK et T. BLINMAN : Spinal immobilization on a flat backboard : Does it result in neutral position of the cervical spine? *Annals of Emergency Medicine*, 20(8):878–881, 1991.
- [53] A. A. SHABANA : *Dynamics of Multibody Systems*. Cambridge University Press, Cambridge, 3 édition, 2005.
- [54] I. SHRIER, P. BOISSY, S. BRIÈRE, J. MELLETTE, L. FECTEAU, G. O. MATHESON, D. GARZA, W. H. MEEUWISSE, E. SEGAL, J. BOULAY et R. J. STEELE : Can a rescuer or simulated patient accurately assess motion during cervical spine stabilization practice sessions? *Journal of Athletic Training*, 47(1):42–51, 2012.
- [55] I. SHRIER, P. BOISSY, K. LEBEL, J. BOULAY, E. SEGAL, J. S. DELANEY, L. C. VACON et R. J. STEELE : Cervical spine motion during transfer and stabilization techniques. *Prehospital Emergency Care*, 19(1):116–125, 2015.
- [56] B. SICILIANO et O. KHATIB : *Springer handbook of robotics*. Springer International Publishing, 2016.
- [57] A. SINGH, L. TETREAU, S. KALSI-RYAN, A. NOURI et M. G. FEHLINGS : Global prevalence and incidence of traumatic spinal cord injury. *Clinical Epidemiology*, 6:309–331, sep 2014.
- [58] C. J. SNIJDERS, G. A. HOEK VAN DIJKE et E. R. ROOSCH : A biomechanical model for the analysis of the cervical spine in static postures. *Journal of Biomechanics*, 24(9):783–792, 1991.
- [59] M. W. SPONG, S. HUTCHINSON et M. VIDYASAGAR : *Robot modeling and control*. John Wiley & Sons, Hoboken, 2006.
- [60] A. STALLONE, A. CICONE et M. MATERASSI : New insights and best practices for the successful use of Empirical Mode Decomposition, Iterative Filtering and derived algorithms. *Scientific Reports*, 10(1):15161, 2020.
-

- [61] E. E. SWARTZ et G. DEL ROSSI : Cervical spine alignment during on-field management of potential catastrophic spine injuries. *Sports Health*, 1(3):247–252, 2009.
- [62] A. TANEJA, C. A. BERRY et R. D. RAO : Initial Management of the Patient With Cervical Spine Injury. *Seminars in Spine Surgery*, 25(1):2–13, 2013.
- [63] N. THEODORE, M. N. HADLEY, B. AARABI, S. S. DHALL, D. E. GELB, R. J. HURLBERT, C. J. ROZZELLE, T. C. RYKEN et B. C. WALTERS : Prehospital cervical spinal immobilization after trauma. *Neurosurgery*, 72(2):22–34, 2013.
- [64] E. van der KRUK et M. M. REIJNE : Accuracy of human motion capture systems for sport applications ; state-of-the-art review. *European Journal of Sport Science*, 18(6):806–819, 2018.
- [65] J. O. N. WEERTS, L. SCHIER, H. SCHMIDT et M. KREINEST : Review of existing measurement tools to assess spinal motion during prehospital immobilization. *European Journal of Emergency Medicine*, 25(3):161–168, 2018.
- [66] J. WITTENBURG : *Dynamics of multibody systems*. Springer, Berlin, 2 édition, 2008.
- [67] G. WU, S. SIEGLER, P. ALLARD, C. KIRTLEY, A. LEARDINI, D. ROSENBAUM, M. WHITTLE, D. D. D’LIMA, L. CRISTOFOLINI, H. WITTE, O. SCHMID et I. STOKES : ISB recommendation on definitions of joint coordinate system of various joints for the reporting of human joint motion - Part I : Ankle, hip, and spine. *Journal of Biomechanics*, 35(4):543–548, 2002.
- [68] XSSENS : Motion Capture. Disponible sur : <https://www.xsens.com/motion-capture>, 2021. (Consulté le : 5 mai 2021).
- [69] T. XU, J. WANG et Y. FANG : A model-free estimation for the covariate-adjusted youden index and its associated cut-point. *Statistics in Medicine*, 33:4963–4974, 12 2014. <https://doi.org/10.1002/sim.6290>.
- [70] M. ZILELI, E. OSORIO-FONSECA, N. KONOVALOV, C. CARDENAS-JALABE, S. KAPROVOY, S. MLYAVYKH et A. POGOSYAN : Early Management of Cervical Spine Trauma : WFNS Spine Committee Recommendations. *Neurospine*, 17(4):710–722, 2020.
-

