



HAL
open science

Analyse cinématique de l'épaule et du membre supérieur par capture de mouvement avec et sans marqueurs

Félix Lefebvre

► **To cite this version:**

Félix Lefebvre. Analyse cinématique de l'épaule et du membre supérieur par capture de mouvement avec et sans marqueurs. Biomécanique [physics.med-ph]. Université Claude Bernard - Lyon I, 2024. Français. NNT : 2024LYO10264 . tel-04834152

HAL Id: tel-04834152

<https://theses.hal.science/tel-04834152v1>

Submitted on 12 Dec 2024

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

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

**THESE de DOCTORAT DE
L'UNIVERSITE CLAUDE BERNARD LYON 1**

**Ecole Doctorale N° 205
École doctorale interdisciplinaire Sciences-Santé - EDISS**

Discipline : Sciences et Techniques des Activités Physiques et Sportives

Soutenue publiquement le 27/11/2024, par :
Félix Lefebvre

**Analyse cinématique de l'épaule et du
membre supérieur par capture de
mouvement avec et sans marqueurs**

Devant le jury composé de :

Pillet, Hélène	Professeure des Universités Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, Paris	Rapporteuse
Reveret, Lionel	Chargé de recherche - HDR Institut national de recherche en sciences et technologies du numérique	Rapporteur
Chèze, Laurence	Professeure des Universités Université Claude Bernard Lyon 1	Présidente
Schwartz, Cédric	Chargé de cours Université de Liège	Examineur
Simoneau, Emilie	Professeure des Universités Université Polytechnique Hauts-de-France	Examinatrice
Blache, Yoann	Maître de conférences des universités - HDR Université Claude Bernard Lyon 1	Directeur de thèse
Rogowski, Isabelle	Professeure des Universités Université Claude Bernard Lyon 1	Co-directrice de thèse
Long, Nicolas	Ingénieur Trinoma	Invité

Résumé

La caractérisation précise et quantifiée du mouvement humain est essentielle dans de nombreux domaines et particulièrement en pratique clinique et sportive pour exploiter, préserver ou rétablir les capacités motrices. L'anatomie complexe de l'épaule lui confère une capacité de mouvement fine et de grande amplitude, au détriment d'une stabilité fragile et exposée à des risques importants d'altérations pouvant compromettre sa mobilité. Pour estimer la cinématique articulaire du complexe de l'épaule, il est donc nécessaire de disposer d'un système de capture de mouvement qui soit rapide, précis, et applicable en routine. Parmi les nombreux outils utilisés, l'estimation de la cinématique de l'épaule par mesure directe est généralement invasive ou irradiante, et en tout cas non adaptée à l'évaluation systématique. Les méthodes d'estimation cinématique de l'épaule par mesure cutanée indirecte sont plébiscitées, notamment avec marqueurs, mais avec une précision moindre, du fait des artefacts des tissus mous. De nombreuses stratégies expérimentales et numériques ont été développées pour en améliorer les performances, sans toutefois donner pleinement satisfaction. Récemment, des méthodes de capture de mouvement sans marqueurs sont apparues mais aucune ne propose à ce jour d'estimations compatibles avec la modélisation cinématique détaillée du complexe de l'épaule. L'objectif de cette thèse était alors de contribuer au développement des outils d'analyse cinématique de l'épaule par capture de mouvement avec et sans marqueurs. Un premier sous-objectif de ce travail de thèse était d'étudier l'influence de l'optimisation du modèle cinématique et coefficient de pondération, ou poids, des marqueurs de la scapula sur la cinématique scapulaire dans une optimisation multi-segmentaire. Les résultats de cette première étude ont mis en évidence que la redondance des marqueurs, à savoir l'utilisation de plus de trois marqueurs sur la scapula, est recommandée pour l'estimation de la cinématique scapulaire par optimisation multi-segmentaire. Ces résultats ont aussi montré que les poids optimaux sont à la fois spécifiques au participant et au mouvement, mais qu'un jeu de poids moyen par mouvement pouvait améliorer l'estimation de la cinématique scapulaire. Le second sous-objectif de ce travail de thèse était de développer une méthode de capture de mouvement sans marqueurs par algorithme d'apprentissage profond permettant le suivi cinématique du membre supérieur incluant le complexe de l'épaule. Cette seconde étude a consisté à développer un algorithme d'estimation de pose 2D capable d'identifier 20 points anatomiques sur cinq mouvements différents avec une précision médiane inférieure à 9 px (estimé à 18 mm). La méthode de capture de mouvement sans marqueurs développée sur la base de cet algorithme a permis des estimations 3D des points anatomiques de l'épaule avec une précision moyenne inférieure à 15 mm, aboutissant à une précision cinématique articulaire de 14° pour l'articulation scapulo-thoracique. Les estimations ainsi obtenues sont équivalentes voire meilleures que pour la capture de mouvement avec marqueurs, pour un gain de temps considérable par l'absence de préparation. De futurs travaux sont nécessaires pour transformer la preuve de concept développée en véritable outil de capture de mouvement, et valider son potentiel à devenir la méthode la plus adaptée pour l'estimation cinématique du complexe de l'épaule en routine.

Mots-clés : artefacts des tissus mous, scapula, optimisation multi-segmentaire, estimation de pose, apprentissage profond, OpenSim

Kinematic analysis of the shoulder and upper-limb using marker-based and markerless motion capture

Abstract

The precise and quantified characterization of human movement is essential in many fields, particularly in clinic and sports, to enhance, preserve, or restore motor abilities. The complex anatomy of the shoulder gives it fine and large-range motion capability, at the cost of fragile stability, exposing it to significant risks of impairments that can compromise its mobility. To accurately estimate the kinematics of the shoulder complex, it is necessary to have a motion capture system that is fast, accurate, and suitable for routine use. Among the many tools employed, shoulder kinematic estimation via direct measurement is generally invasive or radiation-based, and in any case not suited for systematic evaluation. Indirect skin-based shoulder kinematic estimation methods, especially those using markers, are widely used but offer lower accuracy due to soft tissue artifacts. Numerous experimental and numerical strategies have been developed to improve their performance, though they have not yet fully satisfied expectations. Recently, markerless motion capture methods have emerged, but to date, none of them provide estimates compatible with the detailed kinematic modeling of the shoulder complex. The objective of this thesis was therefore to contribute to the development of shoulder kinematic analysis tools using both marker-based and markerless motion capture. A first sub-objective of this thesis was to study the influence of kinematic model optimization and scapular marker weighting coefficients, or weights, on scapular kinematics in a multibody kinematic optimization. The results of this first study highlighted that marker redundancy, meaning the use of more than three markers on the scapula, is recommended for scapular kinematic estimation in multibody kinematic optimization. These results also showed that the optimal marker weights are both participant- and movement-specific, but that an average weight set per movement could improve scapular kinematic estimation. The second sub-objective of this thesis was to develop a markerless motion capture method using a deep learning algorithm that allows for the kinematic tracking of the upper-limb, including the shoulder complex. This second study involved developing a 2D pose estimation algorithm capable of identifying 20 anatomical landmarks across five different movements with a median accuracy of less than 9 px (estimated to 18 mm). The markerless motion capture method developed based on this algorithm provided 3D estimates of the anatomical landmarks of the shoulder with an average accuracy of less than 15 mm, resulting in an articular kinematic accuracy of 14° for the scapulothoracic joint. These estimates were equivalent to, if not better than, those obtained using marker-based motion capture, with a significant time-saving due to the absence of preparation required. Further research is needed to transform this proof of concept into a fully functional motion capture tool and validate its potential to become the most suitable method for routine shoulder complex kinematic estimation.

Keywords: soft tissue artefacts, scapula, multibody kinematic optimization, pose estimation, deep learning, OpenSim

Laboratoire d'accueil

Unité de recherche : Laboratoire Interuniversitaire de Biologie de la Motricité UR 7424, Université

Claude Bernard Lyon 1, 69100 Villeurbanne, France

Directeur : Christophe Hautier

Responsable d'équipe SPIP : Isabelle Rogowski



Liens d'intérêt

Cette thèse a été financée par TRINOMA au titre de mon activité salariée en contrat à durée indéterminée. Ce soutien financier ne s'accompagne d'aucun lien d'intérêt commercial direct avec le sujet traité dans cette thèse. Les résultats obtenus, librement accessibles, sont destinés à enrichir les connaissances scientifiques en capture de mouvement biomécanique. Ils ne sont couverts par aucun droit d'exclusivité ni de propriété intellectuelle à visée d'exploitation commerciale au bénéfice de TRINOMA.

Remerciements

A mes rapporteurs, Professeure H el ene Pillet et Docteur Lionel Reveret, je vous remercie de m'avoir accord e de votre temps pr ecieux pour la relecture de ce travail.

Aux membres du jury, Professeure Laurence Ch eze, Docteur C edric Schwartz, et Professeure Emilie Simoneau, un grand merci de l'int er et port e  a ma th ese, en acceptant de prendre part  a ma soutenance.

Aux membres du comit e de suivi, Professeur Floren Colloud et Docteur Thomas Robert, je vous remercie pour votre regard pr ecis et bienveillant, il a  et e pr ecieux pour la r ealisation de ce travail.

A mes directeurs, Isabelle et Yoann, mes premiers pas dans la recherche avaient d ebut e avec vous lors de mon premier stage en 2016. R ealiser ce projet de th ese sous votre supervision  etait ainsi plein de sens, et je vous remercie de m'avoir accord e votre confiance. Il m'avait  et e souffl e  a mes d ebuts qu'une th ese avec vous ne dure pas plus de trois ans, et je vous suis grandement reconnaissant d'avoir maintenu le cap pour rendre cet objectif possible. Votre disponibilit e et votre r eactivit e malgr e mes contraintes auront  et e sans faille. Isabelle, vous incarnez les valeurs inh erentes  a l'approche et l'int egrit e scientifique, et je vous remercie pour votre investissement  a les transmettre, toujours avec le sourire. Yoann, tu es l'oreille attentive, bienveillante et honn ete que chaque doctorant r everait d'avoir. Merci d'avoir su  etre juste et encourageant, pour toujours tirer vers le haut le travail fourni.

Au directeur du laboratoire, Christophe, merci, car le parcours qui m'a amen e ici ne serait sans toi. Tu as  et e le premier  a m'ouvrir la porte d'un monde dans lequel je r evais de travailler, et tu la gardes toujours ouverte, m eme simplement pour  echanger, mais toujours pour avancer.

A TRINOMA, et en particulier  a Nicolas, merci de m'avoir donn e l'opportunit e de r ealiser cette th ese, et d'avoir assum e la charge de travail suppl ementaire que cela repr esentait. Mes incessantes questions au caf e m'auront fait gagner un temps pr ecieux, tout autant que celles auxquelles je n'ai pas eu  a r epondre gr ace  a vos efforts.

A mes coll egues du laboratoire, sans qui l'ambiance de travail chaleureuse ne serait pas la m eme, je vous remercie. En particulier aux doctorants de l' equipe SPIP, Fahui, J eremie, Matthieu, Qingshan, Robin et Thomas, d esol e pour les ondes n egatives, mes r aleries vous manqueront peut- etre. Cela me manquera de vous les partager, en tout cas. Et merci pour le caf e.

A mes stagiaires, Ga etan et Louis, merci pour votre grande aide pour la r ealisation de ces longues exp erimentations.

A mes amis, un grand merci pour m'avoir soutenu et m'avoir subi, pour les bouff ees d'oxyg ene dans cette parenth ese de vie. Alex, Paul, Loic, Jerem, merci. Je ne pourrais pas tous vous citer ici, mais chacun,  a votre mani ere, avez contribu e au travail accompli. Merci  a toi Pierre, pour la confiance et les

confidences. Je veux aussi remercier les plus dévoués, qui seront allés jusqu'à participer. Merci Audrey, toi qui étais déjà passé par là, et Sylvain, meilleur assistant éphémère. Merci CamCam d'avoir répondu présente, comme toujours, et d'être là, tout simplement. Enfin merci à toi Clément, partager ensemble ces moments de la vie de doctorant, se comprendre mutuellement, et se soutenir, cela n'a pas de prix.

A ma famille, sans qui je ne serai pas qui je suis, merci. Arthur et Léo, je remercie nos heures passées à jouer et à se chamailler, à essayer de gagner en tant que « p'tit dernier », mais aussi notre passion commune pour le judo. Tout cela m'aura appris à me battre et ne pas abandonner, et à trouver les ressources pour aller de l'avant dans la difficulté. Surtout, vous avez fait de moi le plus heureux des tontons, et cela offre un regard sur la vie si précieux, merci. Maman, tu m'as donné le goût d'apprendre, qui m'a amené jusqu'ici. Je suis très fier que tu aies pu m'accompagner et contribuer durant tout mon parcours, y compris dans ces derniers instants. Papa, tu m'as donné le goût de l'effort et de la course à pied, qui aujourd'hui me fait rêver d'ultra. Ce rêve m'a motivé chaque jour, pour aller au bout de ce qui s'apparente finalement à un modèle du genre. Je vous remercie, et je vous aime.

A ma partenaire de vie, merci. Depuis plus de quatorze ans que nous avançons ensemble, tu as été là à chaque étape de ma vie, à chaque étape de notre vie. Ton soutien est indéfectible, dans la joie et dans les pleurs, pour fêter les réussites ou affronter les peurs. Je te dédis ce travail, pour tout ce que tu as fait pour me rendre la vie facile, pour ton investissement sans faille, qui t'a emmenée jusque dans la salle de manip. Durant ces trois années, nous avons grandi ensemble, nous avons souffert ensemble, et nous avons continué de nous construire ensemble, grâce à toi, car tu es l'architecte de notre vie. Je suis si fier de ce que nous avons accompli, et à jamais reconnaissant car sans toi, je n'aurai pas réussi. Il n'y a pas de moi, sans toi. Marie, tu es le soleil de ma vie, et ma bonne étoile dans la nuit. Je t'aime.

**« Le bonheur ne se trouve pas au sommet de la montagne, mais dans la façon de la gravir. »
Confucius**

Publications et communications

- **Articles issus du travail présenté dans ce manuscrit**

Lefebvre, F., Rogowski, I., Long, N., & Blache, Y. (2023). Influence of marker weights optimization on scapular kinematics estimated with a multibody kinematic optimization. *Journal of Biomechanics*, 159, 111795. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2023.111795>.

Blache, Y., Lefebvre, F., Rogowski, I., Michaud, B., & Begon, M. (2024) Is an ellipsoid surface suitable to model the scapulothoracic sliding plane? *Journal of Biomechanics*, 164, 111989. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2024.111989>.

- **Résumés publiés**

Lefebvre, F., Rogowski, I., Long, N., & Blache, Y. (2023) Accuracy of 2D-markerless upper-limb anatomical landmark identification using DeepLabCut. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 26, S156-S158. <https://doi.org/10.1080/10255842.2023.2246304>

- **Communications orales**

Lefebvre, F., Rogowski, I., Long, N., & Blache, Y. Influence of marker weights on scapular kinematics in a multibody kinematic optimization. *27ème Journée Scientifique de l'EDISS*. 3 novembre 2022, Lyon, France.

Lefebvre, F., Rogowski, I., Long, N., & Blache, Y. Multibody kinematic optimization of scapular kinematics: the effect of marker weights. *28th Congress of the European Society of Biomechanics*. July 9-12, 2023, Maastricht, the Netherlands.

Lefebvre, F., Rogowski, I., Long, N., & Blache, Y. Précision de l'identification sans marqueur 2D de repères anatomiques du membre supérieur à l'aide de DeepLabCut. 48ème congrès de la Société de Biomécanique. 25-27 octobre 2023, Grenoble, France. (Sélectionné pour « présentation longue »)

Lefebvre, F., Rogowski, I., Long, N., & Blache, Y. Markerless pose estimation of 3D anatomical landmarks for upper-limb. *International Shoulder Group Conference 2024*. June 4-5, 2024, Toronto, Ontario, Canada.

SOMMAIRE

1	Introduction générale.....	18
2	Etat de l'art.....	20
2.1	Cinématique de l'épaule.....	20
2.1.1	L'articulation sterno-claviculaire.....	20
2.1.2	L'articulation acromio-claviculaire.....	21
2.1.3	L'articulation gléno-humérale.....	22
2.1.4	Le plan de glissement scapulo-thoracique.....	23
2.1.5	L'articulation huméro-thoracique.....	23
2.2	Capture de mouvement de l'épaule : méthodes actuelles.....	24
2.2.1	Mesure directe du complexe osseux.....	24
2.2.2	Estimation indirecte par mesure cutanée.....	29
2.3	Emergence de la capture de mouvement sans marqueurs.....	41
2.3.1	Algorithmes génératifs.....	42
2.3.2	Algorithmes discriminants.....	45
2.3.3	Application à l'analyse cinématique de l'épaule.....	55
3	Objectif de la thèse.....	60
4	Cinématique scapulaire par optimisation multi-segmentaire : optimisation du modèle et du poids des marqueurs.....	61
4.1	Introduction.....	61
4.1	Matériels et méthodes.....	62
4.1.1	Participants.....	62
4.1.2	Acquisition des données et procédure.....	62
4.1.3	Modèle cinématique.....	71
4.1.4	Optimisation de la pondération des marqueurs.....	72
4.1.5	Analyse des données.....	72
4.1.6	Analyse statistique.....	73
4.2	Résultats.....	73
4.3	Discussion.....	83
5	Développement d'un algorithme d'apprentissage profond pour l'estimation de poses 2D de points anatomiques de l'épaule et du membre supérieur.....	85
5.1	Introduction.....	85
5.2	Matériels et méthodes.....	86
5.2.1	Participants.....	86
5.2.2	Procédure et acquisition de données.....	86
5.2.3	Labélisation.....	90
5.2.4	Entraînement du réseau.....	91

5.2.5	Validation du réseau.....	93
5.2.6	Analyse statistique.....	95
5.3	Résultats.....	95
5.1	Discussion.....	100
6	Estimation 3D de la cinématique de l'épaule et du membre supérieur par capture de mouvement sans marqueurs.....	103
6.1	Introduction.....	103
6.2	Matériels et méthodes.....	104
6.2.1	Participants.....	104
6.2.2	Acquisition des données.....	104
6.2.3	Entraînement du réseau.....	104
6.2.4	Estimations cinématiques 3D.....	105
6.2.5	Modélisation cinématique.....	105
6.2.6	Analyse statistique.....	108
6.3	Résultats.....	109
6.4	Discussion.....	114
7	Discussion générale.....	118
8	Conclusion et perspectives.....	126
9	Bibliographie.....	127
10	Annexes.....	145
10.1	Positionnement des caméras.....	145
10.2	Algorithme d'estimation de points DeepLabCut™.....	148
10.2.1	Optimisation des paramètres d'entraînement.....	148
10.2.2	Comparaison des réseaux par caméras.....	158

LISTE DES FIGURES

Figure 1. Système de coordonnées de l'articulation sterno-claviculaire (SC) d'après Wu et al. (2005)	21
Figure 2. Système de coordonnées de l'articulation acromio-claviculaire (AC) d'après Wu et al. (2005)	21
Figure 3. Système de coordonnées de l'articulation gléno-humérale (GH) d'après Wu et al. (2005)	22
Figure 4. Système de coordonnées du plan de glissement scapulo-thoracique d'après Wu et al. (2005)	23
Figure 5. Tiges intracorticales avec capteur électromagnétique (Karduna et al., 2001)	25
Figure 6. Stéréofluoroscopie biplanaire avec délimitation des contours de la scapula et de l'humérus et représentation du modèle numérique osseux aligné (Massimini et al., 2011)	26
Figure 7. Système de stéréoradiographie base dose EOSedge® (EOS Imaging, 2024)	27
Figure 8. Points anatomiques de la ceinture scapulaire (Pronk, 1991)	28
Figure 9. Système électromagnétique pour l'estimation cinématique du complexe de l'épaule avec capteurs positionnés sur le thorax, l'acromion (pour la scapula) et l'humérus (Imai et al., 2023)	30
Figure 10. Positionnements de l'IMU recommandés pour le suivi de la scapula (Antonacci et al., 2023)	31
Figure 11. Placement des marqueurs sur les points anatomiques de la scapula, avec un cluster de marqueurs sur l'acromion (gauche) ou avec marqueurs individuels (droite) (d'après Brochard et al., 2011a)	33
Figure 12. Modèle de plan de glissement scapulo-thoracique d'après (Seth et al., 2016)	38
Figure 13. Evolution des modèles volumiques utilisés en capture de mouvement sans marqueurs à algorithme génératif. A : parallélépipèdes (Agarwal and Triggs, 2004), B : sphères (Stoll et al., 2011), C : modèle générique (Corazza et al., 2010)	42
Figure 14. Concept de reconstruction de l'enveloppe visuelle 3D à partir de la re-projection des silhouettes issues des caméras (Corazza et al., 2006)	43
Figure 15. Ajustement de la position du modèle selon la position de l'enveloppe (Corazza et al., 2006)	44
Figure 16. Structure générale d'un système de capture de mouvement sans marqueurs utilisant un algorithme génératif (vert) ou discriminant (orange) (Colyer et al., 2018)	45
Figure 17. Algorithme de détection du système Kinect, d'après (Shotton et al., 2011)	46
Figure 18. Positionnement recommandés (secteur plein) et à éviter (secteurs hachurés) d'après la littérature, pour une caméra Kinect placée en face du sujet lors d'un mouvement d'abduction du bras droit	48
Figure 19. Exemples de détections par parties du corps (Yang and Ramanan, 2013)	49
Figure 20. Bloc de couches de réseau ResNet (LunarLullaby, 2015)	50
Figure 21. Estimation de pose avec OpenPose (à gauche) (Cao et al., 2021), et AlphaPose (à droite) (Fang et al., 2023)	51
Figure 22. Principe de triangulation 3D à partir de l'estimation de poses 2D de deux caméras	53
Figure 23. Placement des marqueurs pour le thorax (violet), la clavicule (jaune), la scapula (bleu foncé ; AcrAnt, AcrLat et AcrPost en positions antérieure, latérale et postérieure sur l'acromion respectivement, et SpineMed, SpineMid et SpineLat respectivement à 25 %, 50 % et 75 % de la distance entre AcrPost et TS sur l'épine scapulaire), le bras (gris), l'avant-bras (orange) et le scapula locator (bleu clair ; AA, TS et AI)	63
Figure 24 : Description des poses (Pi) adoptées pour chaque mouvement	64
Figure 25. Modèle de Seth et al. (2016) utilisé pour la MKO dans OpenSim, complet (à gauche) et réduit uniquement au thorax et à la scapula (à droite)	72
Figure 26. Moyenne (\pm écart-type) de la différence d'orientation en fonction de la méthode de pondération : homogène, optimisée individuellement, moyenne par mouvement, moyenne globale	77

Figure 27. Moyenne (\pm écart-type) des poids optimisés relatifs des marqueurs de la scapula pour chaque mouvement (de haut en bas : abduction, scaption, flexion, rotation interne huméro-thoracique avec bras à 0° puis 90°).....	78
Figure 28. Moyenne (\pm écart-type) des poids optimisés relatifs des marqueurs de la scapula pour chaque mouvement (de haut en bas : peignage, lever de carton, peinture, lancer de balle, pompe).	79
Figure 29. Moyenne (\pm écart-type) des poids optimisés relatifs des marqueurs de la scapula pour chaque mouvement (de haut en bas : USSPT, YBT médial, YBT inférolatéral, YBT supérolatéral) et en moyenne pour tous les mouvements.....	80
Figure 30. Moyenne (\pm écart-type) des poids optimisés relatifs des marqueurs de la scapula en moyenne pour tous les mouvements pour le modèle MKO réduit.	82
Figure 31. Positionnement des caméras	86
Figure 32. Décomposition des poses pour chaque mouvement. Le participant se tient au guide pour maintenir sa position statique durant la palpation.	88
Figure 33. Positionnement des points anatomiques palpés et positionnés à chaque pose statique : C7 (7 ^e vertèbre cervicale), T8 (8 ^e vertèbre thoracique), Ster (sternum), Xiph (processus xiphoïde), SC (centre articulaire sterno-claviculaire), AC (centre articulaire acromio-claviculaire), AcrAnt (extrémité antérieure de l'acromion), AcrLat (extrémité latérale de l'acromion), AA (angle acromial), TS (trigonum spinae), AI (angle inférieur), VD (V deltoïdien), EpL (épycondyle latéral), EpM (épycondyle médial), Olec (olécrane), StyL (styloïde latéral), StyM (styloïde médial), MP (point proximal des métacarpes), M2D (point distal du deuxième métacarpe), M5D (point distal du cinquième métacarpe).....	89
Figure 34. Processus de transfert des points des images avec marqueurs vers les images sans marqueurs sans calcul du flux optique (en haut) et avec calcul du flux optique (en bas)	91
Figure 35. Processus d'entraînement et de validation	92
Figure 36. Schéma du processus de validation avec une image de test annotée des résultats de l'évaluation pour chaque point anatomique.	94
Figure 37. Distances euclidiennes moyennes sur les données de test pour tous les instantanés évalués de chacune des trois sélections.....	96
Figure 38. Médiane (\pm 1 ^{er} et 3 ^{ème} quartiles) des distances euclidiennes (en px) par point anatomique sur les données de test. Les valeurs situées au-delà du 95 ^{ème} percentile sont représentées par des cercles.....	97
Figure 39. Moyennes (\pm écarts-types) des distances euclidiennes (en px) par mouvement sur les données de test.....	98
Figure 40. Moyenne (\pm écart-type) des distances euclidiennes (en px) par groupe de points anatomiques sur les données de test. Une lettre commune indique l'absence de différence significative entre deux groupes ($p > 0.05$).....	99
Figure 41. Moyenne (\pm écart-type) des distances euclidiennes (en px) par degré d'élévation et partie du corps sur les données de test.....	99
Figure 42. Vue de face (à gauche) et de dos (à droite) d'un exemple de géométrie initiale du modèle OpenSim utilisé.	106
Figure 43. Distances euclidiennes moyennes sur les données de test pour chaque instantané sauvegardé. ▲ indique la distance moyenne minimale.	109
Figure 44. Proportions (et nombres) de points 3D manquants pour les données REF et ML.	110
Figure 45. Distances euclidiennes 3D médianes (\pm 1 ^{er} et 3 ^e quartiles, en mm) par point anatomique entre les coordonnées ML et REF. Les valeurs situées au-delà du 95 ^e percentile sont représentées par des cercles.....	111
Figure 46. Facteurs d'échelle moyens (\pm écart-type) pour chaque segment selon la méthode de création du modèle (REF ou ML).	111
Figure 47. Différences d'orientation γ moyennes (\pm écart-type, en °) par mouvement.....	112

Figure 48. Différences d'orientation médianes ($\pm 1^{\text{er}}$ et 3^{e} quartiles, en $^{\circ}$) pour chaque articulation. Le pourcentage de poses sur lesquelles la différence d'orientation est calculée est indiquée en abscisse. Une lettre commune entre deux articulations indique l'absence de différence significative.	113
Figure 49. Différences d'orientation γ moyennes (\pm écart-type, en $^{\circ}$) par degré d'élévation.	113
Figure 50. Distance euclidienne moyenne par participant en fonction du pourcentage de masse grasse.	114
Figure 51. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données d'entraînement et de test selon l'architecture du réseau de neurone pour l'entraînement DeepLabCut TM	149
Figure 52. Comparaison des temps d'entraînement (pour 150 000 itérations) selon l'architecture du réseau de neurones pour l'entraînement DeepLabCut TM	149
Figure 53. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données d'entraînement et de test selon la taille d'échantillon pour l'entraînement DeepLabCut TM	150
Figure 54. Comparaison des temps d'entraînement (pour 100 000 itérations) selon la taille d'échantillon pour l'entraînement DeepLabCut TM	150
Figure 55. Evolution de l'erreur en fonction de l'itération d'apprentissage	150
Figure 56. Distance euclidienne moyenne (en px) par rapport à la labélisation de référence sur les données de tests.	151
Figure 57. Distance euclidienne moyenne (en mm) sur les coordonnées 3D par rapport aux coordonnées de référence sur les données de test.....	151
Figure 58. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données d'entraînement et de test selon l'échelle des images pour l'entraînement DeepLabCut TM	152
Figure 59. Illustration de la rotation d'une image	152
Figure 60. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données d'entraînement et de test selon la proportion d'images en rotation pour l'entraînement DeepLabCut TM	153
Figure 61. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données de test selon l'angle maximum de rotation pour l'entraînement DeepLabCut TM	153
Figure 62. Comparaison du nombre de détections sur le jeu de données de test selon l'angle maximum de rotation pour l'entraînement DeepLabCut TM	153
Figure 63. Illustration d'une image ayant subi un recadrage centré de 400 px en longueur et en largeur. L'image est réduite sur une zone de 200 px sur chaque côté, représentée en noire.....	154
Figure 64. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données de test selon le recadrage pour l'entraînement DeepLabCut TM	154
Figure 65. Comparaison du nombre de détections sur le jeu de données de test selon le recadrage pour l'entraînement DeepLabCut TM	154
Figure 66. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données de test selon les conditions de suppression de l'arrière-plan	155
Figure 67. Comparaison du nombre de détections sur le jeu de données de test selon les conditions de suppression de l'arrière-plan	155
Figure 68. Squelette de relations entre les repères défini par défaut pour l'apprentissage DeepLabCut TM	156
Figure 69. Squelette de relations entre les repères adapté manuellement pour l'apprentissage DeepLabCut TM	157
Figure 70. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données de test selon le squelette utilisé.....	157
Figure 71. Comparaison du nombre de détections sur le jeu de données de test selon le squelette utilisé	157
Figure 72. Distance euclidienne moyenne (en px) pour chaque caméra (1 à 8) sur les données de test selon le jeu de données utilisé.	158

Figure 73. Distance euclidienne moyenne (en px) pour chaque point anatomique sur les données de test selon le jeu de données utilisé..... 158

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Différences moyennes sur les angles scapulo-thoraciques selon le placement des marqueurs, par rapport à la palpation. X : sonnette latérale/médiale, Y : rotation interne/externe, Z : tilt antéro/postérieur. Si plusieurs moyennes sont données dans l'étude, la plus élevée est relevée.....	34
Tableau 2. Différences moyennes (en °) des angles scapulo-thoraciques entre l'outil numérique de modélisation utilisé et une méthode de référence. X : sonnette latérale/médiale, Y : rotation interne/externe, Z : tilt antéro/postérieur. Si plusieurs moyennes sont données dans l'étude, la plus élevée est relevée.....	40
Tableau 3. Différences moyennes (en mm) sur le positionnement du centre articulaire huméro-thoracique selon la méthode sans marqueurs utilisée, par rapport à une référence.	58
Tableau 4. Différences moyennes (en °) sur les angles huméro-thoraciques selon la méthode sans marqueurs utilisée, par rapport à une référence. X : Abduction/adduction, Y : rotation interne/externe, Z : Flexion/extension.....	59
Tableau 5. Moyenne (\pm écart-type) du pourcentage d'amélioration (ROI) lorsque le jeu de poids optimisés pour un mouvement d'un participant (W_{Si}) est appliqué au même mouvement de chaque participant (S_i) avec $i=[1, \dots, 15]$	75
Tableau 6. Moyenne (\pm écart-type) du pourcentage d'amélioration (ROI) lorsque le jeu de poids optimisés pour le mouvement d'un participant (W_{M1}) est appliqué à tous les mouvements du même participant (S_i), avec $i=[1, \dots, 15]$. Les mouvements sont dans l'ordre de 1 à 14 : abduction, lancer de balle, lever de boîte, flexion, peignage, peinture, pompe, rotation interne huméro-thoracique avec bras à 0° puis 90°, scaption, USSPT, YBT médial, YBT inférolatéral et YBT supérolatéral.	76
Tableau 7. Moyenne (\pm écart-type) du pourcentage d'amélioration (ROI) lorsque le jeu de poids optimisés pour un mouvement d'un participant (W_{Si}) est appliqué au même mouvement de chaque participant (S_i) avec $i=[1, \dots, 15]$ pour le modèle MKO réduit.	81
Tableau 8. Moyenne (\pm écart-type) du pourcentage d'amélioration (ROI) lorsque le jeu de poids optimisés pour le mouvement d'un participant (W_{M1}) est appliqué à tous les mouvements du même participant (S_i), avec $i=[1, \dots, 15]$ pour le modèle MKO réduit. Les mouvements sont dans l'ordre de 1 à 14 : abduction, lancer de balle, lever de boîte, flexion, peignage, peinture, pompe, rotation interne huméro-thoracique avec bras à 0° puis 90°, scaption, USSPT, YBT médial, YBT inférolatéral et YBT supérolatéral.	82
Tableau 9. Moyenne et écart-type des distances euclidiennes (en px) sur les données d'entraînement dE et de test dT pour chacun des instantanés conservés.....	96
Tableau 10. Points anatomiques utilisés pour le suivi des segments du modèle OpenSim	106
Tableau 11. Paires de repères utilisées pour la mise à l'échelle des segments du modèle.	107
Tableau 12. Pondération utilisée pour la cinématique inverse. Le poids total d'un segment est le produit du poids individuel d'un marqueur par le nombre de marqueurs associés au segment.	107

LISTE DES ABREVIATIONS

2D = 2 dimensions

3D = 3 dimensions

AA = Angle Acromial

AC = Le point le plus dorsal de l'articulation Acromio-Claviculaire.

AI = Angle Inférieur

ICC = Coefficient de Corrélation Intraclasse

IMU = Centrale inertielle

MKO = Optimisation multi-segmentaire

ML = Sans marqueurs

REF = (de) Référence

RMSE/RMSD = Racine de l'erreur/la différence quadratique moyenne

ROI = Pourcentage d'amélioration

STA = Artefacts des tissus mous

TS = Trigonum Spinae

USSPT = Unilateral Seated Shot-Put Test

YBT = Upper quarter Y Balance Test

1 Introduction générale

Nous sommes des êtres d'interaction par essence et le mouvement est notre principal moyen d'expression. Ce dernier est le vecteur privilégié à travers lequel nous explorons et communiquons avec notre environnement. C'est pourquoi l'étude de la cinématique du corps humain est primordiale pour de nombreux domaines d'application comme la clinique, l'ergonomie ou le sport, pour aider à rétablir, préserver, ou exploiter les capacités de mouvement. Cependant, la description précise et quantitative du mouvement humain est une tâche complexe. En effet, le corps est une mécanique sophistiquée, constitué d'un ensemble d'articulations dotées d'une grande variété de mouvements, parmi lesquelles l'épaule se distingue comme l'articulation la plus mobile, et certainement aussi la plus complexe.

Le complexe articulaire de l'épaule est composé de trois os : la clavicule, la scapula, et l'humérus. En particulier dans ce complexe, l'articulation gléno-humérale est peu emboîtée et dotée d'une stabilité passive assurée par les structures ligamentaires. Elle est aussi soutenue par une stabilité dite active, principalement assurée par les muscles de la coiffe des rotateurs (Terry and Chopp, 2000). De même, le plan de glissement scapulo-thoracique ne possède aucun lien anatomique et est uniquement stabilisé de manière active, par les différents muscles scapulaires cumulant un rôle de mobilisation et de stabilisation. Ce fin compromis entre mobilité et stabilité offre au membre supérieur une motricité précise, de grande amplitude, et une capacité de génération de forces importantes. Toutefois, cette complexité expose l'épaule à un risque accru de troubles musculosquelettiques venant altérer cet équilibre (Levine and Flatow, 2000). L'intérêt de l'évaluation cinématique du complexe de l'épaule, c'est-à-dire l'étude des mouvements des segments et des articulations du complexe, est donc multiple. D'abord, elle contribue à la prévention de blessure par la détection de stratégies motrices inadaptées. Par exemple, de nombreuses pathologies de l'épaule sont associées à des dyskinésies scapulaires (Kibler et al., 2012; Ludewig and Reynolds, 2009), qui peuvent être la cause ou la conséquence d'un trouble sans nécessairement engendrer de douleur (Minagawa et al., 2013; Tempelhof et al., 1999). Ces stratégies motrices de contournement sont généralement le reflet d'altérations « en cascade » de la chaîne cinématique pouvant conduire à la blessure douloureuse (Kibler and Thomas, 2012). L'analyse cinématique permet donc de détecter et mieux comprendre ces mouvements symptomatiques afin d'accompagner le maintien ou le rétablissement de la mobilité (Alt Murphy and Häger, 2015; Jaspers et al., 2011; Lempereur et al., 2012). De même, une grande attention est apportée à la cinématique de l'épaule du sportif, en pratique courante ou dans le cadre du retour au sport après blessure. Le but est de s'assurer que le mouvement réalisé soit compatible avec la pratique répétée (Kibler and Sciascia, 2019), notamment pour les activités « overhead » comme le tennis (Charbonnier et al., 2015; Rogowski et al., 2014) ou le volleyball (Barrett et al., 2024).

Par conséquent, disposer d'outils d'analyse cinématique pour répondre à ces besoins est primordial. Selon la définition donnée par Atha (1984), le système de capture de mouvement idéal se doit de mesurer

le mouvement précisément, sans perte, sans interférer avec l'environnement ou le participant et avec un résultat obtenu simplement, rapidement, à distance et à bas coût. Il est évident qu'il n'existe à ce jour aucun système capable de répondre à tous ces critères. Par conséquent, définir le système de capture de mouvement le plus adapté consiste à effectuer des compromis parmi ces différents critères, pour identifier la méthode qui répond le mieux au besoin. La palpation a été historiquement utilisée (Johnson et al., 1993) avec une bonne précision (Lewis et al., 2002), mais ne permet pas de mesure dynamique. Parmi les solutions les plus précises, la capture de mouvement au moyen de tiges intracorticales est des plus invasives (McClure et al., 2001) et l'imagerie (Lawrence et al., 2018) est peu répandue car le coût des équipements entraîne leur rareté. Des outils d'estimation cinématique indirecte par mesure cutanée sont également disponibles, comme les capteurs électromagnétiques (Myers et al., 2006) ou inertiels (Kirking et al., 2016), avec des disparités en termes de précision et de conditions de mesure. La méthode la plus utilisée en routine reste alors aujourd'hui la capture de mouvement optoélectronique avec marqueurs cutanés (Valevicius et al., 2018; van Andel et al., 2008). Elle présente en effet une excellente précision intrinsèque (Liu et al., 2007), n'est pas invasive et interfère peu avec l'environnement, avec un coût plus faible que l'imagerie. Cependant, la méthode avec marqueurs cutanés, dont la pose est chronophage, est affectée par les artefacts des tissus mous, impactant négativement la précision des estimations cinématiques. Des outils numériques ont été développés pour réduire ces perturbations (Begon et al., 2018a; Duprey et al., 2017), avec un succès limité. Plus récemment, la capture de mouvement sans marqueurs a fait son apparition, avec le potentiel de proposer une solution précise simple et rapide. Elle reste toutefois encore largement à explorer, particulièrement concernant l'épaule, puisqu'aucun système ne permet à ce jour d'estimer la cinématique détaillée de ce complexe articulaire.

L'objectif de cette thèse était donc de contribuer au développement des outils d'analyse cinématique de l'épaule par capture de mouvement avec et sans marqueurs.

Pour répondre à cet objectif, une revue de littérature des différentes méthodes de capture de mouvement de l'épaule ainsi que des outils de modélisation développés conjointement sera présentée 2. Les trois parties suivantes présenteront trois études expérimentales. La première étude en analyse cinématique avec marqueurs traitera de l'optimisation du modèle et du coefficient de pondération, ou poids, des marqueurs dans l'estimation de la cinématique scapulaire par optimisation multi-segmentaire. Les travaux réalisés sur la capture de mouvement sans marqueurs seront ensuite détaillés. D'abord, la seconde étude présentera le développement d'un algorithme d'estimation de poses 2D du membre supérieur par apprentissage profond, puis la méthode de capture de mouvement sans marqueurs pour l'estimation 3D de la cinématique de l'épaule et du membre supérieur sera développée dans une troisième étude. Enfin, une discussion générale permettra de mettre en perspective ces travaux dans le contexte de la littérature existante.

2 Etat de l'art

La première partie de cette revue de littérature est consacrée à la définition des représentations utilisées pour l'expression de la cinématique de l'épaule. Dans un second temps, les méthodes actuelles de capture de mouvement de l'épaule basées sur le suivi direct ou indirect du complexe osseux sont présentées, ainsi que les outils numériques de modélisation cinématique associés. Enfin, les méthodes émergentes de capture de mouvement sans marqueurs par reconnaissance de forme ou de points sont abordées, ainsi que leur application spécifique à l'étude de la cinématique de l'épaule.

2.1 Cinématique de l'épaule

Pour exprimer la cinématique du complexe de l'épaule, il est nécessaire de définir correctement les positions et orientations des segments les uns par rapport aux autres. Pour cela, des systèmes de coordonnées sont créés pour chaque segment. S'il n'existe pas de règle concernant la définition de ces systèmes de coordonnées, des recommandations ont été formulées par l'International Society of Biomechanics (ISB) afin d'harmoniser les systèmes utilisés, et ainsi faciliter la compréhension et l'interprétation de la cinématique articulaire (Wu et al., 2005). En effet, ceux-ci sont employés pour définir les systèmes de coordonnées des articulations dont dépend l'expression des mouvements obtenus. En plus de la définition des axes, l'expression de la rotation d'un segment par rapport à un autre est aussi dépendante de l'ordre dans lequel cette rotation est décomposée selon ces axes, dès lors qu'elle n'est pas effectuée autour d'un axe unique (Woltring, 1991). Cette décomposition est nommée la séquence de rotation. Ces séquences étant multiples (Euler, Cardan), il est donc important pour l'interprétation des données cinématiques de définir et d'utiliser des séquences communes (Barrett et al., 2024; Bonnefoy-Mazure et al., 2010). Les systèmes de coordonnées articulaires et séquences utilisés sont ainsi abordés ci-après pour les articulations de l'épaule, à savoir l'articulation sterno-claviculaire, l'articulation acromio-claviculaire, et l'articulation gléno-humérale, mais également le plan de glissement scapulo-thoracique et l'articulation virtuelle huméro-thoracique.

2.1.1 L'articulation sterno-claviculaire

L'articulation sterno-claviculaire est définie entre le sternum et l'extrémité proximale de la clavicule. Elle est modélisée par trois degrés de liberté en rotation, décomposés selon la protraction/rétraction autour de l'axe Y_c de la clavicule coïncidant avec l'axe vertical Y_t du repère thorax ; la dépression/élévation autour de l'axe X_c de la clavicule, axe flottant dirigé vers l'avant ; et la rotation axiale autour de l'axe Z_c de la clavicule, orienté de l'origine de l'articulation (SC) vers l'origine de l'articulation acromio-claviculaire (AC) (Figure 1) (Wu et al., 2005).

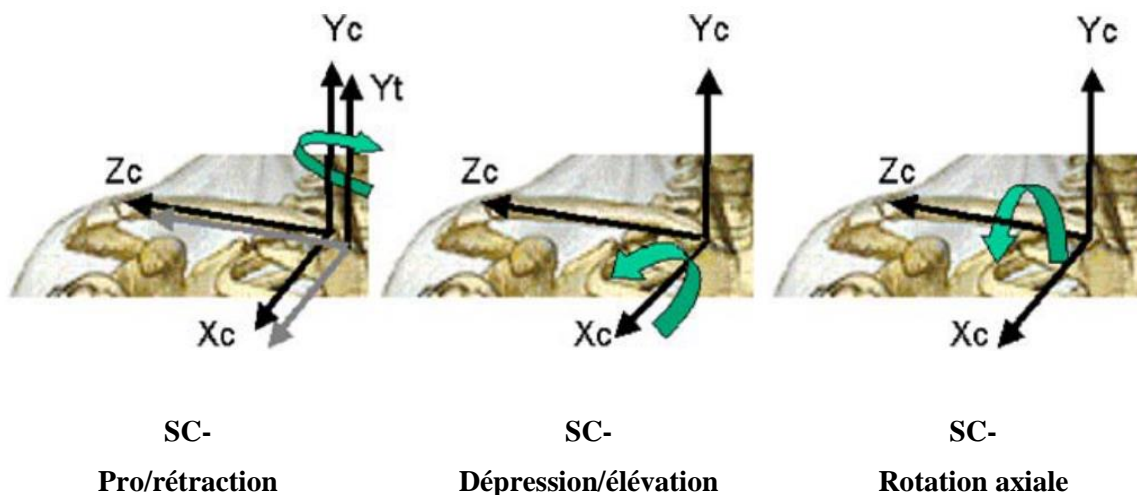


Figure 1. Système de coordonnées de l'articulation sterno-claviculaire (SC) d'après Wu et al. (2005)

2.1.2 L'articulation acromio-claviculaire

L'articulation acromio-claviculaire est également modélisée par trois degrés de liberté en rotation entre l'extrémité distale de la clavicule et l'acromion. Les translations, de faible amplitude (Sahara et al., 2006), sont généralement négligées. La séquence de décomposition du mouvement suggérée (Wu et al., 2005) est la rotation interne/externe autour de l'axe Y_s de la scapula coïncidant avec l'axe Y_c de la clavicule ; la sonnette latérale/médiale autour de l'axe X_s de la scapula qui est normal au plan de la scapula ; et le tilt antérieur/postérieur autour de l'axe Z_s de la scapula, axe flottant d'orientation médio-latéral (Figure 2). Cette représentation est en concordance avec les représentations du mouvement uniquement dans le plan de la scapula, couramment utilisées en recherche et en clinique, puisqu'elle conserve l'axe X_s toujours perpendiculaire au plan scapulaire (Karduna et al., 2000).

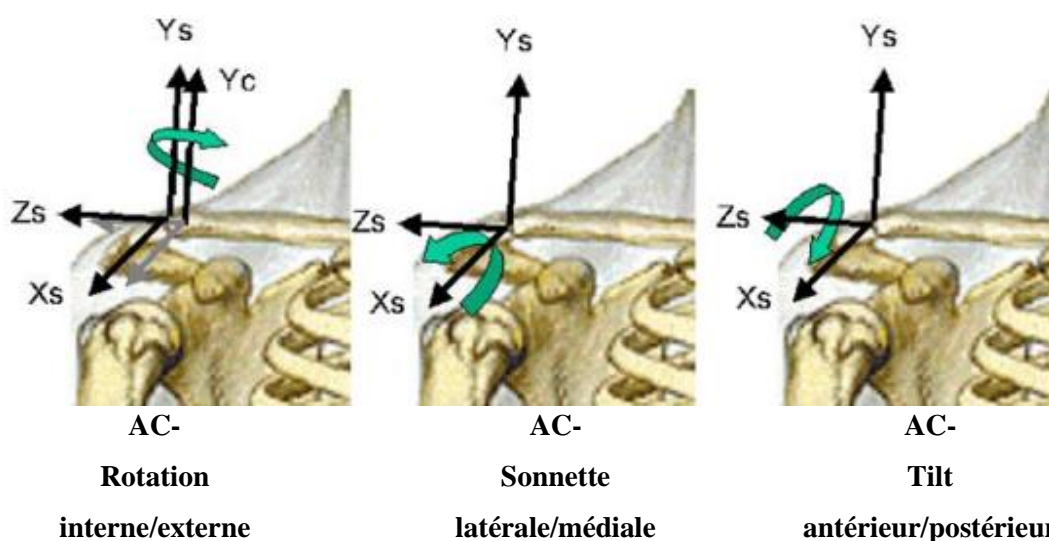


Figure 2. Système de coordonnées de l'articulation acromio-claviculaire (AC) d'après Wu et al. (2005)

2.1.3 L'articulation gléno-humérale

L'articulation gléno-humérale est modélisée par trois degrés de liberté en rotation. Les translations, généralement inférieures à 5 mm (Terry and Chopp, 2000) sont majoritairement ignorées, bien qu'elles puissent atteindre plus de 10 mm lors de mouvements d'élévation (Dal Maso et al., 2016). En effet, la prise en compte de ses translations est incompatible avec les outils d'optimisation, qui visent à réduire l'influence des mouvements sous-cutanés dans la précision des systèmes de capture de mouvement non invasifs (Duprey et al., 2017). Concernant les trois degrés de liberté en rotation, la séquence de décomposition définie par l'ISB (Wu et al., 2005) est la rotation autour de l'axe Y_s de la scapula coïncidant avec l'axe Y_h de l'humérus, définie comme le plan d'élévation ; la rotation autour de l'axe flottant X_h de l'humérus dirigé vers l'avant représentant l'élévation/abaissement ; et la rotation axiale autour de Y_h , rotation interne/externe autour de l'axe longitudinal de l'humérus (Figure 3). Il est important de noter que la rotation axiale est classiquement utilisée comme dernière composante des décompositions. Elle définit ainsi une rotation apparente relativement au système de coordonnées, mais ne représente pas forcément la rotation réelle effectuée autour de l'axe longitudinal de l'humérus (Aliaj et al., 2021). En effet, la séquence de rotation définie par l'ISB est sujette à de nombreux blocages de Cardan (Šenk and Chèze, 2006). Ceci correspond à des positions pour lesquelles il n'est pas possible de déterminer mathématiquement les valeurs angulaires autour des première et dernière rotations, lorsque ces axes se retrouvent alignés du fait de la rotation autour du second axe. La séquence définie par l'ISB demeure particulièrement intéressante quand le mouvement est en dehors du plan anatomique et quand celui-ci ne traverse ni position singulière, comme le bras le long du corps, ni positions extrêmes. Si d'autres séquences montrent de meilleurs résultats dans ces cas (Šenk and Chèze, 2006), il n'existe malheureusement aucune séquence de rotation satisfaisante pour tous les mouvements.

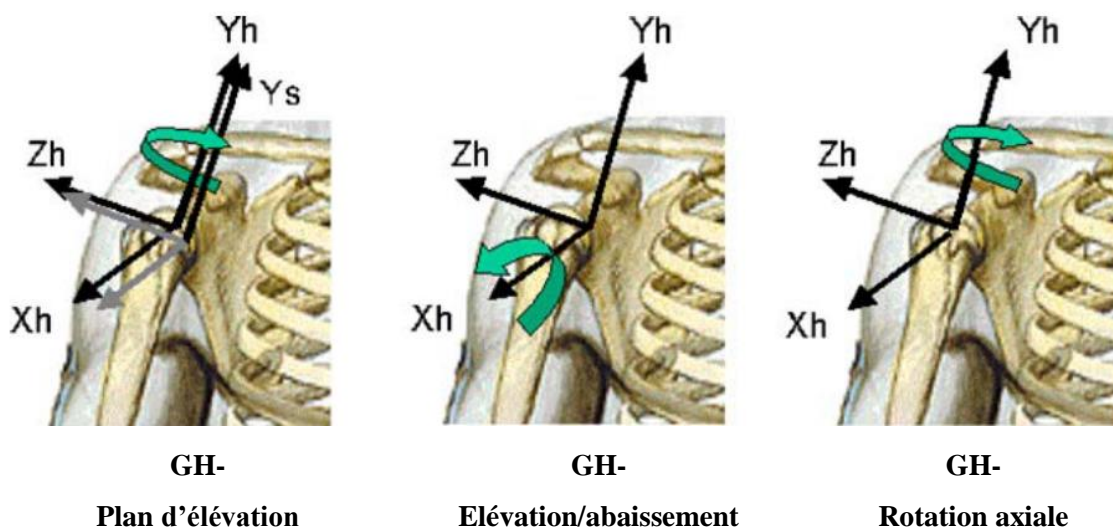


Figure 3. Système de coordonnées de l'articulation gléno-humérale (GH) d'après Wu et al. (2005)

2.1.4 Le plan de glissement scapulo-thoracique

Le plan de glissement scapulo-thoracique ne représente aucune jonction de type synovial et ne définit pas à proprement parler une articulation. Toutefois, le terme « articulation » est employé par simplification terminologique, notamment lorsque l'ensemble des articulations du complexe de l'épaule est abordé. Ce plan de glissement est crucial pour le bon fonctionnement du complexe articulaire de l'épaule (Ludewig et al., 2009). Il correspond au plan de glissement de la scapula par rapport au thorax et dépend de la stabilité active offerte par les muscles péri-scapulaires, qui alternent entre les rôles de mobilisation et de stabilisation. Les modèles biomécaniques intégrant ce plan de glissement décrivent ainsi l'orientation de la scapula par rapport au thorax par trois rotations ainsi qu'une contrainte de contact sur une surface de glissement. Les trois rotations définies par l'ISB (Wu et al., 2005) sont les mêmes que définies pour l'articulation acromio-claviculaire, Y_t coïncidant avec Y_s (Figure 4).

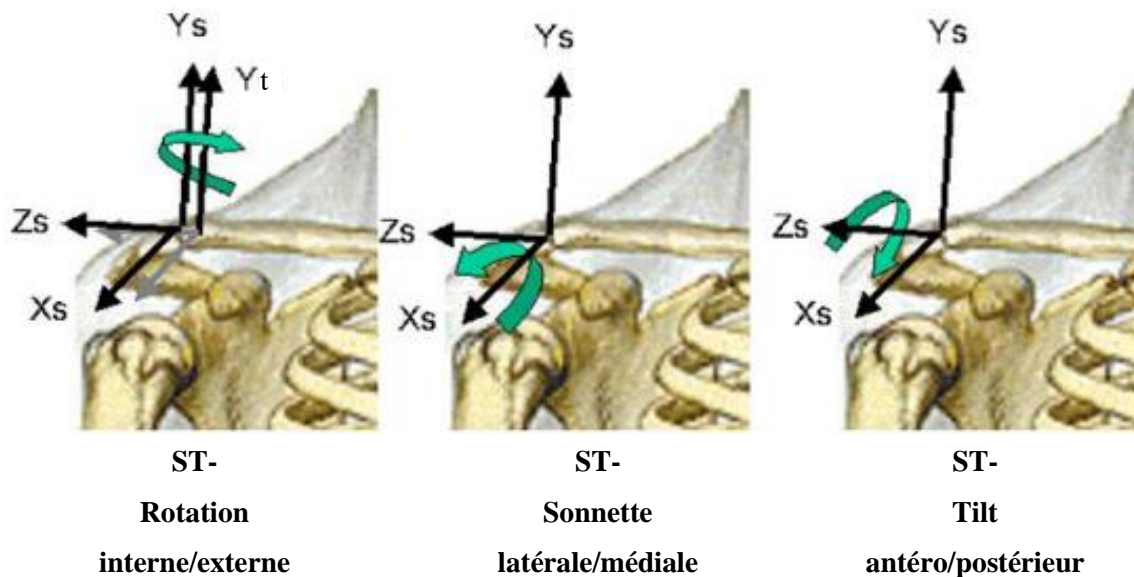


Figure 4. Système de coordonnées du plan de glissement scapulo-thoracique d'après Wu et al. (2005)

2.1.5 L'articulation huméro-thoracique

En analyse cinématique, l'articulation de l'épaule est parfois réduite à la modélisation des mouvements de l'humérus par rapport au thorax, sous la forme d'une articulation huméro-thoracique (HT) n'ayant aucune réalité anatomique (Krishnan et al., 2019). Les mouvements de la clavicule et de la scapula ne sont alors plus exprimés, et l'épaule est résumée à la modélisation des rotations et des translations de l'humérus par rapport au thorax. Les axes de rotation et séquences utilisés sont identiques à ceux de l'articulation gléno-humérale (partie 2.1.3 p.22), se heurtant également aux blocages de Cardan dans certaines configurations (Creveaux et al., 2018). Les termes de flexion (autour de Z_h) et abduction (autour de X_h) sont aussi utilisés (Wu et al., 2005) pour des élévations dans les plans sagittal et frontal, respectivement.

En résumé : Le rôle crucial de la mobilité du complexe de l'épaule implique de définir précisément les degrés de liberté considérés dans sa modélisation, afin d'assurer la compréhension et la comparabilité des estimations exprimées. Des recommandations sont proposées mais elles sont imparfaites et il convient d'adapter la représentation à l'usage. Des simplifications sont aussi proposées en réduisant les degrés de liberté pour faciliter la modélisation.

2.2 Capture de mouvement de l'épaule : méthodes actuelles

L'estimation de la cinématique de l'épaule s'effectue par des outils mesurant directement le positionnement des structures osseuses. Ces méthodes, généralement invasives, sont donc souvent remplacées par un suivi indirect, c'est-à-dire par une mesure à la surface de la peau.

2.2.1 Mesure directe du complexe osseux

2.2.1.1 Méthodes invasives

L'estimation de la cinématique du complexe de l'épaule la plus précise consiste à mesurer directement les mouvements du complexe osseux. La méthode de référence, généralement considérée comme le « gold standard », consiste à utiliser des tiges intracorticales (Figure 5). Celles-ci sont vissées directement dans la structure osseuse (Karduna et al., 2001; McClure et al., 2001) sous anesthésie locale. Elles sont positionnées de façon à éviter tout muscle, nerf ou vaisseau sanguin, mais également tout contact avec une autre partie du corps durant le mouvement (Hajizadeh et al., 2019). Une incision est généralement réalisée autour de la tige pour permettre une certaine amplitude de mouvement de la tige par rapport à la peau (Michaud et al., 2017). Un capteur ou un ensemble de marqueurs est ensuite placé sur la tige pour en assurer le suivi grâce à un système de capture de mouvement. Cette méthode a l'avantage d'être très précise avec une mesure directe du mouvement de l'os mais reste dépendante de la précision du système de capture de mouvement utilisé. La précision sur l'estimation fonctionnelle des centres articulaires a notamment été étudiée, et présente des résidus moyens inférieurs à 2 mm par rapport à la tomodensitométrie (Michaud et al., 2016). Cependant, l'utilisation de tiges intracorticales présente aussi plusieurs limites. Elle nécessite notamment de mobiliser l'assistance d'un chirurgien pour la préparation et la pose des tiges. Les amplitudes de mouvement peuvent également être limitées par la tige (Hajizadeh et al., 2019), en empêchant le mouvement de la peau sur l'os (Massimini et al., 2011). Le risque de rotation ou de désolidarisation de la tige est aussi à considérer (Dal Maso et al., 2016). Enfin, outre le risque d'infections, la réticence des participants à subir ce type d'opération en limite considérablement son usage. Ainsi, bien que considérées comme le standard de référence pour la mesure directe de la cinématique de l'épaule, les tiges intracorticales sont relativement peu utilisées.

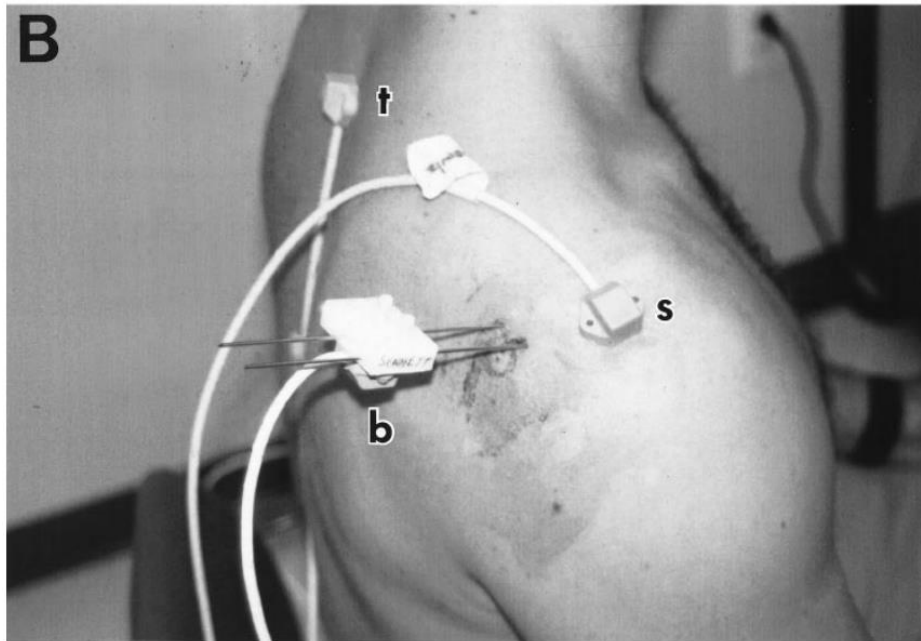


Figure 5. Tiges intracorticales avec capteur électromagnétique (Karduna et al., 2001).

2.2.1.2 Imagerie

Des méthodes par imagerie ont été développées pour le suivi cinématique. La stéréoradiographie conventionnelle consiste à utiliser deux images à rayons X statiques sous des angles différents. Afin de déterminer la position de l'objet, des implants radio-opaques (généralement des billes en tantale car non réactif avec les fluides corporels) sont préalablement implantées. Cette méthode possède une très grande précision, de l'ordre de $\pm 0.010 \mu\text{m}$ (Madanat et al., 2005). Malheureusement, la stéréoradiographie conventionnelle reste invasive lors de la préparation puisqu'elle nécessite une intervention chirurgicale pour la pose des implants. De plus, la mesure s'effectuant uniquement en statique, elle est difficilement applicable pour la quantification cinématique du complexe de l'épaule in-vivo.

Pour réaliser des mesures dynamiques, la stéréoradiographie a progressivement été remplacée par la stéréofluoroscopie, qui acquiert des images rayons X avec une fréquence comprise entre 30 et 60 images par seconde (Bey et al., 2008, 2006; Giphart et al., 2012; Massimini et al., 2011). Identiquement à la stéréoradiographie conventionnelle, la reconstruction 3D s'effectue grâce à l'implantation de billes de tantale. La précision de cette méthode de mesure est du même ordre de grandeur que la stéréoradiographie (respectivement 0.040 mm et 0.229° pour la stéréofluoroscopie contre 0.032 mm et 0.121° pour la méthode conventionnelle (Kedgley et al., 2009)). Pour s'affranchir de l'implantation des billes, une autre méthode consiste à réaliser une tomodensitométrie des os d'intérêt, puis de procéder au recalage du modèle 3D sur les images 2D (Figure 6). Ainsi un haut niveau de précision est conservé (inférieur à 0.130 mm pour le suivi dynamique de la scapula, et 0.095 mm pour l'humérus (Bey et al., 2006)) tout en s'affranchissant complètement du caractère invasif de la préparation de la mesure. Cependant, ces méthodes possèdent un champ de mesure volumétrique limité qui restreint le nombre

d'articulation ainsi que les amplitudes de mouvement qu'il est possible de mesurer (Dal Maso et al., 2016). Surtout, le participant est exposé à une dose importante de radiations. En effet, une paire d'images représente $0.072 \mu\text{Sv}$, soit 0.26 mSv pour une minute d'acquisition à 30 images par seconde (Massimini et al., 2011), auquel il convient d'ajouter l'exposition durant la tomодensitométrie de l'ordre de 2 mSv pour l'épaule (Biswas et al., 2009). En comparaison, la limite d'exposition du public est de 1 mSv/an en dehors des expositions médicales et naturelles. Afin de réduire la dose d'exposition aux radiations, des méthodes de reconstruction 3D ont été développées à partir d'une tomодensitométrie et de fluoroscopie 2D uniquement (Lawrence et al., 2018; Nishinaka et al., 2008). L'erreur de cette méthode comparativement à la stéréofluoroscopie est estimée entre 4.2 mm et 8.1 mm pour humérus et entre 1.6 mm et 9.3 mm pour la scapula (Lawrence et al., 2018), pour des valeurs d'erreurs angulaires de positionnement jusqu'à 3.2° pour l'humérus, 1.6° pour la scapula et 3.7° pour la clavicule. Cette méthode a pour avantage de ne pas nécessiter de système radiographique biplanaire spécifique, ce qui facilite son usage pour les systèmes cliniques communs. Bien que la dose de radiation soit légèrement réduite en 2D, l'exposition reste malgré tout un facteur limitant de cette méthode ; c'est pourquoi l'utilisation de radiographie basse dose est également explorée.

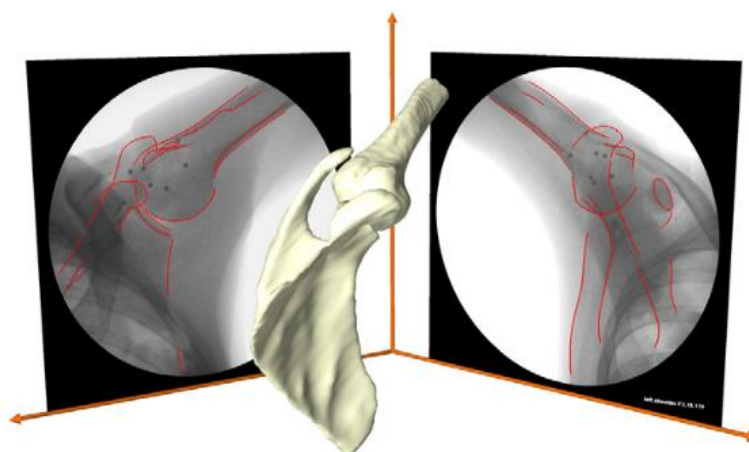


Figure 6. Stéréofluoroscopie biplanaire avec délimitation des contours de la scapula et de l'humérus et représentation du modèle numérique osseux aligné (Massimini et al., 2011).

La stéréoradioscopie basse dose EOS[®] est une technique de stéréoradiographie rayon X à détecteur gazeux imaginée par Georges Charpak et la société Biospace Med (Paris) (Figure 7). Elle a été conçue de façon à réduire la dose de radiation par un facteur de 8 à 10 par rapport à de la radiographie 2D classique et de 800 à 1000 par rapport à la tomодensitométrie (Dubousset et al., 2005). Elle se compose de deux détecteurs linéaires à balayage placés à 90° et, contrairement aux méthodes précédemment citées, réalise l'acquisition du corps complet du participant de face et de profil. Cela offre ainsi une reconstruction 3D du squelette entier, grâce à un outil de reconstruction développé par l'Institut de Biomécanique Humaine Georges Charpak de l'École Nationale Supérieure des Arts et Métiers (ENSAM, Paris, France) et le Laboratoire de recherches en Imagerie et Orthopédique (LIO, Montréal, Canada). La reconstruction présente une très bonne précision avec des erreurs moyennes sur les angles scapulo-

thoraciques inférieurs à 2° et des écarts-types inférieurs à 2.5° par rapport à la tomодensitométrie (Bousigues et al., 2024). Une bonne reproductibilité est aussi obtenue pour la scapula, avec un intervalle de confiance à 95 % inférieur à 2.13 mm et 2.91 mm, respectivement pour l'extrémité du processus coracoïde et le rebord glénoïdien inférieur (Ohl et al., 2010). Cependant, comme pour la stéréoradiographie conventionnelle, ces mesures s'effectuent uniquement en statique. De plus, les algorithmes de reconstruction ont été développés pour des images de face et de profil, or l'espace de la cabine EOS® ne permet pas de réaliser de mouvements d'élévation du bras dans ces positions, ce qui limite son usage pour le complexe de l'épaule. Le placement du participant à 30° du plan d'acquisition antéro-postérieur est possible, mais une reconstruction 3D manuelle, source d'erreur, est dans ce cas nécessaire (Lagacé et al., 2012). Une nouvelle génération de ces équipements a récemment vu le jour (EOSedge®, EOS Imaging, France) (Figure 7). Elle a pour avantage d'être bien plus ouverte, facilitant l'évaluation de davantage de positions. Néanmoins, ces équipements restent encore peu disponibles du fait de leur coût très élevé.



Figure 7. Système de stéréoradiographie base dose EOSedge® (EOS Imaging, 2024).

2.2.1.3 Palpation

Afin d'obtenir la cinématique du complexe de l'épaule sans avoir recours aux méthodes par imagerie ou à des techniques invasives, il est possible de repérer la position de points anatomiques directement par palpation à travers la peau. Certains points anatomiques (Figure 8) sont identifiés comme facilement palpables (Pronk, 1991), et en particulier pour la ceinture scapulaire :

- Incisura Jugularis (IJ) : le point le plus ventral de l'incisure jugulaire.
- Processus Xyphoideus (PX) : l'extrémité inférieure du sternum.
- L'articulation Acromio-Claviculaire (AC) : le point le plus dorsal de l'articulation acromio-claviculaire.

- L'Angle Acromial (AA) : à l'intersection du bord latéral de l'acromion et du bord inférieur de la crête de l'épine scapulaire.
- Trigonum Spinae (TS) : la zone d'intersection triangulaire de l'épine scapulaire et du bord médial de la scapula.
- Angulus Inferior (AI) : le point du bord médial de la scapula le plus proche du début de la courbe de l'angle inférieur.
- Processus Spinosus (PS) : l'extrémité postérieure d'une vertèbre

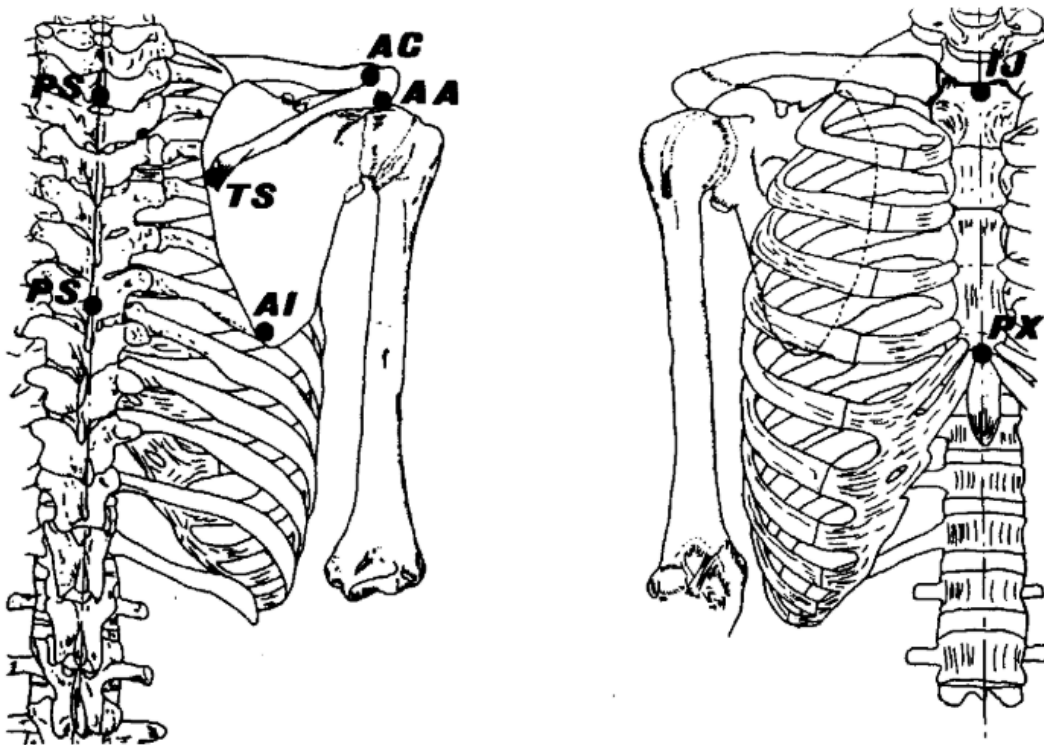


Figure 8. Points anatomiques de la ceinture scapulaire (Pronk, 1991).

En tant que méthode de mesure directe, la palpation possède une bonne précision, avec un écart moyen entre la position palpée et le point anatomique inférieure à 1.1 mm pour la scapula, 2.1 mm pour des points anatomiques de la colonne vertébrale et dans tous les cas inférieurs à 9.8 mm, 6.7 mm et 4.6 mm pour les repères AA, TS et AI, respectivement (Lewis et al., 2002). L'erreur sur le positionnement 3D de la scapula est estimée à environ 2° (de Groot, 1997 ; Hooke et al., 2010). Néanmoins cette méthode est sensible aux variations intra-opérateur, d'un même examinateur exécutant plusieurs fois la mesure, avec un ICC = 0.84 (Brochard et al., 2011) et un coefficient de variation de 12% (de Groot, 1997). Pour réduire cette variabilité, un palpeur, aussi appelé « scapula locator » a été développé, de tel sorte qu'il soit ajustable au participant pour pointer les trois points anatomiques de la scapula (AA, TS et AI) et verrouiller les distances entre ceux-ci afin de faciliter la répétition des mesures (Johnson et al., 1993). Le scapula locator offre ainsi une meilleure répétabilité, avec une variation intra-opérateur de 2.8% à 5.3% sur la distance entre les points anatomiques (Blache et al., 2021). De plus, les variations intra-

opérateur lors de l'utilisation d'un scapula locator peuvent être réduites de 15% à 20% lorsqu'un retour de la pression exercée sur la peau est donné à l'opérateur, passant de 3.90° de variation sur les trois rotations de la scapula sans pression à 3.24° avec pression (Shaheen et al., 2011). Les variations inter-opérateur sont quant à elles de 5.93° sans pression et 5.06° avec pression. Cependant, la palpation, qu'elle soit effectuée manuellement ou à l'aide d'un scapula locator, est chronophage car elle nécessite d'être recommencée à chaque nouvelle pose. Ceci implique que le participant soit en position statique ou semi-statique (i.e., mouvement très lent ; Livet et al., 2021), rendant la méthode inopérante dans la plupart des cas.

2.2.2 Estimation indirecte par mesure cutanée

L'analyse cinématique du complexe de l'épaule est principalement utile lors de tâches dynamiques, qu'il s'agisse d'un geste analytique, de la vie quotidienne ou sportif. De surcroît, les positions et situations d'intérêt résident dans les amplitudes élevées de mouvement. Etant donné les limites des méthodes précédemment présentées, d'autres techniques et technologies basées sur des mesures indirectes ont été proposées.

2.2.2.1 Dispositifs de suivi

Les capteurs électromagnétiques sont utilisés pour l'estimation cinématique du complexe l'épaule par mesure cutanée (Figure 9). Ces systèmes sont constitués d'un transmetteur, de plusieurs récepteurs et d'un digitaliseur, basés sur le principe des ondes électromagnétiques. Les receveurs mesurent la position et l'orientation des segments sur lesquels ils sont placés. Le digitaliseur récupère quant à lui les positions 3D des points anatomiques en position statique afin de construire les systèmes de coordonnées de chaque segment, avec une très bonne précision intrinsèque (1.3 mm pour la position du centre d'une articulation sphéroïde (An et al., 1988)). Cette méthode non invasive est simple à mettre en place et adaptée aux mesures dynamiques, que ce soit en laboratoire ou en contexte écologique, pour des mouvements peu rapides et d'amplitudes modérées, car limités par la connexion filaire des receveurs. Ces derniers étant posés directement sur la peau, les mesures subissent des artefacts des tissus mous (STA) (Bons et al., 2022), c'est-à-dire des perturbations liées aux mouvement des tissus mous par rapport à la structure osseuse sous-jacente, dont on cherche à estimer la cinématique. Afin de réduire les STA, différentes positions ont été proposées pour les récepteurs (Biryukova et al., 2000) et en particulier pour la scapula, avec l'utilisation d'un dispositif rigide positionné sur l'épine scapulaire (Karduna et al., 2001). Le placement du capteur sur la partie acromiale a également été exploré (Imai et al., 2023; Karduna et al., 2001; Meskers et al., 2007) (Figure 9). Pour un récepteur ainsi placé, l'erreur moyenne sur la cinématique de la scapula, comparativement à une référence intracorticale, est comprise entre 1.2° et 11.4° en moyenne selon les degrés de liberté pour des mouvements analytiques (Karduna et al., 2001). La variabilité inter-opérateur est de 5° et intra-opérateur inférieure à 3.24° (ICC > 0.94) lors de mouvements d'élévation du bras (Meskers et al., 2007). D'autres études présentent des fiabilités intra-

opérateur bonnes à excellentes ($ICC = [0.64 ; 0.97]$) (Myers et al., 2006; Roren et al., 2013), mais une fiabilité inter-opérateur plus variable ($ICC = [0.35 ; 0.92]$) (Roren et al., 2013). Au-delà, des écarts plus importants peuvent être relevés, allant jusqu'à 25° en rotation externe à 150° d'élévation du bras (Karduna et al., 2001). Les amplitudes de mesure étudiées avec capteurs électromagnétiques se limitent ainsi généralement à 120° d'élévation afin d'éviter ce biais (Hori et al., 2024; Konda et al., 2015). Aussi, leur usage pour évaluer les rotations internes huméro-thoraciques présente des erreurs moyennes de l'ordre de 12 à 14° . Ces erreurs peuvent aller jusqu'à près de 30° (Hamming et al., 2012), représentant alors jusqu'à 20% de l'amplitude de rotation (Ludewig et al., 2002). La capture de mouvement par système électromagnétique est donc généralement utilisée pour sa facilité de mise en place, mais est largement influencée par les artefacts des tissus mous.

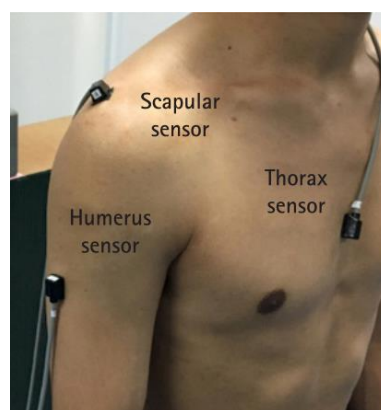


Figure 9. Système électromagnétique pour l'estimation cinématique du complexe de l'épaule avec capteurs positionnés sur le thorax, l'acromion (pour la scapula) et l'humérus (Imai et al., 2023).

La capture de mouvement au moyen de centrales inertielles (IMU) peut aussi être utilisée. Chaque IMU mesure l'orientation du segment qui lui est associée. Afin de définir les systèmes de coordonnées articulaires, en l'absence de points anatomiques, une pose statique de référence est utilisée dans laquelle les positions des segments les uns par rapport aux autres sont connues. Les centres articulaires et axes de rotation peuvent aussi être déduits en réalisant des mouvements fonctionnels (Bouvier et al., 2015; de Vries et al., 2010). Les IMUs constituent une alternative généralement plus abordable que les systèmes de capture de mouvement optoélectroniques (El-Gohary and McNames, 2012) et offrent la possibilité d'effectuer des mesures dans une large variété d'environnement, que ce soit pour le suivi des activités de la vie quotidienne (Kirking et al., 2016 ; Luinge et al., 2007) ou bien pour analyser le geste sportif (Rawashdeh et al., 2016; Wylde, 2021). La différence quadratique moyenne (RMSD) par rapport à une référence de bras robotisée est de 1° à 2.6° sur des mouvements de flexion/extension (huméro-thoracique, coude et poignet) et jusqu'à 8.1° sur la rotation interne huméro-thoracique (Kirking et al., 2016). La mise en place des IMUs est simple et rapide ; ainsi elles sont aussi utilisées pour l'évaluation de l'amplitude de mouvement (Rawashdeh et al., 2016) en alternative aux goniomètres ou à la mesure optoélectronique avec marqueurs. La comparaison de la mesure inertielle avec ces deux méthodes présente d'ailleurs des différences moyennes similaires avec des valeurs inférieures à 1° par rapport au

goniomètre (Rigoni et al., 2019) et de l'ordre de 1° à 2° d'erreur systématique comparativement à l'utilisation de clusters de marqueurs pour les rotations huméro-thoraciques (Ertzgaard et al., 2016). Dans les deux cas, une excellente fiabilité entre les méthodes de mesure est obtenue avec un ICC > 0.90 par rapport au goniomètre (Rigoni et al., 2019) et coefficient de généralisation $G = [0.77 ; 0.94]$ par rapport aux marqueurs (Öhberg et al., 2019). Le positionnement des IMUs pour l'estimation cinématique du complexe de l'épaule est également d'une grande importance, et particulièrement pour la scapula (Figure 10). Un placement au niveau du tiers central de l'épine scapulaire est recommandé par plusieurs études (Antonacci et al., 2023 ; Höglund et al., 2021) bien que l'acromion semble être une meilleure option pour les mouvements de grande amplitude. En effet, lors d'un mouvement d'abduction et de flexion une RMSD de 9.4° à 18.8° est estimée pour une IMU placée sur l'acromion par rapport à une référence avec marqueurs (ICC = [0.446 ; 0.914]), contre une RMSD de 10.6° à 24.7° pour la position sur l'épine scapulaire, pour les trois rotations (ICC = [0.006 ; 0.652]) (Friesen et al., 2023). Malgré ces recommandations de placement, la mesure inertielle reste largement affectée par les STA. La variabilité de la mesure intra- et inter-opérateur reste acceptable à excellente pour évaluer la rotation (ICC = [0.65 ; 0.85]) et la sonnette (ICC = [0.65 ; 0.85]) mais elle est médiocre pour le tilt (ICC < 0.40) lors de mouvement d'élévations (De Baets et al., 2017) ce qui limite l'utilisation des IMUs pour l'estimation de la cinématique du complexe de l'épaule.

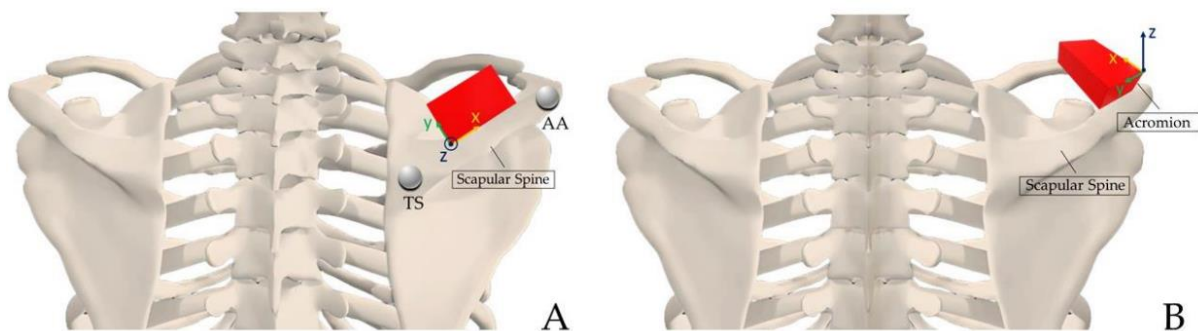


Figure 10. Positionnements de l'IMU recommandés pour le suivi de la scapula (Antonacci et al., 2023).

2.2.2.2 Marqueurs cutanés

La capture de mouvement par système optoélectronique avec marqueurs cutanés est une des méthodes les plus étudiées et utilisées pour l'estimation cinématique du complexe de l'épaule en raison de son caractère non invasif (Lempereur et al., 2012 ; Valevicius et al., 2018). Elle consiste à placer sur la peau des marqueurs cutanés dont la position est suivie au cours du mouvement. La précision des systèmes optoélectroniques est intrinsèquement très élevée et négligeable, inférieure au millimètre (Liu et al., 2007), mais sujette à d'autres sources d'erreur. D'abord, le mauvais positionnement des marqueurs par rapport au point anatomique d'intérêt a été estimée entre 1.0 mm et 3.8 mm (de Groot, 1997). Surtout au cours d'un mouvement, la position du marqueur est principalement influencée par les STA. En effet,

le marqueur initialement positionné en statique sur un point anatomique sous-jacent, suit les mouvements de la peau et non ceux de la structure osseuse lors de tâches dynamiques. Ces mouvements sont décrits selon deux composantes : la composante de transformation rigide du groupe de marqueurs associé à un segment (translation et rotation) et la composante de déformation individuelle du marqueur (homothétie et étirement) (Blache et al., 2017). La quantification de ces erreurs sur la position d'un marqueur a été évaluée par Lavaill et al. (2022) à 6% de la mesure pour les STA, et 3% pour le mauvais placement.

Les points anatomiques utilisés pour le suivi sont donc choisis de telle sorte qu'ils minimisent les STA, particulièrement pour la scapula dont les mouvements sous-cutanés sont importants. Notamment, pour le positionnement du centre articulaire acromio-claviculaire, la différence par rapport à une référence d'imagerie est estimée entre 14.1 mm et 19.5 mm pour un marqueur sur la position la plus ventrale de AC (Michaud et al., 2016). Aussi, la distance médiane de déplacement d'un marqueur par rapport au point anatomique réel lors d'un mouvement d'élévation du bras est estimée entre 30.4 et 52.3 mm pour AA, entre 53.1 et 86.8 mm pour TS et entre 70.0 et 85.7 mm pour AI (Matsui et al., 2006; Yoshida et al., 2022). Si les premiers travaux effectués par capture de mouvement avec marqueurs utilisaient ces points anatomiques (van der Helm, 1994), d'autres positionnements ont été explorés. Les résultats de Bourne et al. (2011) présentant une configuration de six marqueurs sur la face postérieure de la scapula soulignent également le manque de précision de ces placements. Au regard des résultats faisant état d'une perturbation moindre pour les positions proches de l'acromion, le placement de marqueurs sur cette partie anatomique a aussi été proposé (van Andel et al., 2009). Avec ce placement, les écarts moyens obtenus par rapport à la palpation sur chacune des trois rotations scapulo-thoraciques sont inférieurs à 6° pour un mouvement de flexion et d'abduction de l'humérus et 8.4° pour un mouvement de rotation interne. Des résultats similaires sont obtenus par Matsumura et al. (2019) avec une RMSD par rapport à la palpation sur les trois rotations scapulo-thoraciques de 5° à 8° pour des élévations de l'humérus inférieures à 90°. Au-delà, une précision moindre est constatée avec une RSMD maximale de 14.2° pour la sonnette. L'utilisation d'un cluster de marqueurs rigide ou de marqueurs individuels sur l'acromion a aussi été comparée à la palpation pour l'abduction et la flexion huméro-thoracique allant jusqu'à 110° (Brochard et al., 2011) (Figure 11). La RMSD des angles scapulo-thoraciques pour le cluster rigide est alors similaire aux résultats précédemment cités (6.19° en moyenne pour chaque axe de rotation), tandis que l'utilisation de marqueurs individuels sur l'acromion présente une différence de 5.05° en moyenne pour chaque rotation. Chacune des méthodes présente une excellente fiabilité intra-opérateur (ICC > 0.90). L'utilisation de marqueurs sur les points anatomiques AA, TS et AI est également comparée à la palpation dans cette étude (Brochard et al., 2011) sur plusieurs mouvements d'élévation, avec une différence moyenne maximale inférieure comparée aux méthodes acromiales (RMSD maximale de 7.9° tous axes confondus, contre 9.3° et 11.1°, respectivement, avec un cluster rigide et avec des marqueurs acromiaux, Tableau 1). Cependant, une erreur systématique est présente

sur la quasi-totalité des mouvements, avec 5 des 6 rotations (3 pour le mouvement de flexion et 3 en abduction) significativement différentes de la palpation, contre uniquement 3 pour le cluster acromial rigide et 2 pour les marqueurs individuels. Le positionnement de marqueurs sur la scapula en utilisant l'épine scapulaire a aussi été exploré (Jackson et al., 2012; Michaud et al., 2017; Quental et al., 2012). L'utilisation d'un marqueur médian sur l'épine scapulaire en plus des positions AC et AA présente une RMSD par rapport à la palpation de 1.6° à 10.4° selon l'axe de rotation de la scapula lors de mouvements d'abduction et de flexion du bras dans les plans frontal et sagittal avec une élévation jusqu'à 120°, et jusqu'à 33° au-delà (Šenk and Chèze, 2010). Les différences moyennes maximales sur les angles scapulo-thoraciques par rapport à une référence de palpation en fonction du placement des marqueurs rapportées dans la littérature sont répertoriées dans le Tableau 1. Une alternative pour la scapula consiste à effectuer un suivi de forme de la zone scapulaire à l'aide d'une nappe de marqueurs sur la scapula (Charbonnier et al., 2014). Cependant, cette méthode est très chronophage du fait du placement d'un nombre élevé de marqueurs (n=56). Si l'usage de marqueurs cutanés reste plébiscité pour l'analyse dynamique ou la modélisation musculosquelettique (Longo et al., 2022), l'interpénétration des segments liée aux imprécisions des STA en limite la pertinence. C'est pourquoi des approches numériques destinées à réduire ces STA ont aussi été développées.

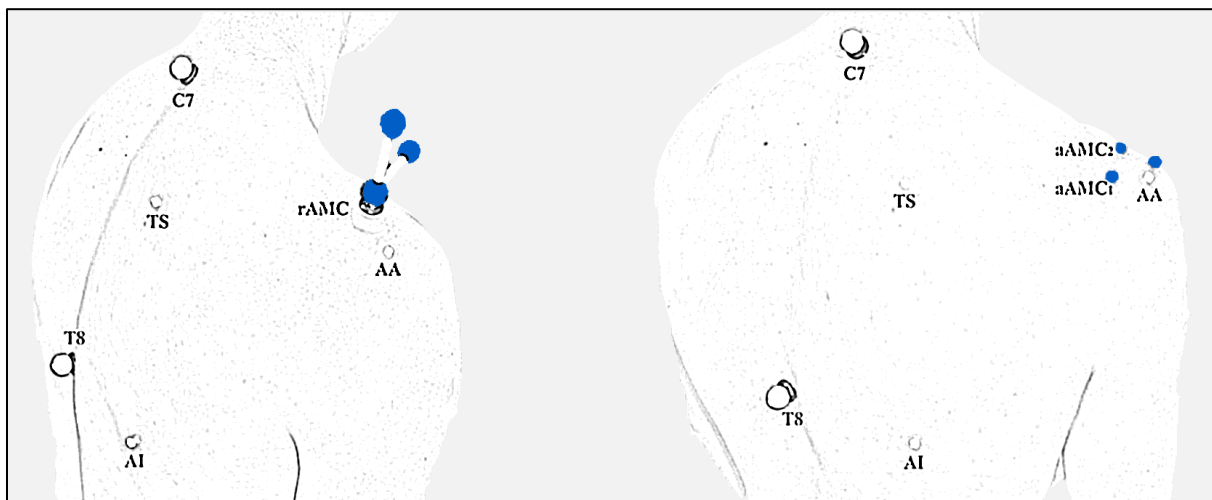


Figure 11. Placement des marqueurs sur les points anatomiques de la scapula, avec un cluster de marqueurs sur l'acromion (gauche) ou avec marqueurs individuels (droite) (d'après Brochard et al., 2011a).

Tableau 1. Différences moyennes sur les angles scapulo-thoraciques selon le placement des marqueurs, par rapport à la palpation. X : sonnette latérale/médiale, Y : rotation interne/externe, Z : tilt antéro/postérieur. Si plusieurs moyennes sont données dans l'étude, la plus élevée est relevée.

Référence	Positionnement des marqueurs	Mouvement huméro-thoracique	Axe de rotation	Différence moyenne
(van Andel et al., 2009)	Acromion (cluster)	Abduction/Flexion Rotation interne	X Y Z	8.4° 6° 6°
(Matsumura et al., 2019)	Acromion (cluster)	Elévations $\leq 90^\circ$ Elévations $> 90^\circ$	X Y Z X Y Z	7.0° 9.0° 7.2° 12.7° 14.2° 10.4°
(Brochard et al., 2011)	Acromion (cluster) Acromion (marqueurs) Anatomique (AA, TS, AI)	Abduction/Flexion (jusqu'à 110°)	X Y Z X Y Z X Y Z	4.5° 9.3° 8.8° 8.7° 11.1° 2.4° 7.9° 4.9° 6.8°
(Šenk and Chèze, 2010)	AC, AA + épine scapulaire	Abduction/Flexion $\leq 90^\circ$ Abduction/Flexion $> 90^\circ$	X Y Z X Y Z	6.1° 6.6° 10.6° 13° 33.3° 16.3°
(El Habachi et al., 2015)	Acromion (cluster)	Abduction	X Y Z	5.8° 6.1° 6.8°

2.2.2.3 Outils numériques de modélisation

Les STA pénalisent la précision des méthodes d'acquisition non invasives, rendant difficile les estimations cinématiques du complexe de l'épaule du fait de ses nombreux degrés de liberté. Afin d'améliorer les estimations réalisées par ces outils et particulièrement la capture de mouvement avec marqueurs cutanés, des outils numériques ont été développés.

2.2.2.3.1 Calibration

Comme nous l'avons vu précédemment, les STA influencent de manière significative les estimations de la cinématique du complexe de l'épaule et particulièrement de la scapula lors d'acquisitions avec marqueurs cutanés. Des positionnements de marqueurs ou clusters ont été proposés afin d'en limiter l'influence. A partir d'une pose statique de référence, il est possible de repérer les points anatomiques d'intérêt, i.e., AI, TS et AA pour la scapula, par rapport aux marqueurs utilisés pour le suivi, placés sur d'autres repères comme sur l'acromion (MacLean et al., 2014). La calibration consiste à considérer l'ensemble des points appartenant à un même segment comme un ensemble rigide, pour obtenir la position des points anatomiques d'intérêt au cours du mouvement uniquement à partir de la position des marqueurs de suivi. Ces derniers subissant tout de même des STA, la concordance des positions rigides des marqueurs sur le corps par rapport aux positions anatomiques n'est pas maintenue durant le mouvement. Des méthodes de calibrations multiples ont ainsi été explorées (Blache et al., 2021; Brochard et al., 2011; Lang, 2023; Nicholson et al., 2017; Prinold et al., 2011; Stagni et al., 2009). Elles consistent à utiliser davantage de poses statiques de référence pour réajuster la position des points anatomiques par rapport aux marqueurs de suivi. Une méthode de double calibration a été proposée par Brochard et al. (2011b) sur un mouvement de flexion et d'abduction du bras, consistant à réaliser une calibration aux positions initiale et finale. Les positions précises des points anatomiques (AA, TS et AI) sont obtenues par palpation lors de ces poses, puis recalées linéairement par rapport aux marqueurs du cluster de l'acromion pour les positions intermédiaires. Une RMSD de 2.96° à 4.48° selon les rotations est obtenue par rapport à une référence de palpation avec la double calibration, contre 6° à 9.19° pour la simple calibration (à la position initiale). La répétabilité inter-session est également améliorée pour la double calibration [0.56 ; 0.92] comparativement à la simple calibration [0.49 ; 0.78]. Le principe de double calibration a aussi été étudié pour davantage de mouvements analytiques et de la vie quotidienne, en appliquant des corrections obtenues par interpolation linéaire, exponentielle ou logarithmique (Blache et al., 2021). La comparaison sur des poses statiques par rapport à la palpation présente des améliorations principalement pour les amplitudes de 50% à 100% du mouvement d'élévation pour les méthodes linéaire et logarithmique. Particulièrement pour l'avant-dernière pose (75% du mouvement), des améliorations moyennes de 9 à 32° sont estimées. L'utilisation d'une double calibration sur des mouvements fonctionnels a aussi révélé de meilleurs résultats lorsque réalisée en utilisant la position d'élévation maximale plutôt qu'à partir d'une pose se rapprochant du mouvement (Lang, 2023). L'utilisation d'un nombre plus important de calibrations a été exploré (Prinold et al., 2011) mais elle nécessite une pose statique pour chaque étape de calibration, ce qui n'est pas soutenable en pratique pour l'étude de mouvements dynamiques. Finalement, l'utilisation d'une calibration simple ou double avec une correction linéaire semble la plus adaptée à l'estimation cinématique du complexe de l'épaule.

2.2.2.3.2 *Optimisation mono-segmentaire*

La méthode d'optimisation (mono-)segmentaire a été introduite par Chèze et al. (1995) pour pallier la composante de déformation des STA sur les marqueurs (Andriacchi et al., 1998). La méthode proposée est d'obtenir la position moyenne sur l'ensemble du mouvement de chacun des marqueurs dans un repère local segmentaire pour en définir un ensemble rigide. La position moyenne de cet ensemble rigide est ensuite recalculée sur la séquence dynamique par minimisation de la distance entre les marqueurs mesurés et leur équivalent virtuel de l'ensemble rigide. Cette méthode a ensuite été affinée pour définir l'ensemble rigide représentant le segment à partir d'une position statique de référence utilisée comme calibration (Šenk and Chèze, 2010). L'intérêt est d'obtenir une définition fiable de l'ensemble rigide grâce à une pose où les positions anatomiques utilisées pour les marqueurs sont identifiées avec précision en minimisant les STA. Pour considérer la non-uniformité des STA parmi l'ensemble des points du segment (composante de déformation), l'utilisation d'une pondération dans le calcul d'optimisation a été introduite. Elle permet d'attribuer moins d'importance, i.e. de poids, aux marqueurs davantage sujets aux STA, et plus de poids à ceux moins influencés. L'effet de la pondération a notamment été étudié sur le positionnement de l'humérus (Begon et al., 2015). L'erreur d'orientation moyenne, par rapport à une mesure par tiges intracorticales, est initialement comprise entre 5.4° et 10.3° sans utiliser de poids, pour quatre participants sur 38 mouvements. Cette erreur est améliorée pour 100% des participants lorsqu'une optimisation des poids est appliquée aux marqueurs, avec une erreur d'orientation comprise entre 3.7° et 5.5° . Cependant, le choix des poids à appliquer s'avère être participant- et mouvement-dépendant (Begon et al., 2015), tout comme le sont les STA de l'humérus (Benoit et al., 2006; Blache et al., 2017), amenant ainsi à privilégier l'utilisation de marqueurs en redondance avec des poids homogènes (Begon et al., 2015).

2.2.2.3.3 *Optimisation multi-segmentaire*

L'optimisation multi-segmentaire (MKO) consiste à appliquer le principe d'optimisation mono-segmentaire à un ensemble de segments reliés par des contraintes cinématiques. L'objectif est d'améliorer les estimations cinématiques grâce aux contraintes appliquées. Ceci a pour effet de minimiser les transformations rigides délétères des STA. Pour ce faire, il convient de modéliser les degrés de liberté réels des articulations afin de rendre le modèle le plus fidèle possible, tout en prenant en compte les limites des outils de mesure. Des travaux sur l'estimation cinématique avec MKO ont été menés pour comparaison à l'optimisation mono-segmentaire (Begon et al., 2017), en incluant le thorax, la clavicule, la scapula et l'avant-bras. Il en résulte une amélioration de 40% à 50% en comparaison à l'optimisation mono-segmentaire par rapport à une référence par tiges intracorticales. La modélisation en chaîne ouverte de la cinématique du complexe de l'épaule contient les articulations sterno-claviculaire, acromio-claviculaire et gléno-humérale. L'articulation sterno-claviculaire est en théorie modélisée par un joint sphéroïde ; cependant la difficulté de mesure des rotations axiales de la clavicule via un marqueur ou capteur cutané contraint à ne conserver généralement que deux degrés de liberté.

Dans ce cas, seule la position de l'extrémité distale de la clavicule importe, et le segment est alors assimilé à une contrainte de longueur fixe entre le sternum et le centre articulaire acromio-claviculaire (Blache et al., 2021; El Habachi et al., 2015; Michaud et al., 2017). Une autre alternative est d'utiliser une méthode de régression pour estimer la rotation axiale (Prinold et al., 2011). L'articulation acromio-claviculaire est modélisée par un joint sphéroïde (Begon et al., 2017; Jackson et al., 2012; Laitenberger et al., 2015). Les translations, de faible amplitude, sont négligées car elles sont confondues avec les STA. L'articulation gléno-humérale est généralement modélisée avec 3 degrés de liberté mais les translations sont parfois prises en compte sous la forme de contraintes souples (Charbonnier et al., 2014). Une représentation par un contact sphère-sphère est aussi proposée (El Habachi et al., 2015).

Ces représentations cinématiques en chaîne ouverte laissent une grande liberté de mouvement à la scapula par rapport au thorax, sans considérer les contraintes exercées par les structures musculaires et tendineuses maintenant la scapula en contact avec le thorax. Ainsi, des pénétrations de la scapula dans le thorax, ou au contraire des distances entre le bord médial et le thorax de plus de 7 cm sont parfois observées dans ce type de modélisation (Bolsterlee et al., 2014). En conséquence, des modèles en boucle fermée incluant un plan de glissement scapulo-thoracique ont aussi été développés. La représentation la plus utilisée en MKO est le maintien d'un contact entre un ellipsoïde et le bord médial (Prinold and Bull, 2014; Quental et al., 2012) ou le barycentre (El Habachi et al., 2015) de la scapula. Cette contrainte est maintenue par un (Michaud et al., 2017) ou plusieurs (Quental et al., 2012) points de contact, via une contrainte stricte (Blache et al., 2021) ou souple (Prinold et Bull, 2014). Différentes représentations de l'ellipsoïde ont été proposées (Duprey et al., 2017), dimensionnées selon des paramètres géométriques à la taille du thorax (Bolsterlee et al., 2014; Garner and Pandey, 1999; van der Helm, 1994) ou d'un demi-thorax (Prinold and Bull, 2014), ou bien issues d'une optimisation permettant d'obtenir le plan de glissement scapulo-thoracique (Blache et al., 2024; Michaud et al., 2017). Dans le modèle proposé par Seth et al. (2016), le principe d'un seul point de contact sur un ellipsoïde est utilisé mais l'articulation définit d'abord les mouvements sur la surface de l'ellipsoïde, par l'abduction/adduction et l'élévation/dépression, puis les mouvements de la scapula seule avec la sonnette et la rotation interne (Figure 12). Dans ce modèle, plutôt que de considérer des rotations et des translations soumises à des contraintes, seuls les degrés de liberté en rotation sont définis et viennent piloter les translations par couplage. L'ensemble est maintenu dans la chaîne cinématique par une articulation de type rotule au niveau de l'articulation acromio-claviculaire. D'autres représentations ont également été proposées, notamment en utilisant des mécanismes parallèles avec des articulations universelles sans contraintes (Ingram et al., 2016; Niyetkalyev et al., 2017).

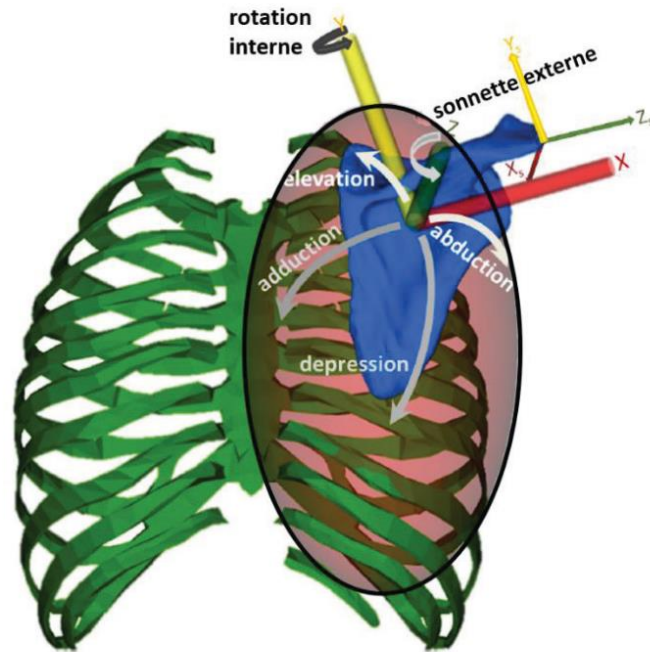


Figure 12. Modèle de plan de glissement scapulo-thoracique d'après (Seth et al., 2016)

La comparaison des angles scapulo-thoraciques obtenus à partir des différentes représentations en chaîne ouverte ou fermée montre qu'un ellipsoïde optimisé centré sur le thorax présente les différences d'orientation les plus faibles par rapport à une référence de palpation (Michaud et al., 2017). Une chaîne cinématique fermée permet aussi un gain par rapport aux estimations sans MKO avec une RMSD réduite de 6.79° à 5.29° et de 6.06° à 5.72° , respectivement pour le tilt et la sonnette (El Habachi et al., 2015), même si une étude de cas ne montre pas d'écart significatif par rapport à l'optimisation segmentaire (Naaïm et al., 2017). Une comparaison à une référence obtenue en fluoroscopie présente des erreurs inférieures à 4° pour les rotations gléno-humérales sur des mouvements de flexion et d'abduction huméro-thoraciques, en utilisant un modèle multi-segmentaire obtenue par imagerie (Charbonnier et al., 2014). Cependant, la comparaison à une référence de palpation sur des mouvements plus diversifiés présente des différences plus importantes comprises entre 6.7° et 33.5° (Blache et al., 2021).

Une étape importante de la MKO est la mise à l'échelle du modèle aux dimensions de l'individu ainsi que le placement des marqueurs sur le modèle. En effet, des différences de 3.2° à 5.4° selon l'axe de rotation sont observées sur des mouvements d'élevation avec un modèle mis à l'échelle comparativement à un modèle de référence obtenu par imagerie (Lavaill et al., 2022a) avec une amélioration de 34% par rapport à un modèle générique non mis à l'échelle (Bolsterlee et al., 2014). Si l'utilisation de MKO présente des améliorations des estimations cinématiques, elle ne permet toutefois pas d'éliminer complètement les STA, particulièrement lors d'élevation du bras au-delà de 90° (Lempereur et al., 2014). Tout comme pour l'optimisation mono-segmentaire, l'utilisation de pondération pour les marqueurs des différents segments est possible, afin de prendre en considération la

composante de déformation des STA. Cependant, il n'existe pas, à notre connaissance, d'étude ayant appliqué ce principe pour l'estimation cinématique du complexe de l'épaule et en particulier pour le plan de glissement scapulo-thoracique.

2.2.2.3.4 Méthodes prédictives

Une alternative pour décrire la cinématique scapulo-thoracique en s'affranchissant de la pose de marqueurs sur la scapula, et des imprécisions qu'elle implique, est d'estimer sa position et son orientation à partir de la cinématique de l'humérus. Une première méthode pour ces estimations est l'utilisation d'une régression linéaire, qui consiste à mesurer les coordonnées de l'humérus lors de poses statiques durant lesquelles l'orientation de la scapula est aussi déterminée avec précision. Ces informations sont ensuite utilisées pour créer un modèle linéaire, qui permet alors de déduire les rotations en dynamique. L'application de ce principe à partir de 11 poses statiques (pose anatomique, six poses de Mallet modifiées, les flexion et extension maximales, l'abduction maximale et la saisie vers l'avant) à une séquence dynamique de mouvements analytiques présente des différences de 4.4° à 10.76° sur les 3 axes de rotations, par rapport à une référence de fluoroscopie biplanaire (Nicholson et al., 2017). La régression linéaire a été comparée au suivi par marqueur avec cluster acromial par rapport à une référence de palpation, et présente une erreur inférieure pour tous les angles scapulo-thoraciques sur des mouvements analytiques et de la vie quotidienne (10 poses statiques) (Rapp et al., 2017) ou de lancer de baseball (6 poses statiques) (Richardson, 2021). L'estimation de la cinématique scapulo-thoracique à partir d'un modèle d'apprentissage automatique sur la position de l'humérus a aussi été développée. Elle présente des différences comprises entre 7.73° et 8.78° par rapport à la fluoroscopie selon les axes de rotations, ainsi qu'une corrélation forte à la référence pour la sonnette et le tilt (0.85 et 0.78 respectivement) mais faible pour la rotation interne (0.35) (Nicholson et al., 2019). Une méthode par régression non linéaire entraînée à partir de 10 positions statiques a aussi été étudiée (Matsumura et al., 2019), présentant une RMSD comparativement à la palpation comprise entre 3° et 8° selon les axes de rotation, pour près de 25 poses évaluées. Les méthodes prédictives permettent donc d'obtenir des estimations avec une bonne précision comparativement à des méthodes de référence, et présentent une amélioration des estimations par rapport aux méthodes expérimentales. Cependant elles nécessitent un nombre important de poses statiques de calibration (de 6 à 11 dans les études citées), rendant leur utilisation peu réalisable en pratique routinière. De plus, leur performance en dehors de la plage des mouvements calibrés est limitée (Rapp et al., 2017). Enfin, le maintien statique de positions extrêmes, particulièrement intéressantes notamment pour l'analyse du geste sportif, n'est généralement pas réalisable (Richardson, 2021), ceci rendant finalement ces méthodes prédictives inopérantes dans la plupart des contextes d'intérêt. Un récapitulatif des précisions obtenues pour l'estimation des angles scapulo-thoraciques, selon l'outil numérique de modélisation, le mouvement étudié et la référence utilisée, est présenté dans le Tableau 2.

Tableau 2. Différences moyennes (en °) des angles scapulo-thoraciques entre l’outil numérique de modélisation utilisé et une méthode de référence. X : sonnette latérale/médiale, Y : rotation interne/externe, Z : tilt antéro/postérieur. Si plusieurs moyennes sont données dans l’étude, la plus élevée est relevée.

Références	Outil numérique	Référence	Mouvement	Axe de rotation	Différence moyenne [min ; max]
(Brochard et al., 2011)	Simple calibration	Palpation	Abduction/Flexion huméro-thoracique	X	6.0
				Y	6.9
	Z			9.2	
	Double calibration			X	3.6
				Y	4.5
				Z	3.4
(Blache et al., 2021)	MKO chaine fermée	Palpation	Analytique/vie quotidienne	Axe hélicoïdal	33.5
	+ Double calibration linéaire				27.9
	+ Double calibration logarithmique				28
(Michaud et al., 2017)	MKO chaine ouverte MKO chaines fermées (Plusieurs méthodes)	Palpation	55 poses incluant les amplitudes maximales	Axe hélicoïdal	17.1 [14.9 ; 37.8]
(El Habachi et al., 2015)	MKO chaine fermée	Palpation	Abduction	X	5.7
				Y	9.5
				Z	5.3
(Nicholson et al., 2017)	Régression linéaire	Fluoroscopie	Mouvements analytiques	X	7.3
				Y	6.4
				Z	7.3
(Nicholson et al., 2019)	Apprentissage automatique	Fluoroscopie	Mouvements analytiques	X	8.8
				Y	8.0
				Z	7.7
(Matsumura et al., 2019)	Régression non linéaire	Palpation	Elévations	X	7.8
				Y	8.1
				Z	6.5

En résumé : La mesure directe de la cinématique du complexe de l'épaule la plus précise consiste à faire usage de tiges intracorticales, mais son caractère invasif est fortement limitant. Les méthodes d'imagerie présentent un coût élevé et sont irradiantes, nuisant à leur accessibilité et par conséquent leur utilisation en recherche comme en clinique. Malgré une utilisation limitée à des positions statiques, la palpation constitue une alternative non invasive offrant une bonne précision de mesure. Les méthodes d'estimation cinématique du complexe de l'épaule par mesure cutanée indirecte sont toutes sujettes aux STA. Des stratégies expérimentales de placement de capteurs ou marqueurs ont été explorées, associées à des outils numériques de modélisation pour améliorer la précision des estimations. Des progrès ont été obtenus mais aucune méthode n'offre actuellement une précision donnant pleinement satisfaction.

2.3 Emergence de la capture de mouvement sans marqueurs

La capture de mouvement sans marqueurs regroupe l'ensemble des technologies basées sur l'acquisition d'images ou vidéos couplées à un algorithme d'estimation de poses. Cet algorithme consiste à extraire des caractéristiques d'une image pour obtenir une reconstruction du squelette et des coordonnées articulaires. L'intérêt pour ces outils réside dans les limites des méthodes abordées jusqu'ici. En effet, la capture de mouvement sans marqueurs est non invasive, ne nécessite pas de préparation du participant, et en capacité de réaliser des mesures en condition écologique. Elle suscite ainsi beaucoup d'intérêt, à condition de proposer un niveau de précision répondant au besoin des estimations. Si les premiers travaux dans le domaine ne sont pas récents (Hogg, 1983; Lee and Chen, 1985), les méthodes ont évolué en parallèle des progrès technologiques en vision par ordinateur (Mündermann et al., 2006), jusqu'à l'avènement de l'apprentissage profond ou deep learning (LeCun et al., 2015), marquant un progrès considérable dans les méthodes développées. Des algorithmes de plus en plus performants ont vu le jour, pour exploiter les paramètres des images et modéliser des représentations du corps et du mouvement de plus en plus précises (Colyer et al., 2018). Particulièrement sur ce dernier aspect, deux catégories sont à distinguer : les algorithmes génératifs, qui consistent à générer une hypothèse de positionnement à partir d'un modèle en faisant varier ses paramètres ; et les algorithmes discriminants, exploitant directement les informations de l'image pour en déduire les paramètres du modèle. Ces derniers étant principalement efficaces lorsqu'entraînés par apprentissage profond, ils remplacent progressivement les algorithmes génératifs historiquement développés et utilisés. Nous allons ainsi présenter l'état de l'art de la capture de mouvement sans marqueurs à travers le prisme de ces deux types d'algorithmes, avant de comparer la précision des différentes méthodes employant chacun d'eux, pour estimer la cinématique de l'épaule et du membre supérieur.

2.3.1 Algorithmes génératifs

L'algorithme génératif produit une hypothèse de positionnement pour un modèle articulé prédéfini, représentant la personne suivie à un instant donné, en faisant varier les paramètres de ce modèle. Il s'agit classiquement d'un modèle cinématique, composé d'un ensemble d'articulations pilotées par leurs degrés de liberté, et de segments paramétrés par leurs dimensions. Il est associé à une représentation volumique, initialement basée sur des formes géométriques simples comme des cylindres (Hogg, 1983). L'hypothèse de positionnement générée est ensuite confrontée à l'information visuelle 2D ou 3D, issue de caméras standards (transcrivant une information colorimétrique planaire) ou de caméras de profondeur (ajoutant une dimension de profondeur aux pixels (px)).

2.3.1.1 Caméras standards

La projection de la configuration volumique du modèle (l'hypothèse) sur l'image d'une caméra standard résulte en un ensemble de figures planes attachées, constituant les segments du modèle cinématique (Agarwal and Triggs, 2004; Stoll et al., 2011). Ces figures sont des rectangles si le modèle volumique est composé de cylindres (Felzenszwalb and Huttenlocher, 2005) mais des représentations plus fines du modèle géométrique sont aussi utilisées (Figure 13), notamment grâce à un scan laser du corps entier (Corazza et al., 2006). Dans ce cas, une identification manuelle des centres articulaires sur le scan est effectuée afin de définir la localisation des articulations du modèle. Les différences de formes entre la pose statique de création du modèle et les poses dynamiques sont susceptibles de générer des erreurs ; c'est pourquoi l'utilisation d'un modèle articulé avec contraintes souples, autorisant mais pénalisant les translations aux articulations, est aussi proposée (Mündermann et al., 2006). L'accès à un scanner étant cependant limité car onéreux, et la précision étant affectée par l'identification manuelle, d'autres méthodes ont été explorées. Un modèle générique articulé, mis à l'échelle à partir des images, a aussi été employé (Corazza et al., 2010; Loper et al., 2015). Également, pour définir plus précisément les centres articulaires, l'enregistrement de séquences dynamiques selon les différents degrés de liberté a été étudié (Cheung et al., 2005), mais la complexité du modèle articulé est dans ce cas limitée par le nombre de séquences nécessaires pour les définir.

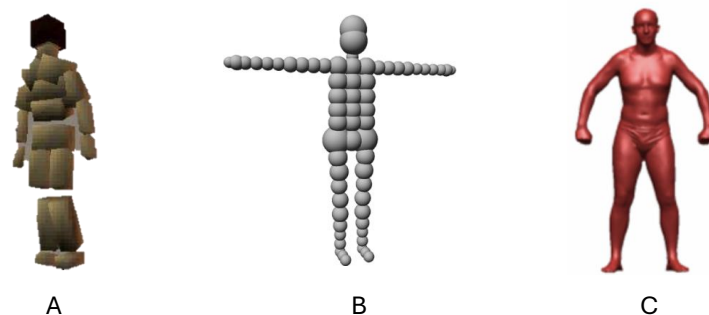


Figure 13. Evolution des modèles volumiques utilisés en capture de mouvement sans marqueurs à algorithme génératif. A : parallélépipèdes (Agarwal and Triggs, 2004), B : sphères (Stoll et al., 2011), C : modèle générique (Corazza et al., 2010)

Une fois qu'un modèle représentatif est obtenu, les caractéristiques des images sont extraites comme la silhouette, principale caractéristique exploitée en 2D. Elle est généralement obtenue par segmentation du premier plan et de l'arrière-plan de l'image (Ceseracciu et al., 2014; Corazza et al., 2010, 2006; Mündermann et al., 2006). D'autres caractéristiques comme la colorimétrie ou les contours sont aussi exploitées (Kehl and Gool, 2006). Une fonction de coût est ensuite définie afin d'ajuster les paramètres cinématiques du modèle aux caractéristiques extraites de l'image. En 2D, l'optimisation de la fonction de coût pour définir la position du modèle consiste principalement à minimiser la distance entre les points du contour de la silhouette et les points appartenant à la projection du modèle (Felzenszwalb and Huttenlocher, 2005). Malheureusement, la silhouette 2D seule peut comporter des ambiguïtés. Premièrement, dans le cas d'un mouvement non orthogonal à l'axe de la caméra, il est parfois difficile de déterminer l'orientation d'un segment vers l'avant ou vers l'arrière par rapport au plan de l'image. De plus, dans le cas où un membre est superposé avec une autre partie du corps, l'information est perdue. Enfin, la silhouette 2D peut aussi être affectée par les ombres, les changements de luminosité, ou encore la présence d'éléments extérieurs (e.g., autres personnes à l'arrière-plan, objets, ...) venant perturber la segmentation (Colyer et al., 2018). L'utilisation d'un système multi-caméras, idéalement au nombre de huit (Mündermann et al., 2006), réduit ces ambiguïtés. Dans ce cas, la silhouette est projetée dans l'espace, et une enveloppe visuelle 3D est obtenue par le croisement des différentes projections (Corazza et al., 2006) (Figure 14).

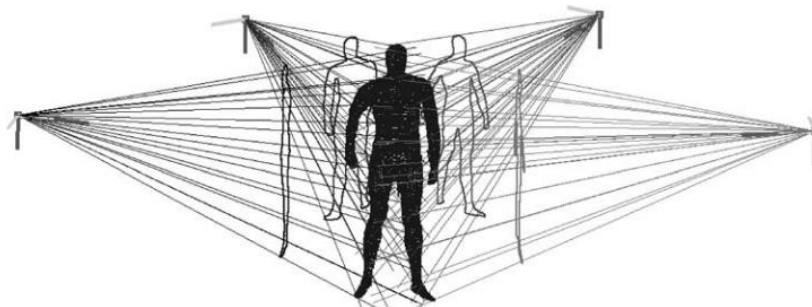


Figure 14. Concept de reconstruction de l'enveloppe visuelle 3D à partir de la re-projection des silhouettes issues des caméras (Corazza et al., 2006).

Cette enveloppe 3D ne représente pas directement le modèle corps complet de la personne, puisque le croisement imparfait des projections des silhouettes 2D de chaque caméra crée une enveloppe, dont le volume est plus important que le volume du modèle de la personne. Ainsi, le modèle est positionné par rapport à l'enveloppe visuelle en minimisant le volume séparant le modèle de l'enveloppe par un algorithme ICP (Iterative Closest Point) (Besl and McKay, 1992). Dans certains cas, la pose à un instant est prédite à partir de la pose précédente comme condition initiale, mais ceci peut éventuellement induire une propagation d'erreur (Balan et al., 2005). La comparaison récente d'une méthode de capture de mouvement sans marqueurs multi-caméras (8) avec reconstruction de l'enveloppe visuelle 3D, par rapport à la capture de mouvement avec marqueurs sur une tâche de marche (Ceseracciu et al., 2014),

présente des RMSD sur les angles articulaires du membre inférieur dans les trois directions allant de $7.0 \pm 3.6^\circ$ (Inversion de cheville) à $21.6 \pm 9.3^\circ$ (Rotation interne de hanche). Concernant le suivi de points en 3D dans des tâches diverses, la différence moyenne par rapport à des marqueurs est évaluée à environ 30 mm en utilisant un scan laser de la personne pour la construction du modèle (Liu et al., 2011), ou 45 mm avec un modèle 3D générique (Stoll et al., 2011).

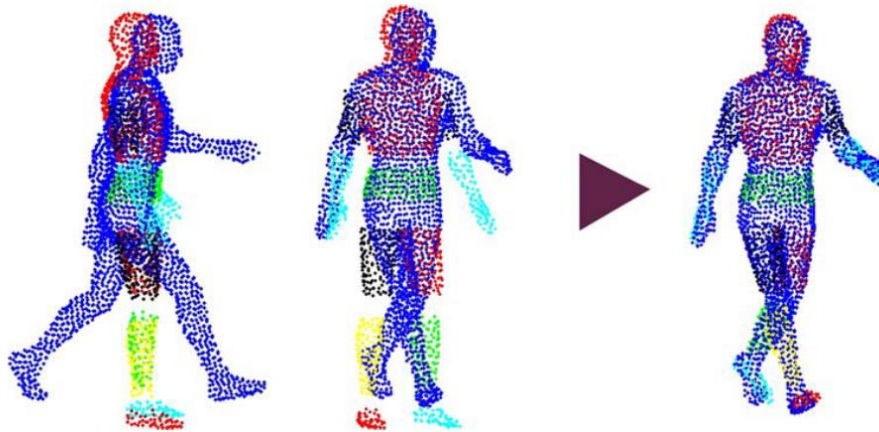


Figure 15. Ajustement de la position du modèle selon la position de l'enveloppe (Corazza et al., 2006).

2.3.1.2 Caméras de profondeur

Une autre alternative pour la détection volumique est l'utilisation d'une caméra de profondeur (Poppe, 2007), qui fournit une cartographie 3D de l'image grâce à l'information de distance à la caméra obtenue pour chaque pixel. En utilisant une seule caméra, le temps de mise en place est largement réduit par rapport aux systèmes multi-caméras. Deux technologies de lumière infrarouge sont utilisées pour obtenir cette carte de profondeur : la lumière structurée (Grest et al., 2005; Shotton et al., 2011), qui consiste à projeter un motif sur la scène et à en mesurer les déformations optiques pour estimer la profondeur (Knoop et al., 2006; Yang et al., 2015) ; et la lumière projetée, qui est modulée temporellement, et dont la réflexion captée par la caméra permet de mesurer le temps de vol pour calculer la distance. Identiquement aux systèmes multi-caméras vidéo, une enveloppe visuelle 3D est obtenue à partir de la carte de profondeur. Pour obtenir la cinématique, tout comme précédemment, les paramètres du modèle sont ajustés de manière itérative, en minimisant la distance entre les points observés sur la carte de profondeur et les points du modèle (Grest et al., 2005; Knoop et al., 2006). Si les premiers travaux ont fait preuve de certains avantages pour les systèmes à caméra de profondeur, ceux-ci se sont réellement développés à partir de la sortie du système Kinect (Microsoft Corp., Redmond WA, USA) (Shotton et al., 2011) qui est fourni avec un logiciel de suivi cinématique se distinguant des méthodes évoquées jusqu'ici, puisque fonctionnant sur la base d'un algorithme discriminant.

2.3.2 Algorithmes discriminants

Contrairement aux algorithmes génératifs évoqués jusqu'ici, les algorithmes discriminants ne nécessitent pas de devoir ajuster itérativement un modèle paramétrique aux caractéristiques de l'image, ils déterminent directement les paramètres du modèle à partir des caractéristiques de l'image (Figure 16). Ces paramètres sont soit des centres articulaires, soit des points anatomiques caractéristiques ou encore des segments, qui une fois identifiés construisent un modèle cinématique correspondant à la pose de l'individu (Dantone et al., 2013). Cet affranchissement du processus itératif permet généralement de réduire le temps de traitement. De plus, ces algorithmes fonctionnent principalement sans contrainte temporelle, et en s'affranchissant de la dépendance à une condition initiale, ce qui en améliore la robustesse en réduisant la propagation d'erreur.

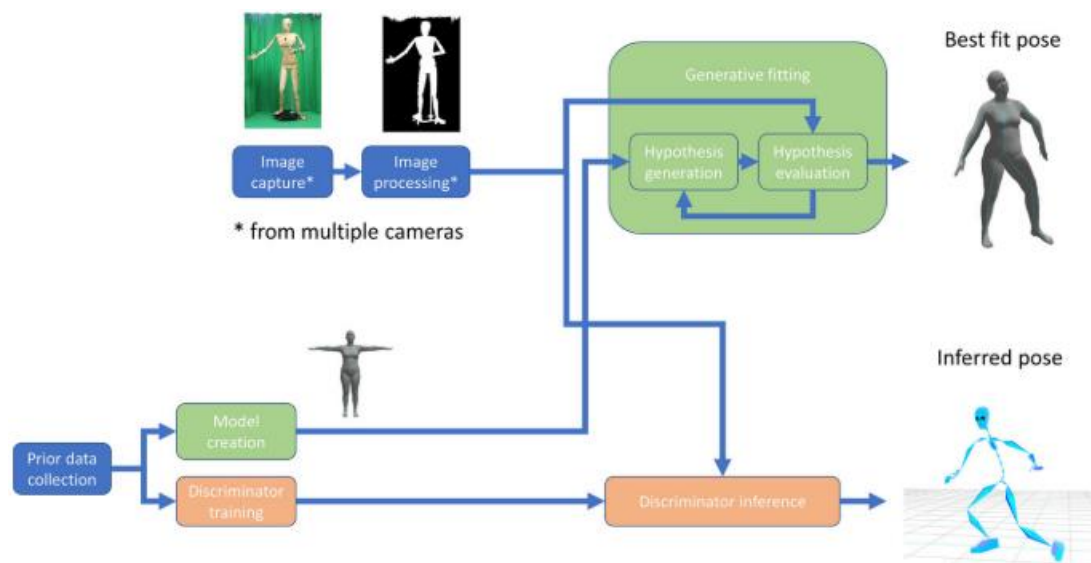


Figure 16. Structure générale d'un système de capture de mouvement sans marqueurs utilisant un algorithme génératif (vert) ou discriminant (orange) (Colyer et al., 2018)

2.3.2.1 Entraînement et validation d'un algorithme d'estimation de poses

Pour identifier des paramètres dans une image, et particulièrement des points anatomiques afin de réaliser l'estimation d'une pose, l'algorithme doit être préalablement entraîné. L'entraînement consiste à présenter à l'algorithme un jeu de données d'images pour lesquelles les coordonnées 2D des points à identifier sont connues (labélisées), et de confronter les prédictions réalisées par l'algorithme à ces coordonnées connues. L'erreur de prédiction est alors évaluée, et les paramètres de l'algorithme adaptés pour réduire cette erreur selon un processus itératif. La qualité des données d'entraînement est ainsi primordiale pour garantir la précision de l'algorithme (Ionescu et al., 2014). Une fois que l'algorithme d'estimation de pose est entraîné, sa précision est testée pour valider sa performance. Une nouvelle fois, un jeu de données d'images labélisées est utilisé pour calculer la différence entre les prédictions de l'algorithme et les positions réelles. Ce jeu de données de test est différent du jeu de données

d'entraînement (Lecun et al., 1998). Cependant, il convient de distinguer deux cas de figure, notamment lorsque le jeu de données global utilisable pour l'entraînement et le test est restreint. Si les images utilisées pour le test représentent un participant également présent dans le jeu de données d'entraînement (Moore et al., 2022; Moro et al., 2020; Torvinen et al., 2024), nous définirons la validation comme interne. En revanche, si le jeu de données de test est composé de participants auquel l'algorithme n'a jamais été confronté (Cronin et al., 2019; Drazan et al., 2021; Vafadar et al., 2021), elle est définie comme externe. Il est aussi possible d'évaluer la performance de l'estimation de pose non pas sur les prédictions mais sur les paramètres cinématiques d'intérêt, qu'ils soient 2D ou 3D (Dobos et al., 2022; Fernandez-Baena et al., 2012; Hansen et al., 2024; Washabaugh et al., 2022). Dans ce cas, un système d'analyse cinématique de référence mis en place en parallèle est nécessaire, afin de pouvoir comparer les estimations cinématiques des dispositifs sur des acquisitions communes.

2.3.2.2 Caméra de profondeur

Une méthode d'algorithme discriminant largement utilisée est l'apprentissage supervisé par forêt d'arbres décisionnels (Randomized Decision Forest) consistant à entraîner plusieurs arbres de décision pour prédire une réponse qui représente la réponse majoritaire de chaque arbre. Cette méthode a connu un large succès pour l'identification de segments à partir de carte de profondeur au travers de l'algorithme d'estimation de poses 3D développé pour le système à caméra de profondeur Kinect (Shotton et al., 2011). Ce système est basé sur un algorithme ayant été entraîné sur un jeu de données d'images couleurs et de cartes de profondeur (300 000 images). Cet algorithme génère une prédiction en associant chaque pixel d'une image (avec information de profondeur) à un segment, puis une approche modale basée sur la densité de points (Comaniciu & Meer, 2002) est employée pour identifier les extrémités spatiales de chaque segment. Les centres articulaires sont ainsi déduits aux intersections et constituent la donnée de sortie de l'algorithme (Figure 17).

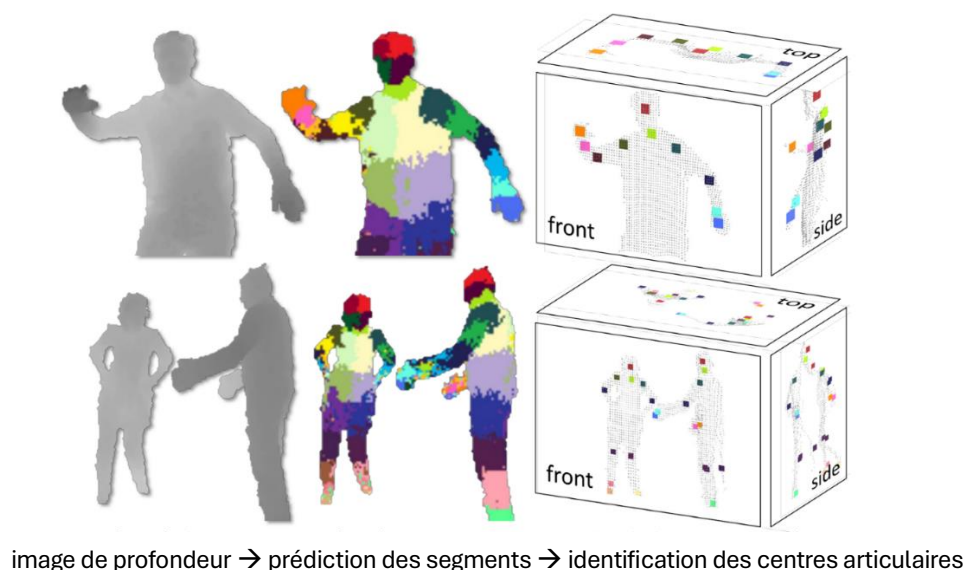


Figure 17. Algorithme de détection du système Kinect, d'après (Shotton et al., 2011)

Le système Kinect, bien qu'initialement développé pour des activités interactives, est également employé en biomécanique notamment pour sa praticité (une seule caméra), sa rapidité de traitement y compris pour de l'identification multi-participants (Kim & Kim, 2018) et son faible coût par rapport à des systèmes multi-caméras (Choppin et al., 2014). Si son utilisation est adaptée pour l'évaluation de l'amplitude de mouvement notamment en analyse fonctionnelle (Otte et al., 2016; Pottorf et al., 2023; Rammer et al., 2014; Scott et al., 2023; Wenghofer et al., 2024) ou en rééducation (Chen et al., 2021; Fernandez-Baena et al., 2012; Sarsfield et al., 2019; Vitali et al., 2020), certaines limitations rendent cependant le système inadéquat pour d'autres usages. La fréquence d'acquisition (30Hz) n'est pas adaptée pour étudier des mouvements rapides. La distance de mesure par rapport à la caméra est également limitée, avec une précision dégradée au-delà de 3.5 m (Yang et al., 2015). Si les caméras de profondeur fonctionnent très bien en faible luminosité, l'utilisation de lumière proche infrarouge pour la détection de profondeur rend le système Kinect inopérable en condition d'éclairage naturel (Tölgyessy et al., 2021b). Enfin et surtout, la précision de mesure pour la capture de mouvement est discutable, avec une différence moyenne par rapport à une référence de capture de mouvement avec marqueurs en statique sur le corps complet de 2.80 ± 1.03 cm (Liu et al., 2021) et une différence de longueur significative pour l'ensemble des segments hormis la tête (Bonnechère et al., 2014). En dynamique, une RMSD supérieure à 12° et différence maximale moyenne supérieure à 58° sont obtenues par rapport à un système avec marqueurs sur une large variété de mouvements (Choppin et al., 2014). Le système Kinect a connu plusieurs générations avec une version 2 utilisant la technologie de temps de vol plutôt que la lumière structurée de la première version. Cette seconde version présente une répétabilité bonne à excellente (Otte et al., 2016) et une meilleure fiabilité (Tölgyessy et al., 2021a). Cependant, une différence de quelques centimètres demeure lors de l'identification des centres articulaires par rapport à l'utilisation de marqueurs (Otte et al., 2016). L'Azure Kinect (utilisant le même principe que la version 2) a suivi, présentant quelques progrès en termes de précision (Otte et al., 2016) ainsi qu'un nombre plus important d'articulations identifiées, avec notamment l'ajout d'un segment clavicule (Tölgyessy et al., 2021a), sans toutefois atteindre un niveau de précision comparable aux systèmes de référence. Une sous-estimation systématique de la longueur des segments est notamment relevée (Brambilla et al., 2023). Surtout, la sensibilité aux occlusions (partie du corps masquée dans ou en dehors de l'image), générant des pertes des estimations cinématiques, demeure une limitation majeure à l'utilisation de cette technologie pour un usage clinique ou sportif. De nouveaux algorithmes ont été développés pour réduire l'influence de ces occlusions, avec des progrès intéressants. Une erreur moyenne sur le positionnement de centres articulaires de 1.17 cm sur des mouvements fonctionnels, par rapport à une référence avec marqueurs, est notamment présentée (Hesse et al., 2023). Le positionnement de la caméra a aussi été étudié. Si plusieurs études ont obtenu des résultats différents à ce sujet, il semble qu'un positionnement de face perpendiculairement au plan du mouvement (0°) ou sur le côté controlatéral avec une orientation comprise entre 0° et 45° soit acceptable en cas de mesure unilatérale d'élévation du membre supérieur dans le plan frontal (Brambilla et al., 2023; Cai et al., 2021).

Dans tous les cas, une orientation par rapport à l'axe perpendiculaire au plan du mouvement supérieure ou égale à 60° est à éviter (Fernandez-Baena et al., 2012) (Figure 18). Afin de varier les angles de vues et réduire les occlusions, l'augmentation du nombre de caméras semble pertinente. L'ajout d'une seconde caméra au système Kinect selon un angle de 70° à 80° par rapport à la première caméra a notamment été exploré (Choppin et al., 2014; Steinebach et al., 2020), ainsi qu'un positionnement avec deux caméras orientées de 10° par rapport à l'individu, sans finalement présenter d'amélioration significative. Une configuration à trois caméras pour le système Kinect a également été testée mais sans améliorer la précision par rapport à une seule caméra positionnée de face (Yang et al., 2015). Finalement, les générations successives du système Kinect ont montré certains avantages de praticité et de coût pour la capture de mouvement sans marqueurs, mais leur précision demeure limitante pour l'analyse cinématique, malgré les variations de configuration expérimentale explorées. En parallèle, d'autres algorithmes discriminants ont été développés, d'abord en 2D puis en 3D, en évoluant au fil des développements des méthodes d'apprentissage automatique.

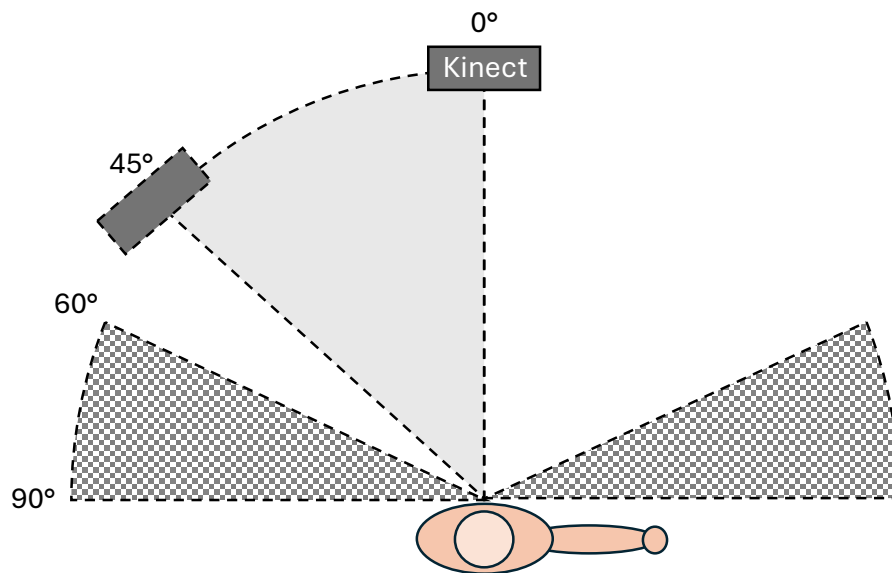


Figure 18. Positionnement recommandés (secteur plein) et à éviter (secteurs hachurés) d'après la littérature, pour une caméra Kinect placée en face du sujet lors d'un mouvement d'abduction du bras droit.

2.3.2.3 Caméra standard 2D

Les premières approches discriminantes 2D développées consistent à créer une large base de données de poses d'exemples dont les paramètres (typiquement la position de points anatomiques ou centres articulaires) ont été préalablement identifiés à la main, puis de comparer les caractéristiques d'une image à évaluer avec celles de la base de données, pour retrouver la pose connue la plus proche (Chen et al., 2011; Mori and Malik, 2006). Cela nécessite d'avoir au préalable une base de données très importante pour couvrir l'ensemble des situations possibles du mouvement à évaluer. En appliquant cette méthode sur une base de données de poses issue de trois participants réalisant des mouvements de marche, course,

boxe, et lancer-attraper (28 800 images), avec des positions de marqueurs de référence connues, une différence de positionnement moyenne supérieure à 50 mm et 70 mm est obtenue, respectivement, en mono- et en multi-participant (Chen et al., 2011). Progressivement, les méthodes ont évolué pour ne plus se restreindre uniquement aux poses déjà connues, grâce notamment aux méthodes d'apprentissage supervisé. Une alternative proposée fut de créer une base de données d'images représentant des segments individuels du corps (200-1000 images), puis de créer un algorithme capable d'identifier les parties du corps individuellement (Figure 19) pour reconstruire un modèle complet en utilisant des contraintes aux articulations (Yang & Ramanan, 2013). Sur le même principe, Dantone et al. (2013) a aussi développé une méthode de détection des différentes parties du corps mais cette fois en employant un algorithme d'apprentissage supervisé par forêt d'arbres décisionnels. Un jeu de données d'apprentissage (6543 images) est utilisé pour entraîner l'algorithme à associer un segment à chaque pixel. Ensuite, l'interdépendance des parties du corps est utilisée pour estimer la position des centres articulaires. Les deux méthodes sont comparées sur leur capacité de détection en 2D avec des résultats similaires autour de 50% de segments correctement repérés. La détection est définie comme correcte par Ferrari et al. (2008) lorsque la distance entre les deux extrémités du segment détecté est supérieure à la moitié de la longueur totale du segment réel. Si ces premières méthodes sont prometteuses, les temps de calcul pour l'entraînement du modèle puis la détection sont pénalisants (Dantone et al., 2013).

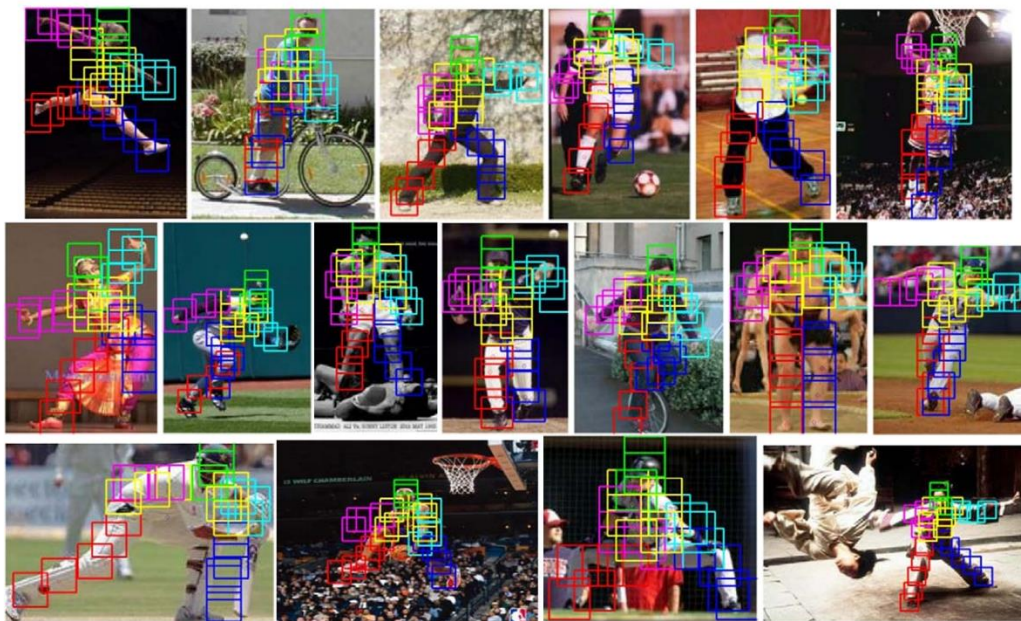


Figure 19. Exemples de détections par parties du corps (Yang and Ramanan, 2013)

Peu à peu, les algorithmes deviennent de plus en plus complexes, avec l'utilisation de réseaux de neurones. Ces réseaux inspirés du fonctionnement des neurones biologiques sont constitués d'éléments de calculs simples prenant une entrée et produisant une sortie, représentés par des neurones, qui sont organisés en couches et reliés par des connexions portant des poids (Krizhevsky et al., 2017). La couche d'entrée est alimentée par le jeu de données d'entrée, ici des images ou plutôt des caractéristiques de

l'image, et la couche de sortie, produisant la prédiction, par exemple la position des centres articulaires. Ces réseaux sont généralement entraînés sur le principe de descente de gradient, à partir d'un jeu de données d'entrées et de sorties connues afin d'ajuster les poids du réseau (Lecun et al., 1998). Ces réseaux se sont progressivement complexifiés avec un nombre de couches intermédiaires entre l'entrée et la sortie de plus en plus important, qualifiant les réseaux de plus en plus profonds (LeCun et al., 2015). Le premier modèle d'estimation de poses mettant en application ces algorithmes d'apprentissage profond est celui de Toshev & Szegedy (2014), présentant une performance considérablement améliorée comparativement aux précédents travaux avec 61% de segments correctement identifiés sur le même jeu de données. Les méthodes se sont ensuite rapidement améliorées, y compris pour de l'estimation de poses multi-personnes. Le modèle DeepCut (Pishchulin et al., 2016) présente ainsi un taux de détection correcte des centres articulaires supérieurs à 80%. L'amélioration de la performance allant de pair avec la complexité des réseaux utilisés, les méthodes d'apprentissage profond souffrent en revanche d'un temps de traitement pour la détection relativement long. Le modèle DeeperCut (Insafutdinov et al., 2016), évolution du précédent, présente une amélioration considérable en ce sens, passant de 72 heures de traitement par image à environ 10 minutes, pour une précision de détection encore améliorée (jusqu'à 90% de détections correctes selon les variantes de l'algorithme). Pour atteindre ces performances, le réseau de neurones utilisé est de type résiduel (ResNet) (He et al., 2016), c'est-à-dire une architecture composée d'un nombre important de couches à saut de connexion (Figure 20) conservant l'intégrité des données d'entrée dans les données de sortie. Afin d'optimiser ce réseau pour la détection de parties du corps, une version est pré-entraînée sur le jeu de données « ImageNet » (Russakovsky et al., 2015) à partir de 19185 poses, avec un million d'itérations ; une itération consistant à ajuster 1 fois les paramètres des nœuds du réseau à partir d'un « lot » de données d'entrée (ici une seule image).

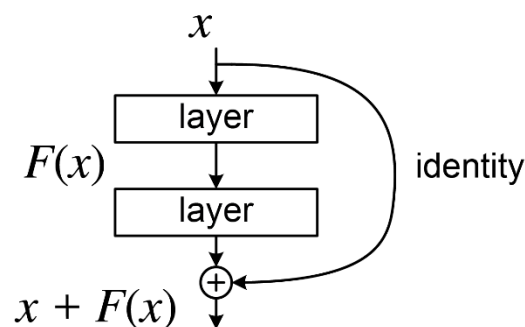


Figure 20. Bloc de couches de réseau ResNet (LunarLullaby, 2015)

De nombreux autres algorithmes d'estimation de poses, d'abord en 2D, ont par la suite été développés, avec, parmi les plus connus et les plus performants pour la reconstruction de modèles humains - corps complets, OpenPose (Cao et al., 2021) ou encore AlphaPose (Fang et al., 2023) (Figure 21). Afin d'entraîner et comparer ces différents algorithmes d'estimation de poses, des jeux de données de référence ont été créés. Ils regroupent des images labélisées, c'est-à-dire pour lesquels les coordonnées

2D des points anatomiques d'intérêt sont identifiées ; ceci afin de réaliser l'entraînement et le test des algorithmes d'estimation de poses. La capacité d'identification est ainsi dépendante des données utilisées pour l'apprentissage. Le jeu de données MPII Human Pose (Andriluka et al., 2014) contenant par exemple 25 000 images issues de vidéos en ligne comprenant chacune un corps humain complet labélisé de 16 points clés, est utilisé pour entraîner OpenPose. DeepCut, DeeperCut et OpenPose sont aussi comparés sur ce jeu de données, avec des performances respectivement de 54.1%, 71.2% et 79% sur l'identification correcte des centres articulaires. D'autres jeux de données ont aussi été créés, comme Halpe-FullBody pour entraîner AlphaPose (Fang et al., 2023) à reconnaître 26 points clés sur le corps complet, mais également 21 points sur la main et 68 sur le visage. Malgré tout, cette dépendance au jeu de données d'entraînement restreint l'usage de ces technologies à l'estimation de poses - corps complet et avec des points-clés prédéfinis.



Figure 21. Estimation de pose avec OpenPose (à gauche) (Cao et al., 2021), et AlphaPose (à droite) (Fang et al., 2023)

Pour estimer la pose sans marqueurs de parties du corps ou de points-clés définis par l'utilisateur, une méthode appelée DeepLabCut™ a été développée (Mathis et al., 2018). Elle est composée de la même architecture de réseau ResNet que DeeperCut, pré-entraînée sur le jeu de données ImageNet. Afin de spécialiser ce réseau générique à l'identification de points définis par l'utilisateur, de nouvelles données sont à labéliser manuellement pour réaliser un nouvel entraînement du modèle. Cependant, contrairement aux précédents modèles évoqués nécessitant initialement plusieurs milliers ou dizaines de milliers d'images d'entraînement, DeepLabCut™ obtient une précision sur la localisation des points souhaités très proche du niveau de variabilité humaine à partir de 200 images d'entraînement (Mathis et al., 2018). En effet, les poids des neurones issus du pré-entraînement sur des objets génériques ayant été conservés, leur ajustement pour atteindre une bonne performance sur une tâche de reconnaissance

similaire est bien plus rapide. Il existe différents algorithmes d'estimation de poses basés sur des algorithmes discriminants entraînés par apprentissage profond. Si la plupart des algorithmes sont directement entraînés pour la détection de centres articulaires avec un nombre prédéfini et limité de points sur le corps complet, d'autres outils comme DeepLabCut offrent la possibilité d'entraîner un modèle défini par l'utilisateur pour la détection de points choisis.

L'application de ces outils à la biomécanique est récente et plusieurs études ont évalué leur performance en 2D sur différentes tâches. DeepLabCutTM a notamment été comparé à l'identification manuelle des centres articulaires lors de la marche de patients post accident vasculaire cérébral (Moro et al., 2020) ou la course sous-marine (Cronin et al., 2019), résultant d'une différence de l'ordre de 10 à 20 mm. DeepLabCutTM et OpenPose ont également été comparés à de la capture de mouvement avec marqueurs pour la cinématique de la marche à partir d'une caméra vidéo filmant le plan sagittal (Washabaugh et al., 2022), présentant alors respectivement $9.4 \pm 2.4^\circ$ et $5.1 \pm 2.5^\circ$ de différence moyenne sur l'angle de flexion de genou. Cependant, ce niveau de précision n'est obtenu que dans le plan sagittal et pour le membre le plus proche de la caméra (Wade et al., 2023). Ainsi, l'excellente corrélation entre les mesures sans et avec marqueurs obtenue dans ce cas idéal pour la flexion de hanche côté caméra ($r^2 = 0.94$) est diminuée pour le membre opposé ($r^2 = 0.76$) et davantage pour une mesure dans le plan frontal ($r^2 = 0.46$). Par ailleurs, bien que l'étude 2D de la cinématique soit parfois suffisante pour les mouvements s'effectuant dans un plan (Edriss et al., 2024), l'obtention de la cinématique 3D est nécessaire pour l'étude de tâches plus complexes ou pour l'analyse complète du mouvement.

2.3.2.4 Caméras standards 3D

Certains travaux ont développé des algorithmes d'estimation de poses permettant d'obtenir directement à partir d'images 2D, la position de centres articulaires 3D (Martinez et al., 2017) ou bien l'estimation de la cinématique articulaire (Bittner et al., 2022). Cependant, ces méthodes souffrent des mêmes sensibilités aux occlusions qu'évoquées précédemment à cause de l'usage d'une seule caméra. Ainsi les méthodes de capture de mouvement multi-caméras à partir d'algorithmes discriminants, et particulièrement à partir d'apprentissage profond, ont également été étudiées. Elles fonctionnent sur un principe similaire aux systèmes de capture de mouvement avec marqueurs. Plusieurs caméras sont disposées autour de l'espace de mesure, capturant différents angles de vue de l'individu en mouvement. Un algorithme d'estimation de poses, est utilisé sur l'image de chaque caméra afin d'obtenir la position 2D sur l'image des points d'intérêt. Ces coordonnées 2D sont ensuite triangulées pour obtenir leur position dans un espace 3D global (Figure 22). Pour que cette triangulation soit possible, une méthode de calibration est réalisée afin d'obtenir la position et les paramètres optiques de chaque caméra. Afin de reconstruire la position 3D à partir de l'information 2D de chaque caméra aux mêmes instants, une synchronisation temporelle est également nécessaire. La comparaison de la capture de mouvement multi-caméra sans marqueurs à l'aide d'OpenPose (25 points clés) comparativement à une méthode avec

marqueurs classique est étudiée sur des mouvements de marche, saut et lancer (Nakano et al., 2020). Les différences moyennes de positionnement des centres articulaires des épaule, coude, poignet, hanche, genou et cheville sont rapportées avec moins de 30 mm d'erreur dans 80% des essais, tandis que 10% présentent une erreur moyenne supérieure à 40 mm. Similairement, l'utilisation d'OpenPose (25 points), AlphaPose (18 points) et DeepLabCut™ (15 points) pour l'estimation de poses 3D à partir de 9 caméras vidéo est comparée à un système avec marqueurs comportant 15 caméras, tous deux calibrés et synchronisés, sur des tâches de marche, course et saut (Needham et al., 2021). Les différences moyennes sur le positionnement du centre articulaire huméro-thoracique sont, pour OpenPose, AlphaPose et DeepLabCut™, respectivement, de 29 ± 8 mm, 30 ± 7 mm et 24 ± 8 mm durant la tâche de marche. Les écarts les plus élevés concernent l'articulation du genou durant la course avec 41 ± 17 mm, 48 ± 26 mm et 58 ± 36 mm respectivement, alors que les écarts pour la cheville pendant le saut sont tous trois équivalents (14 – 14 – 15 mm, respectivement). DeepLabCut™ présente globalement une différence un peu plus élevée comparativement à AlphaPose et OpenPose qui ne présentent aucun écart significatif entre eux. Cependant, il est important de noter que la source d'erreur de ces méthodes est en partie liée à la qualité de l'apprentissage. Le pré-entraînement du modèle DeepLabCut™ n'est pas précisé, mais contrairement aux deux autres méthodes dont la qualité de détection est figée, la capacité de réentraînement de DeepLabCut™ lui offre de meilleures perspectives d'amélioration. Concernant l'influence de la qualité du jeu de données, une comparaison a été réalisée sur l'analyse de la marche (Vafadar et al., 2021) avec un algorithme d'apprentissage profond entraîné avec un jeu de données de poses humaines génériques, en l'occurrence Human3.6 (Ionescu et al., 2014), ou entraîné avec des images issues d'analyse de la marche. Il en résulte une amélioration significative de la précision avec le jeu de données spécifique, puisque la différence sur la position des centres articulaires par rapport à une référence avec marqueurs passe de 46.7 ± 15.5 mm à 6.2 ± 4.8 mm pour la cheville, ou de 55.4 ± 12.3 mm à 21.1 ± 15.2 mm pour le centre articulaire huméro-thoracique. La qualité des données d'entraînement est donc primordiale pour la précision des positions identifiées.

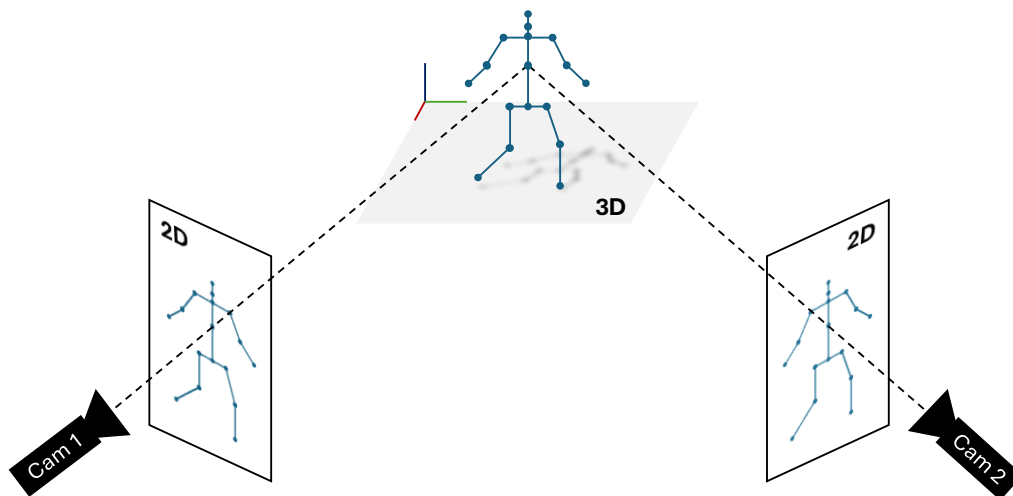


Figure 22. Principe de triangulation 3D à partir de l'estimation de poses 2D de deux caméras.

Les algorithmes d'estimation de poses précédemment cités sont des solutions en libre accès, entraînées sur des jeux de données génériques, mais d'autres solutions commerciales utilisant leur propre algorithme ont également été développées, comme le logiciel Theia3D (Theia Markerless Inc, Kingston, Ontario, Canada) entraîné sur une base de données de plus de 5 000 000 images. Avec ce logiciel, plus d'une centaine de points d'intérêt sont labélisés, pour reconstruire après triangulation un modèle cinématique par MKO, à la manière des modélisations biomécaniques réalisées avec marqueurs. L'intérêt majeur est d'obtenir un modèle cinématique plus détaillé, intégrant davantage de degrés de liberté. En effet, la majorité des algorithmes précédemment cités se contente d'estimer la position de centres articulaires, en négligeant les rotations axiales et les translations. Pour quantifier la précision de la méthode développée par Theia3D, une comparaison est effectuée à partir de 8 caméras, sur l'analyse de la marche par rapport au standard de capture de mouvement avec marqueurs. La RMSD pour les centres articulaires évalués (cheville, genou, hanche, épaule, coude et poignet) est inférieure à 2.5 cm sauf pour la hanche avec 3.6 cm. L'angle de flexion de genou présente une RMSD de 3.3° sur l'ensemble du cycle de marche, contre 13.2° pour la rotation interne plus difficile à évaluer en capture de mouvement sans marqueurs (Kanko et al., 2021b). Concernant la reproductibilité, les méthodes sans marqueurs sont indépendantes de l'opérateur, ainsi la variabilité inter-session moyenne à la marche est de 2.7° contre 3.1° de variabilité inter-opérateur avec marqueurs. Concernant la variabilité intra-session, les valeurs sont comparables entre les deux méthodes avec 2.6° sans marqueurs contre 1° à 2.2° avec marqueurs (Kanko et al., 2021a). Cependant, considérer la capture de mouvement avec marqueurs comme une référence pour l'estimation de l'erreur des méthodes sans marqueurs est discutable du fait des erreurs dues aux STA et aux positionnements des marqueurs. Par exemple, l'erreur due aux STA est estimée à 3.3° sur la flexion de genou tandis que l'erreur de positionnement peut influencer jusqu'à 12.3° sur la rotation de hanche (Leboeuf et al., 2023). Une seule étude comparant la précision d'un système 3D à un standard de référence a été réalisée, avec estimation de poses de 11 points anatomiques sur un ouistiti avec DeepLabCut™ comparativement à la stéréoradiographie biplanaire. L'erreur médiane sur les points repérés atteint 2.9 mm et correspond en moyenne à 2% du déplacement total du point anatomique (Moore et al., 2022). Dans une moindre mesure, les différences sur le positionnement des centres articulaires à la marche avec un algorithme d'estimation de pose sont de 14.4 mm en moyenne comparativement à un système avec marqueurs utilisant une radiographie EOS pour s'affranchir d'erreur de positionnement (Vafadar et al., 2021).

Les systèmes multi-caméras de capture de mouvement sans marqueurs à algorithme discriminant présentent donc une précision très intéressante pour de nombreuses applications en biomécanique, avec plusieurs avantages. Non invasifs, ils s'affranchissent non seulement de la variabilité de la pose de marqueurs, mais permettent aussi de gagner du temps dans la préparation des participants (Kanko et al., 2021b). De plus, ils fonctionnent aussi dans des conditions vestimentaires non spécifiques et en condition de luminosité naturelle, facilitant ainsi la mesure en condition écologique. Bien entendu, tout

comme les méthodes avec marqueurs, la qualité de la mesure reste aussi dépendante du matériel utilisé comme le nombre de caméras, leur résolution, et la fréquence d'acquisition (Nakano et al., 2020), facteur encore limitant pour l'étude de mouvements rapides (Wade et al., 2022). La qualité de l'estimation de poses est aussi liée à l'algorithme utilisé, dont le nombre disponible est aussi important que la diversité des usages (Dang et al., 2019; Desmarais et al., 2021), avec des disparités de qualité, de complexité ou de rapidité. Par exemple, si Theia3D présente une très bonne précision, l'estimation de poses ne fonctionne pas en temps réel, contrairement à d'autres outils comme OpenPose (22 images / s) ou encore BlazePose (140 images / s) en contrepartie d'une qualité inférieure (Mroz et al., 2021). Ces algorithmes dépendent aussi du jeu de données utilisé pour l'apprentissage, dont la quantité et la qualité influent sur la précision. Cette qualité est liée à la diversité des mouvements présents dans le jeu de données, à la résolution des images, mais aussi la précision de la labélisation des images de référence effectuée manuellement par des personnes expertes ou non (Wade et al., 2022). Le temps nécessaire à l'acquisition d'une grande quantité d'images de référence et à leur labélisation manuelle reste une limite importante. Cependant, des outils comme DeepLabCut™ présentent l'opportunité de la spécialisation des algorithmes, pour rendre cette méthode de capture de mouvement sans marqueurs adaptable à tout type d'analyse biomécanique y compris les plus fines.

2.3.3 Application à l'analyse cinématique de l'épaule

Maintenant que différentes méthodes de capture de mouvement sans marqueurs ont été abordées, il convient de comparer leur performance pour l'analyse cinématique de l'épaule. Contrairement aux méthodes de capture de mouvement du complexe de l'épaule avec marqueurs, il n'existe, à notre connaissance, aucune méthode de capture de mouvement sans marqueurs capable d'estimer la position de points anatomiques spécifiques sur la scapula, ou tout autre point permettant une modélisation détaillée du complexe. En effet, les algorithmes d'estimation de pose existants permettent uniquement la modélisation d'une articulation huméro-thoracique. Les premiers travaux avec algorithmes génératifs en 2D présentaient 7.5° de différence sur une amplitude totale de 51° , pour la flexion-extension huméro-thoracique (silhouette de référence générée virtuellement) sur un mouvement de marche circulaire par rapport à une référence avec marqueurs (Agarwal & Triggs, 2004). En 3D, en utilisant 8 caméras ainsi qu'un modèle réalisé par scan laser de l'individu, des RMSD de 4.4° pour la flexion-extension huméro-thoracique et 4.0° en moyenne sur l'adduction-abduction étaient obtenues pendant une tâche de course (Corazza et al., 2006). Avec la même méthode mais en utilisant un modèle générique, la précision sur la position du centre articulaire est alors de 30 ± 16 mm sachant que l'utilisation du scan laser apporte un gain de précision non significatif de l'ordre de 5 mm (Corazza et al., 2010). La comparaison par rapport à un suivi manuel sur une tâche de nage en crawl donnait en revanche une RSMD plus élevée sur le positionnement du centre articulaire huméro-thoracique, de 76.2 ± 36.7 mm à 135.3 ± 56.2 mm selon les axes (Ceseracciu et al., 2011). La précision de la labélisation manuelle utilisée en référence est cependant discutable dans ce cas. Tout comme pour l'analyse cinématique corps complet, les

algorithmes génératifs ont suscité de l'intérêt avant l'avènement des algorithmes discriminants, notamment pour l'analyse cinématique huméro-thoracique au tennis (Abrams et al., 2014; Sheets et al., 2011), mais des méthodes plus récentes leur sont aujourd'hui privilégiées.

Les caméras de profondeur avec système Kinect ont été aussi fortement utilisées pour l'estimation cinématique huméro-thoracique du fait de leur accessibilité. Les études évaluant les angles de rotation huméro-thoracique en comparaison à un système optoélectronique pour la Kinect V1 présentent des différences moyennes comprises entre 8° et 13° représentant 6 à 15% de l'amplitude de mouvement pour des gestes analytiques (Fernandez-Baena et al., 2012). La comparaison sur des mouvements plus complexes présente des différences plus importantes, avec une RMSD de 10.1 à 24.2° en flexion et de 12.5° à 17.5° en abduction (Choppin et al., 2014). Pour la Kinect V2, les résultats sont similaires puisqu'une RMSD de 6 à 12° est également constatée pour des mouvements simples de la vie quotidienne, avec des valeurs pouvant atteindre 54° lorsque l'axe de la caméra est dans le plan du mouvement (Schlagenhauf et al., 2018). Avec un système à deux Kinect, des résultats similaires à ceux d'un goniomètre sont obtenus, avec une RMSD comprise entre 2.5° et 10° sur des poses statiques avec l'humérus en abduction, et entre 8 et 15° en flexion (Steinebach et al., 2020). En dynamique et en présence d'occlusions, cette différence peut atteindre 36°. Le positionnement du centre articulaire huméro-thoracique pour des mouvements analytiques ou de rééducation est aussi évalué en comparaison aux marqueurs, avec une différence moyenne de l'ordre du centimètre (Otte et al., 2016) mais pouvant parfois aller jusqu'à 12 cm (Sarsfield et al., 2019). Les récentes études portant sur l'Azure Kinect révèlent une sous-estimation des angles de flexion huméro-thoracique et une surestimation de la flexion du coude, causées par une sous-estimation de la longueur des segments (Brambilla et al., 2023; Scott et al., 2023). La validité des mesures angulaires comparativement à un goniomètre reste malgré tout acceptable (coefficient de corrélation de Pearson $r = 0.63-0.94$ (Pottorf et al., 2023)), notamment pour les tâches de rééducation. La capture de mouvement sans marqueurs par caméras de profondeur pour la cinématique de l'épaule présente donc un intérêt pour des analyses simples, mais peu précises.

L'analyse fonctionnelle ou du geste sportif se tourne progressivement vers les algorithmes d'estimation de poses mono- et surtout multi-caméras standards pour le suivi cinématique. La qualité des estimations est difficilement comparable en 2D puisque la correspondance métrique des pixels n'est pas forcément estimable. Les comparaisons des valeurs de positionnement de centres articulaires et d'angles pour l'articulation huméro-thoracique comparativement à des données issues de capture de mouvement avec marqueurs sont en revanche accessibles pour les méthodes multi-caméras à algorithme discriminant. L'utilisation d'OpenPose avec uniquement 2 caméras sur un mouvement d'abduction présente des différences moyennes de 5.7° à 7.9° en fonction de la distance aux caméras (entre 2.9 m et 4.1 m) (Sheng et al., 2024). Toujours en utilisant 2 caméras, la RMSD d'orientation huméro-thoracique en utilisant un modèle DeepLabCutTM est comprise entre 4.6° et 5.3° sur un mouvement de ski-roue, avec une déviation du centre articulaire de 24 à 27 mm en comparaison de la position obtenue à l'aide de marqueurs cutanés

(Torvinen et al., 2024). Des tâches de marche, saut et lancer avec 5 caméras pour OpenPose (Nakano et al., 2020) et marche, course et saut avec 9 caméras pour OpenPose, AlphaPose et DeepLabCut™ (Needham et al., 2021) sont réalisées. Les estimations de poses des centres articulaires huméro-thoraciques, comparativement à des données marqueurs, sont comprises entre 12 et 50 mm dépendamment des axes et mouvements, avec une majorité de valeurs moyennes autour de 30 mm. Des différences plus faibles lors de l'analyse de la marche ont été obtenues pour 4 caméras, avec 21 ± 15 mm, grâce à un modèle raffiné sur un jeu de donnée spécifique, comparativement à une référence de capture de mouvement recalée à l'aide d'un modèle en imagerie EOS (Vafadar et al., 2021). Des résultats identiques sont également présentés sur un mouvement de marche en utilisant Theia3D, avec 2.1 cm de différence moyenne pour le centre articulaire huméro-thoracique (Kanko et al., 2021b), tandis qu'une différence médiane de 3.2 cm est estimée sur une tâche de boxe (Lahkar et al., 2022), avec des différences angulaires huméro-thoraciques de 6.3 à 6.6° sur l'abduction/adduction, de 8.1° à 12° sur la rotation interne/externe, et de 7.3° à 10° sur la flexion/extension. Cependant, une corrélation à la référence avec marqueurs variable en fonction de la position du bras est constatée ($r^2 = [0.37 ; 0.90]$ pour l'abduction, $[0.77 ; 0.88]$ pour la flexion et $[0.41 ; 0.83]$ pour la rotation axiale). Un récapitulatif des précisions obtenues pour l'estimation du centre articulaire huméro-thoracique et des angles huméro-thoraciques, selon la méthode de capture de mouvement sans marqueurs employée, le mouvement étudié et la référence utilisée, est respectivement présenté dans les Tableau 3 et Tableau 4.

Les méthodes de capture de mouvement sans marqueurs en 3D, basées sur des systèmes multi-caméras employant un algorithme discriminant, constituent aujourd'hui les solutions les plus performantes pour la capture de mouvement sans marqueurs, même si l'utilisation de caméras de profondeur de type Kinect continue d'être explorée. Les estimations de pose réalisées obtiennent un niveau de précision de quelques centimètres sur la position du centre articulaire huméro-thoracique, et de l'ordre de 5 à 10° sur les angles huméro-thoraciques par rapport à de la capture de mouvement avec marqueurs. Bien que des outils comme DeepLabCut™ offrent l'opportunité d'un suivi de points définis par l'utilisateur, au contraire d'algorithmes figés, une méthode d'analyse de la cinématique du complexe de l'épaule précise et non invasive, incluant les articulations sterno-claviculaire, gléno-humérale et scapulo-thoracique, doit encore être développée (Giovannetti de Sanctis et al., 2023).

Tableau 3. Différences moyennes (en mm) sur le positionnement du centre articulaire huméro-thoracique selon la méthode sans marqueurs utilisée, par rapport à une référence.

Auteurs	Méthode sans marqueurs	Référence	Mouvement	Différence Moyenne [min ; max]
(Corazza et al., 2010)	Enveloppe visuelle à modèle générique	Scan laser avec marqueurs anatomiques et positionnement manuel	Pose anatomique statique	30
(Ceseracciu et al., 2011)	Enveloppe visuelle à modèle générique	Labélisation manuelle	Crawl	[76.2 ; 135.3]
(Otte et al., 2016)	Système Kinect V2	Capture de mouvement avec marqueurs	Marche et assis/debout	10
(Sarsfield et al., 2019)	Système Kinect V2	Capture de mouvement avec marqueurs	Exercices GRASP	[11.8 ; 109.1]
(Nakano et al., 2020)	OpenPose – 5 caméras	Capture de mouvement avec marqueurs	Marche/Saut /Lancer	[4.32 ; 66.8] selon les axes
(Needham et al., 2021)	OpenPose – AlphaPose – DeepLabCut – 5 caméras	Capture de mouvement avec marqueurs	Saut/Marche /Course	[27 ; 32] [30 ; 34] [24 ; 33]
(Vafadar et al., 2021)	Estimation de pose – Estimation de pose raffinée – 4 caméras	Capture de mouvement avec marqueurs – modèle statique EOS	Marche	55.4 21.1
(Torvinen et al., 2024)	DeepLabCut – 2 caméras	Capture de mouvement avec marqueurs	Ski-roue	[24.0 ; 26.6]
(Kanko et al., 2021b)	Theia 3D – 8 caméras	Capture de mouvement avec marqueurs	Marche	21
(Lahkar et al., 2022)	Theia 3D – 10 caméras	Capture de mouvement avec marqueurs	Boxe	(médiane) 23

Tableau 4. Différences moyennes (en °) sur les angles huméro-thoraciques selon la méthode sans marqueurs utilisée, par rapport à une référence. X : Abduction/adduction, Y : rotation interne/externe, Z : Flexion/extension.

Auteurs	Méthode sans marqueurs	Référence	Mouvement	Axe de rotation	Différence moyenne [min ; max]
(Corazza et al., 2006)	Enveloppe visuelle 3D	Modèle virtuel	Marche	X Z	4.0 4.4
(Choppin et al., 2014)	Kinect	Marqueurs	Abduction Flexion	X Z	12.6 10.1
(Schlagenhauf et al., 2018)	Kinect	Marqueurs	Gestes de signalisation	Angle absolu	[3.5 ; 54.1]
(Steinebach et al., 2020)	Kinect – 2 caméras	Goniomètre	Abduction/Flexion	X Z	[3.2 ; 10.0] [10.0 ; 15.0]
(Lahkar et al., 2022)	Theia3D – 10 caméras	Marqueurs	Boxe	X Y Z	[6.3 ; 6.6] [8.1 ; 12] [7.3 ; 10]
(Torvinen et al., 2024)	DeepLabCut – 2 caméras	Marqueurs	Ski-roue	Z	[2.7 ; 3.7]
(Sheng et al., 2024)	OpenPose – 2 caméras	Marqueurs	Abduction	X	[6.3 ; 7.1]

En résumé : La capture de mouvement sans marqueurs à algorithmes génératif résulte des travaux historiques en matière de vision par ordinateur. Ils ont montré des résultats intéressants pour leur époque mais sont aujourd’hui dépassés en termes de précision et de rapidité par les méthodes à algorithmes discriminant. Ces dernières sont composées d’un algorithme d’estimation de poses 2D de points anatomiques, combiné à un système de caméras de profondeur ou multi-caméras standards pour obtenir une représentation 3D. La précision de ses systèmes varie grandement en fonction de l’algorithme, de la configuration matérielle et des paramètres estimés. Les solutions actuelles proposent d’estimer la cinématique corps complet, et leur précision est systématiquement évaluée en comparaison à la capture de mouvement avec marqueurs. Concernant l’épaule, des performances équivalentes à la capture de mouvement avec marqueurs sont obtenues lors des mouvements d’élévation simples pour l’articulation huméro-thoracique. A ce jour, aucun des algorithmes d’estimation de poses ne propose d’estimations compatibles avec la modélisation cinématique détaillée du complexe de l’épaule.

3 Objectif de la thèse

Le complexe de l'épaule est doté d'une anatomie complexe lui conférant une grande mobilité au détriment de sa stabilité, qui est exposée à des altérations, causées par la répétition d'une même tâche motrice, ou à la suite d'exercices intenses ou aigus. Il s'avère ainsi important de pouvoir analyser la cinématique du complexe de l'épaule afin d'identifier, prévenir ou réduire les adaptations motrices délétères. Par conséquent, disposer d'outils d'analyse cinématique permettant d'effectuer un suivi précis, fiable et à moindre coût temporel et matériel est souhaitable. **L'objectif de cette thèse était alors de contribuer au développement des outils d'analyse cinématique du complexe de l'épaule par capture de mouvement avec et sans marqueurs.**

La méthode de capture de mouvement non-invasive la plus couramment utilisée pour le suivi cinématique du complexe de l'épaule est la capture de mouvement par marqueurs cutanés. Cette méthode présente toutefois une précision limitée due à la répercussion des artefacts des tissus mous sur l'estimation de la cinématique du complexe de l'épaule et en particulier la cinématique scapulaire. Des méthodes expérimentales associées à des méthodes numériques ont été développées pour réduire les effets délétères des artefacts des tissus mous, avec notamment l'utilisation de l'optimisation multi-segmentaire couplée à une pondération de poids sur les marqueurs. Afin de tirer parti de ces méthodes au service de l'estimation de la cinématique du complexe de l'épaule et particulièrement de la scapula, **le premier sous-objectif de ce travail de thèse était d'étudier l'influence de l'optimisation du modèle cinématique et du poids des marqueurs de la scapula sur la cinématique scapulaire dans une optimisation multi-segmentaire.** Cette étude est présentée dans le chapitre 4.

Alors que les outils pour améliorer la précision de la capture de mouvement avec marqueurs ont été explorés depuis plusieurs décennies, la capture de mouvement sans marqueurs à partir d'images ou de vidéo est encore en développement et représente une nouvelle opportunité dans la recherche de la méthode de capture de mouvement idéale. Les progrès récents en vision assistée par ordinateur à l'aide d'algorithmes d'apprentissage profond rendent cette méthode prometteuse pour un suivi cinématique à la fois précis, fiable, et nécessitant peu de préparation. Cependant, les outils d'estimation de poses sont à ce jour dédiés à l'estimation du corps complet, n'offrant pas le niveau de détail suffisant à la description de la cinématique du complexe de l'épaule. **Le second sous-objectif de ce travail de thèse était de développer une méthode de capture de mouvement sans marqueurs par algorithme d'apprentissage profond permettant le suivi cinématique du membre supérieur incluant le complexe de l'épaule.** Pour répondre à ce sous-objectif, une première partie a établi le développement d'une méthode d'estimation de poses 2D du membre supérieur et fait l'objet du chapitre 5. Une seconde partie traitant de l'estimation cinématique 3D du membre supérieur par capture de mouvement sans marqueurs, en appliquant la méthode précédemment développée, a été réalisée et est présentée dans le chapitre 6.

4 Cinématique scapulaire par optimisation multi-segmentaire : optimisation du modèle et du poids des marqueurs

Lefebvre, F., Rogowski, I., Long, N., & Blache, Y. (2023). Influence of marker weights optimization on scapular kinematics estimated with a multibody kinematic optimization. Journal of Biomechanics, 159, 111795. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2023.111795>.

Lefebvre, F., Rogowski, I., Long, N., & Blache, Y. Influence of marker weights on scapular kinematics in a multibody kinematic optimization. 27ème Journée Scientifique de l'EDISS. 3 novembre 2022, Lyon, France.

Lefebvre, F., Rogowski, I., Long, N., & Blache, Y. Multibody kinematic optimization of scapular kinematics: the effect of marker weights. 28th Congress of the European Society of Biomechanics. July 9-12, 2023, Maastricht, the Netherlands.

4.1 Introduction

Comme détaillé précédemment (chapitre 2.2.2.2 p.31), les méthodes de capture de mouvement avec marqueurs cutanés sont largement utilisées comme approche non invasive pour estimer la cinématique de l'épaule. Cependant, elles sont influencées par les STA, délétères pour l'estimation de la cinématique et particulièrement pour la scapula (Blache et al., 2017). Des méthodes expérimentales ont par conséquent été développées afin d'améliorer ces estimations, comme l'utilisation de marqueurs techniques moins sujets aux STA, placés sur l'épine scapulaire (Jackson et al., 2012) ou sur l'acromion avec un cluster de marqueurs (Lempereur et al., 2012; van Andel et al., 2009). Néanmoins, ces méthodes expérimentales n'annulent pas totalement les erreurs d'estimation de la cinématique scapulaire (Lempereur et al., 2014), en particulier lors de mouvements d'élévation du bras au-delà de 90°.

Des méthodes numériques ont été associées à ces méthodes expérimentales pour améliorer davantage les estimations de la cinématique de la scapula. Parmi les différentes approches proposées, la MKO présente l'intérêt d'être entièrement ajustable en fonction des individus (Begon et al., 2018a). En particulier, l'utilisation d'une chaîne cinématique en boucle fermée comprenant le plan de glissement scapulo-thoracique a été plébiscitée (Duprey et al., 2017). Outre les contraintes de la chaîne cinématique, la MKO est intéressante car elle permet d'optimiser la pondération appliquée aux marqueurs pour minimiser les composantes de transformation rigide et de déformation individuelle des STA. À notre connaissance, il n'existe à ce jour aucune étude s'étant intéressée à l'influence de la pondération des marqueurs dans la MKO sur l'estimation de la cinématique scapulaire.

L'objectif de cette étude était donc d'évaluer l'influence de l'optimisation des poids appliqués aux marqueurs de la scapula dans une MKO en boucle fermée sur l'estimation de la cinématique scapulaire.

4.1 Matériels et méthodes

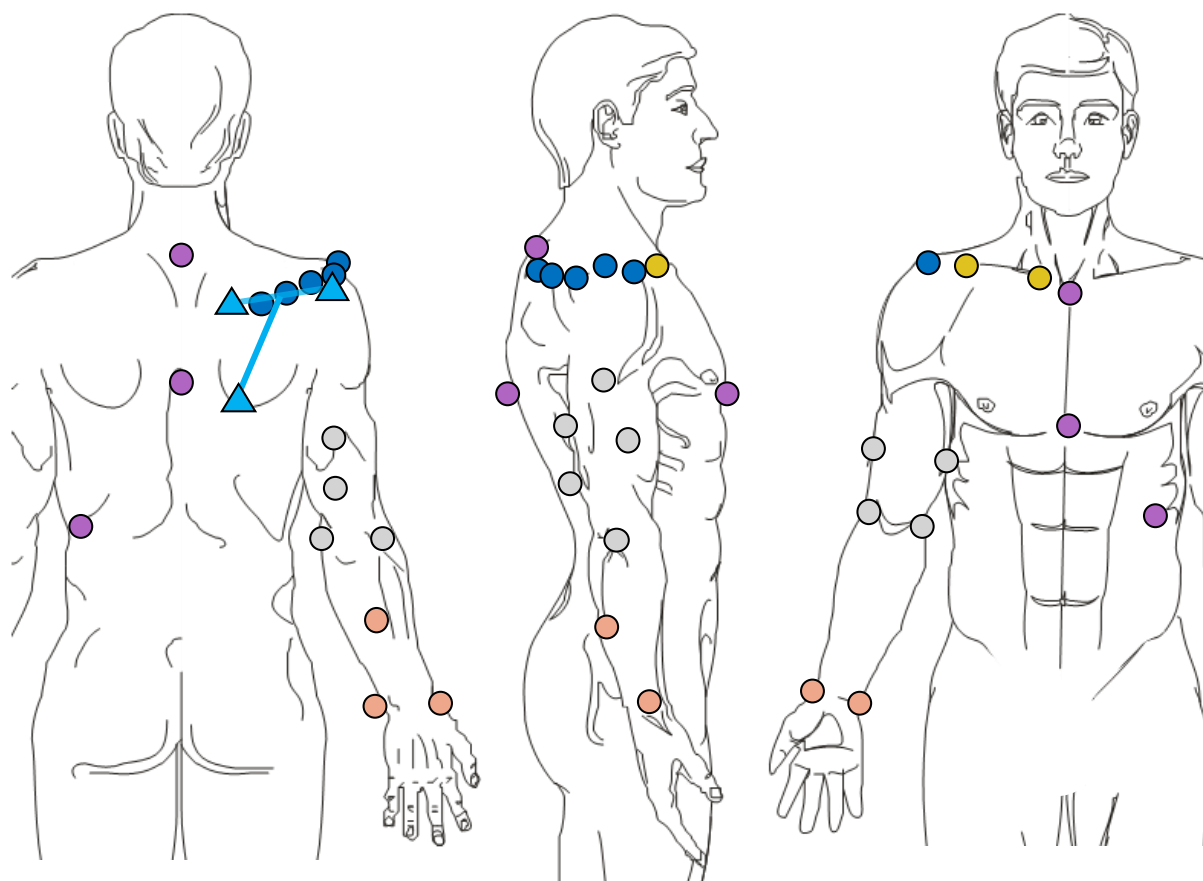
4.1.1 Participants

Quinze volontaires sains (4 femmes et 11 hommes, âge : 26.5 ± 3.5 ans ; taille : 173.7 ± 7.8 cm ; masse : 69.1 ± 10.3 kg) ont participé à cette étude après avoir donné leur consentement éclairé (CER-UdL n°2022-10-13-002). Les participants ont déclaré n'avoir aucun problème d'épaule ou de colonne vertébrale dans les six mois précédant l'expérimentation.

4.1.2 Acquisition des données et procédure

Le scapular locator a été réglé pour correspondre à la taille de la scapula du participant par un examinateur expert (ICC allant de 0.88 à 0.96, et changement minimal détectable pour un niveau de confiance de 90 % de 3.1° à 6.4° ; (Blache et al., 2021)), en palpant la partie postérieure de AA, TS et AI (Shaheen et al., 2011). Ensuite, les participants ont été équipés de 24 marqueurs cutanés rétrofléchissants placés sur le thorax (6), et du côté droit, sur la clavicule (2), la scapula (6), le bras (7) et l'avant-bras (3) (Figure 23). Les trajectoires des marqueurs ont été capturées à l'aide d'un système de capture de mouvement optoélectronique Qualisys (Qualisys AB, Göteborg, Suède) équipé de 10 caméras (Miquis M3) à 200 Hz.


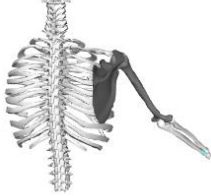
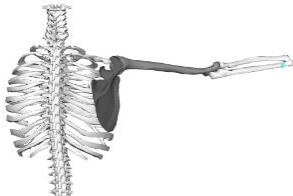

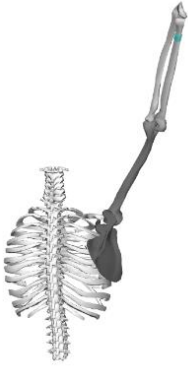





Chaque participant a mimé quatorze mouvements analytiques, de la vie quotidienne ou sportifs, de manière aléatoire. Chacun a été graduellement décomposé en cinq poses statiques du début à la fin du mouvement (Figure 24). Pour chaque pose, le scapula locator a été placé après palpation des trois repères osseux de la scapula par le même examinateur. Les mouvements analytiques étaient des élévations du bras dans les plans sagittal, scapulaire et frontal, en utilisant un guide vertical pour assurer des positions adéquates graduellement réparties de la position de repos à l'élévation maximale du bras, ainsi qu'une rotation interne huméro-thoracique avec le bras en abduction à 0° et 90° . Les mouvements de la vie quotidienne consistaient à mimer l'action de se peigner les cheveux, lever un carton, peindre une ligne droite horizontale, et les mouvements sportifs consistaient à imiter le lancer d'une petite balle, les pompes, l'unilateral seated shot-put test (USSPT) (Degot et al., 2021) et le upper quarter Y-balance test (YBT) dans les directions médiale, inférolatérale et supérolatérale (Gorman et al., 2012). Pour éviter toute fatigue musculaire, les participants pouvaient se reposer aussi longtemps qu'ils le souhaitent entre les poses.






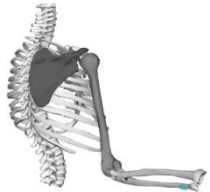
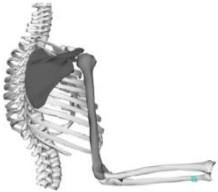
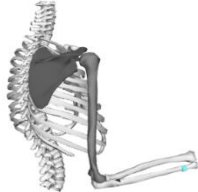

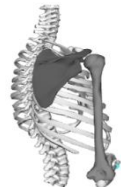


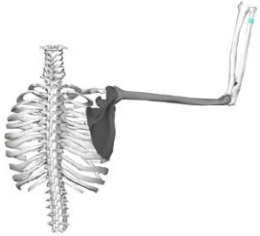
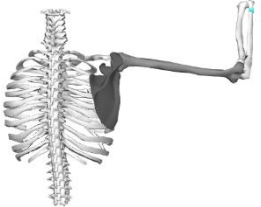
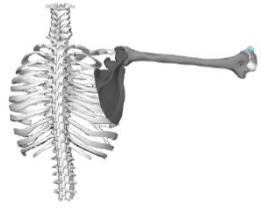
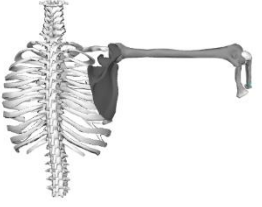
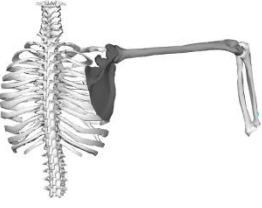
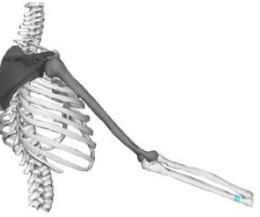


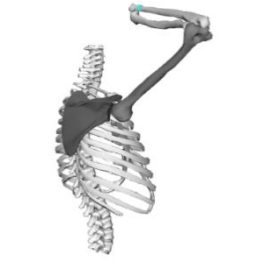

<ul style="list-style-type: none"> ● Ster ● Xiph ● C7 ● T8 ● ThLatAnt ● ThLatPost 	<ul style="list-style-type: none"> ● AcrAnt ● AcrLat ● AcrPost ● SpineLat (75%) ● SpineMid (50%) ● SpineMed (25%) 	<ul style="list-style-type: none"> ● VD ● TriP ● TriD ● EpL ● EpM ● BicL ● BicM
<ul style="list-style-type: none"> ● SC ● AC 	<p>TS ▲ AA</p> <p>AI ▲ Scapula Locator</p>	<ul style="list-style-type: none"> ● ArmAnt ● StyL ● StyM

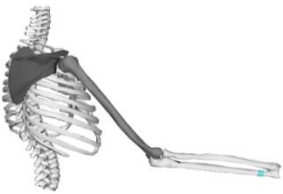
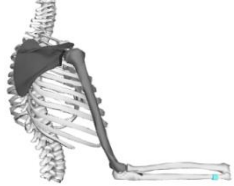
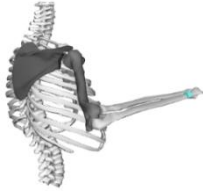





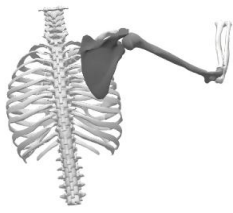
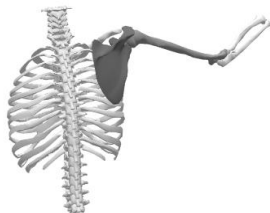
Figure 23. Placement des marqueurs pour le thorax (violet), la clavicule (jaune), la scapula (bleu foncé ; AcrAnt, AcrLat et AcrPost en positions antérieure, latérale et postérieure sur l'acromion respectivement, et SpineMed, SpineMid et SpineLat respectivement à 25 %, 50 % et 75 % de la distance entre AcrPost et TS sur l'épine scapulaire), le bras (gris), l'avant-bras (orange) et le scapula locator (bleu clair ; AA, TS et AI).




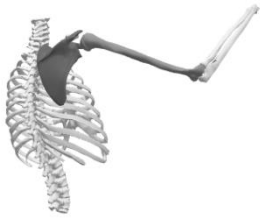
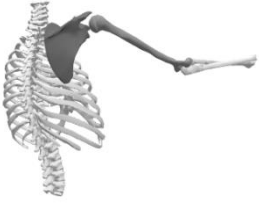



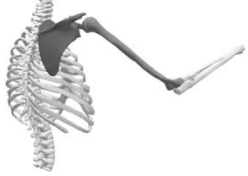

Figure 24 : Description des poses (Pi) adoptées pour chaque mouvement

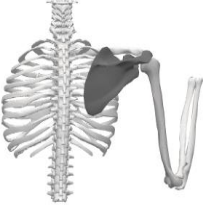
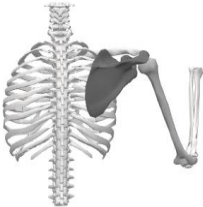







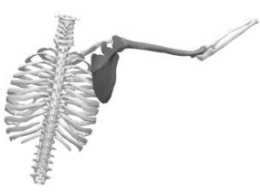
	P1	P2	P3	P4	P5
Abduction	 <p>0° d'élévation huméro-thoracique</p>	 <p>40° d'élévation huméro-thoracique</p>	 <p>80° d'élévation huméro-thoracique</p>	 <p>110° d'élévation huméro-thoracique</p>	 <p>135° d'élévation huméro-thoracique</p>
Scaption	 <p>0° d'élévation huméro-thoracique</p>	 <p>40° d'élévation huméro-thoracique</p>	 <p>80° d'élévation huméro-thoracique</p>	 <p>110° d'élévation huméro-thoracique</p>	 <p>135° d'élévation huméro-thoracique</p>











<p>Flexion</p>	 <p>0° d'élévation huméro-thoracique</p>	 <p>40° d'élévation huméro-thoracique</p>	 <p>80° d'élévation huméro-thoracique</p>	 <p>110° d'élévation huméro-thoracique</p>	 <p>135° d'élévation huméro-thoracique</p>
<p>Rotation 0°</p>	 <p>80° de rotation externe huméro-thoracique</p>	 <p>45° de rotation externe huméro-thoracique</p>	 <p>0° de rotation axiale huméro-thoracique</p>	 <p>45° de rotation interne huméro-thoracique</p>	 <p>80° de rotation interne huméro-thoracique</p>

<p>Rotation 90°</p>	 <p>80° de rotation externe huméro-thoracique</p>	 <p>45° de rotation externe huméro-thoracique</p>	 <p>0° de rotation axiale huméro-thoracique</p>	 <p>45° de rotation interne huméro-thoracique</p>	 <p>80° de rotation interne huméro-thoracique</p>
<p>Peignage de cheveux</p>	 <p>Attraper le peigne au niveau des hanches</p>	 <p>Lever le peigne à hauteur du process xiphoïde</p>	 <p>Lever le peigne au niveau des yeux</p>	 <p>Lever le peigne au niveau du front</p>	 <p>Lever le peigne jusqu'à l'arrière de la tête</p>

<p>Lever de carton</p>	 <p>Attraper le carton à hauteur des hanches</p>	 <p>Lever le carton au niveau du ventre</p>	 <p>Lever le carton à hauteur du process xiphoïde</p>	 <p>Lever le carton à hauteur des yeux</p>	 <p>Poser le carton en avant au niveau des yeux</p>
<p>Peindre</p>	 <p>Positionner le pinceau en face de l'épaule opposée</p>	 <p>Glisser le pinceau en ligne droite horizontale jusqu'à l'autre épaule</p>	 <p>Glisser le pinceau sur une ligne droite horizontale jusqu'à mi-extension</p>	 <p>Glisser le pinceau sur une ligne droite horizontale jusqu'à $\frac{3}{4}$-extension</p>	 <p>Glisser le pinceau sur une ligne droite horizontale au maximum d'extension</p>

<p>Lancer de balle</p>	 <p>Armer le lancer avec le coude et le poignet levés dans le plan sagittal</p>	 <p>Initier le lancer avec en amenant le coude vers l'avant</p>	 <p>Démarrer le lancer en étendant le coude jusqu'à 80° de flexion</p>	 <p>Lancer en étendant le coude jusqu'à 45° de flexion°</p>	 <p>Finir le lancer avec le relâché de balle le coude en extension complète</p>
<p>Pompe</p>	 <p>Bras complètement fléchi et main écartées des épaules</p>	 <p>Extension du bras avec les mains fixes dans le plan frontal (25%)</p>	 <p>Extension du bras avec les mains fixes dans le plan frontal (50%)</p>	 <p>Extension du bras avec les mains fixes dans le plan frontal (75%)</p>	 <p>Extension du bras avec les mains fixes dans le plan frontal (100%)</p>

<p>USSPT</p>	 <p>Bras complètement fléchi main aligné avec l'épaule</p>	 <p>Extension du bras avec la main fixe dans le plan frontal (25%)</p>	 <p>Extension du bras avec la main fixe dans le plan frontal (50%)</p>	 <p>Extension du bras avec la main fixe dans le plan frontal (75%)</p>	 <p>Extension du bras avec la main fixe dans le plan frontal (100%)</p>
<p>YBT médial</p>	 <p>Position initiale du YBT</p>	 <p>Déplacement latéral du curseur médial (25%)</p>	 <p>Déplacement latéral du curseur médial (50%)</p>	 <p>Déplacement latéral du curseur médial (75%)</p>	 <p>Déplacement latéral du curseur médial (100%)</p>

<p>YBT inférolatéral</p>	 <p>Position initiale du YBT</p>	 <p>Déplacement latéral du curseur inférolatéral (25%)</p>	 <p>Déplacement latéral du curseur inférolatéral (50%)</p>	 <p>Déplacement latéral du curseur inférolatéral (75%)</p>	 <p>Déplacement latéral du curseur inférolatéral (100%)</p>
<p>YBT supérolatéral</p>	 <p>Position initiale du YBT</p>	 <p>Déplacement latéral du curseur supérolatéral (25%)</p>	 <p>Déplacement latéral du curseur supérolatéral (50%)</p>	 <p>Déplacement latéral du curseur supérolatéral (75%)</p>	 <p>Déplacement latéral du curseur supérolatéral (100%)</p>

4.1.3 Modèle cinématique

L'analyse cinématique a été réalisée à l'aide de deux modèles OpenSim (Delp et al., 2007). Les dimensions des segments du corps ont été spécifiquement mises à l'échelle avec une déformation uniforme dans toutes les directions. Les positions des marqueurs du modèle ont été adaptées à chaque participant à l'aide de l'outil OpenSim Scale Tool sur la pose anatomique.

Le modèle de référence (modèle REF) était composé des segments thoracique et scapulaire définis comme des solides rigides avec six degrés de liberté. Pour la cinématique inverse, la position de la scapula a été obtenue à partir des trois points anatomiques (AA, TS, AI) du scapula locator, tandis que la position du thorax a été obtenue à l'aide des six marqueurs du thorax.

Pour la MKO, le modèle de Seth et al. (2016) (Figure 25) du membre supérieur à un seul bras a été choisi (modèle MKO), car il comprenait un plan de glissement scapulo-thoracique avec un point de contact de la scapula glissant sur un ellipsoïde et une contrainte de longueur constante de la clavicule. Un ellipsoïde spécifique à chaque participant a été construit à partir de six poses extrêmes choisies dans le panel de mouvements : la pose anatomique, l'abduction maximale, la flexion initiale et maximale, et les extensions maximales supérolatérale et inférolatérale de l'YBT (Blache et al., 2021). Pour garantir la même position et la même orientation du thorax dans les deux modèles, les coordonnées du thorax du modèle REF ont été appliquées au modèle MKO pour chaque pose. La cinématique des autres segments a été estimée à partir des marqueurs cutanés. Pour la scapula en particulier, six marqueurs ont été utilisés au total. Trois ont été placés sur l'acromion et trois pour couvrir les parties médiale, centrale et latérale de l'épine scapulaire. Les poids absolus des marqueurs ont été fixés de manière homogène pour chaque segment, avec une valeur de 20 pour chacun des marqueurs de la scapula, 5 pour chacun des marqueurs de l'humérus et 2 pour chacun des marqueurs de l'avant-bras, ce qui donne des poids absolus par segment de $6 * 20 = 120$ pour la scapula, $7 * 5 = 35$ pour l'humérus et $3 * 2 = 6$ pour l'avant-bras. Ce choix a été fait arbitrairement pour donner beaucoup plus de poids à la scapula (75 %), tout en prenant en compte le positionnement du reste du membre supérieur (21 % et 4 % pour le bras et l'avant-bras respectivement). Un modèle cinématique réduit ne comprenant que les segments du thorax et de la scapula (Figure 25) a également été testé dans une analyse complémentaire, afin d'étudier l'influence de la chaîne cinématique sur l'optimisation de la pondération.

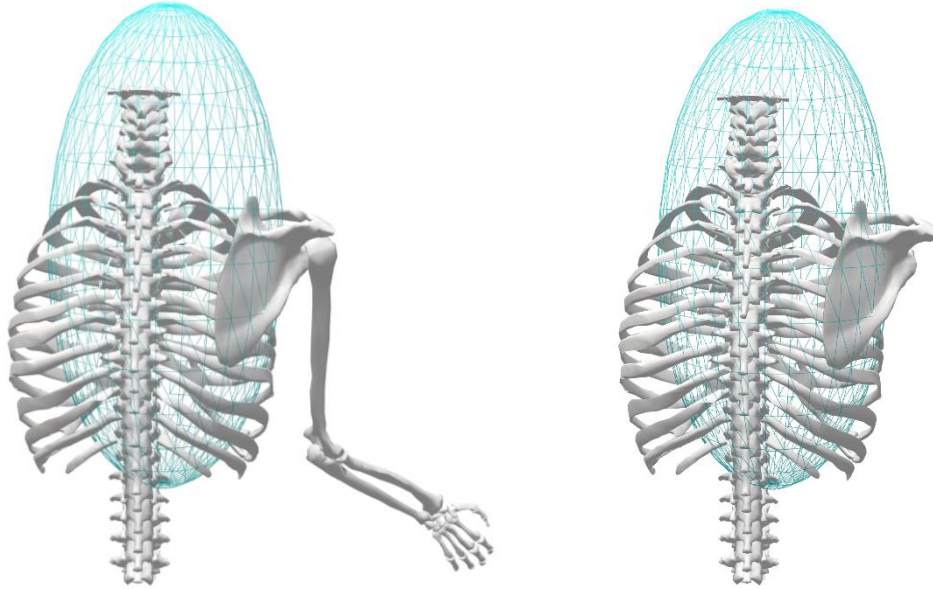


Figure 25. Modèle de Seth et al. (2016) utilisé pour la MKO dans OpenSim, complet (à gauche) et réduit uniquement au thorax et à la scapula (à droite)

4.1.4 Optimisation de la pondération des marqueurs

Les poids des marqueurs de la scapula ont été optimisés individuellement pour chaque mouvement de chaque participant en minimisant la différence entre l'orientation de la scapula calculée avec le modèle MKO et le modèle REF. Pour cela, l'erreur d'orientation évaluée par la norme de Frobenius de la différence entre les matrices de rotation a été choisie comme fonction d'optimisation (Begon et al., 2015) : $(\|{}^{Th}R_{Scap,ST} - {}^{Th}R_{Scap,REF}\|)$ où ${}^{Th}R_{Scap,ST}$ et ${}^{Th}R_{Scap,REF}$ sont les matrices de rotation de la scapula dans le système de coordonnées du thorax obtenues respectivement avec le modèle MKO et le modèle REF. Les poids des marqueurs de la scapula (W) ont été exprimés de telle sorte que $\|W\| = 1$ avec $W = [w_1, \dots, w_6]$ et $0 \leq w_i \leq 1$ et $i = [1, \dots, 6]$ correspondant aux marqueurs cutanés. Ces poids relatifs ont ensuite été multipliés par le poids total de la scapula (i.e. 120) pour garantir une répartition constante entre les segments. Un algorithme à évolution différentielle (Storn and Price, 1997) a été utilisé pour résoudre le problème d'optimisation. Pour éviter les minima locaux, l'optimisation a été exécutée successivement avec une nouvelle population initiale aléatoire jusqu'à ce que la même valeur de performance soit obtenue deux fois.

4.1.5 Analyse des données

Afin de décrire la différence d'orientation de la scapula entre le modèle MKO et le modèle REF, l'angle de l'axe hélicoïdal entre l'orientation scapulo-thoracique obtenue par les deux modèles a été calculé (Eq. 1) :

$$\bar{\theta} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T=5} \cos^{-1} \left(\frac{\text{trace} \left({}^{Th}R_{Scap,ST}^{-1}(t) \cdot {}^{Th}R_{Scap,REF}(t) \right) - 1}{2} \right), \quad \text{Eq. 1}$$

Avec $\bar{\theta}$, la moyenne des différences d'orientation de la scapula pour les 5 poses du mouvement.

Le pourcentage d'amélioration (ROI) de l'optimisation des poids des marqueurs de la scapula a également été calculé (Eq.2) :

$$ROI = \frac{\bar{\theta}_{\text{optimisé}} - \bar{\theta}_{\text{homogène}}}{\bar{\theta}_{\text{homogène}}}, \quad \text{Eq. 2}$$

Un ROI négatif indique que la différence d'orientation de la scapula est réduite par la pondération optimisée par rapport à celle obtenue avec des poids homogènes (i.e., 20 sur chaque marqueur de la scapula).

Pour étudier la spécificité des poids par rapport au participant, le jeu de poids optimisé d'un mouvement donné d'un participant a été appliqué au même mouvement des autres participants. Pour étudier la spécificité des poids par rapport au mouvement, le jeu de poids optimisé de chaque mouvement d'un participant a été appliqué à tous les autres mouvements du même participant. Enfin, pour tenter de trouver des jeux de poids communs, tous les jeux de poids optimisés ont été moyennés par mouvement et globalement. Les jeux de poids moyens obtenus pour les mouvements ont été appliqués à leurs essais respectifs pour tous les participants. De même, le jeu de poids moyen global a été appliqué à tous les mouvements de tous les participants.

4.1.6 Analyse statistique

Un modèle linéaire à effets mixtes a été utilisé pour évaluer l'effet fixe de la *procédure de pondération (homogène vs optimisée individuellement vs moyenne globale vs moyenne par mouvement)* sur la différence d'orientation de la scapula, calculée sur chaque mouvement de chaque participant. Les participants ont été considérés comme l'effet aléatoire. Le niveau de signification a été fixé à $p \leq 0.05$. La linéarité, l'homoscédasticité et la normalité des résidus ont été contrôlées graphiquement. Enfin, en cas d'effet significatif de la procédure de pondération sur la différence d'orientation scapulaire moyenne, des tests post-hoc de Tukey ont été effectués. Les tailles d'effet de Cohen ont également été calculées (faible ≈ 0.2 , moyen ≈ 0.5 , fort ≈ 0.8) (Cohen, 1988). Toutes les analyses ont été effectuées à l'aide des fonctions lme4 de R 3.6 (R Foundation for Statistical Computing, Vienne, Autriche).

4.2 Résultats

L'optimisation du jeu de poids pour chaque mouvement de chaque participant a réduit la différence d'orientation de la scapula par rapport à la pondération homogène (de $-1.2 \pm 0.7^\circ$ de différence

d'orientation pour la rotation interne huméro-thoracique avec le bras à 0° d'élévation à $-11.8 \pm 34.8^\circ$ de différence d'orientation pour la scapulation en moyenne). Si l'on s'intéresse à la spécificité au participant des jeux de poids optimisés, la différence d'orientation était généralement plus importante par rapport aux poids homogènes avec une différence moyenne allant de $-1.1 \pm 7.9^\circ$ à $+5.0 \pm 17.5^\circ$ (Tableau 5).

En ce qui concerne la spécificité aux mouvements (Tableau 6), la différence d'orientation variait de $-10.4 \pm 25.0^\circ$ à $34.5 \pm 53.5^\circ$ par rapport aux poids homogènes, avec une moyenne de $0.5 \pm 6.5^\circ$. Seuls deux des quatorze mouvements ont présenté une réduction moyenne de la différence d'orientation, à savoir le lever de carton et le geste de peinture, avec une amélioration de $-1.7 \pm 3.4^\circ$ et de $-2.0 \pm 3.2^\circ$, respectivement.

Les jeux de poids optimisés moyen global et moyennés par mouvement sont présentés dans les Figure 27, Figure 28 et Figure 29. Les poids moyens des marqueurs de la scapula vont de 0.05 ± 0.14 à 0.32 ± 0.32 . Parmi les 210 jeux de pondération optimisés, 205 contenaient au moins un poids inférieur à 0.01, mais sans tendance pour un marqueur spécifique. Le modèle linéaire à effets mixtes a révélé un effet de la *procédure de pondération* ($\chi^2(822) = 7.59$, $p = 0,0001$) sur la différence d'orientation de la scapula. Aucune différence significative sur la différence d'orientation n'a été observée entre les procédures *optimisées individuellement* et les procédures avec poids *moyennés par mouvement* ($p = 0.47$, $d = 0.26$; $\bar{\theta} = 14.6 \pm 5.5^\circ$ et $16.2 \pm 6.1^\circ$ respectivement). Les deux procédures susmentionnées entraînaient une différence d'orientation scapulaire significativement plus faible par rapport au jeu de poids *moyen global* ($p = [< 0.001 ; 0.02]$, $d = [0.36 ; 0.24]$, $\bar{\theta} = 19.2 \pm 17.0^\circ$). Enfin, la différence d'orientation de la scapula était significativement plus élevée avec des poids *homogènes* qu'avec un jeu de poids *optimisé individuellement* ($p = 0.003$; $d = 0.35$; $\bar{\theta} = 18.3 \pm 13.5^\circ$).

Tableau 5. Moyenne (\pm écart-type) du pourcentage d'amélioration (ROI) lorsque le jeu de poids optimisés pour un mouvement d'un participant (W_{Si}) est appliqué au même mouvement de chaque participant (S_i) avec $i=[1, \dots, 15]$.

%	W_{S1}	W_{S2}	W_{S3}	W_{S4}	W_{S5}	W_{S6}	W_{S7}	W_{S8}	W_{S9}	W_{S10}	W_{S11}	W_{S12}	W_{S13}	W_{S14}	W_{S15}
S1	-7±5	8±11	8±11	4±13	66±139	20±20	24±61	53±188	5±16	2±6	14±19	6±5	8±19	0±5	29±32
S2	-2±20	-13±16	-4±20	14±83	40±94	3±29	-3±19	-5±20	19±86	-4±18	8±40	-3±18	-6±19	-3±19	15±69
S3	8±16	13±20	-14±6	39±157	37±71	25±32	8±31	40±141	10±31	-2±7	24±34	15±17	13±25	2±8	20±45
S4	49±150	17±27	7±28	-6±4	71±108	39±41	18±26	9±15	17±55	23±86	49±73	22±20	16±39	12±40	32±65
S5	20±54	2±9	5±33	-1±3	-12±4	-1±11	-8±4	3±15	5±16	-2±5	6±13	20±88	2±14	3±6	11±31
S6	17±26	10±26	71±243	2±22	18±68	-12±6	-5±8	5±14	73±156	1±14	24±43	2±16	19±67	18±45	4±24
S7	37±94	16±21	4±34	1±7	36±112	-4±23	-24±11	7±22	29±104	-10±7	15±38	-16±14	-2±12	7±9	7±56
S8	55±193	63±175	6±16	5±17	20±72	14±31	2±6	-9±8	5±12	3±8	13±24	2±11	95±233	34±90	23±42
S9	1±35	4±13	7±38	51±208	9±41	15±41	-3±23	20±73	-13±23	-7±22	0±23	-1±25	50±209	-6±22	10±38
S10	44±71	56±70	26±53	10±27	76±127	64±67	6±33	26±54	58±214	-28±18	111±16 5	41±52	28±55	21±33	63±72
S11	42±88	22±31	34±28	23±28	16±23	8±23	15±32	12±31	36±67	31±39	-22±14	-1±18	14±25	41±98	14±32
S12	4±10	4±11	9±12	8±5	19±48	7±22	8±45	0±12	18±57	2±13	22±38	-17±9	7±18	12±7	0±23
S13	50±167	2±16	-1±11	70±199	42±93	27±76	47±122	64±234	48±120	38±157	36±51	85±183	-13±10	1±13	46±85
S14	5±11	6±9	5±7	3±6	11±19	7±8	4±8	6±10	5±7	3±4	9±12	8±9	1±5	-6±4	14±22
S15	15±44	1±29	-7±26	-10±23	63±236	-17±24	-6±45	-6±26	22±88	-17±23	5±46	-16±27	-10±27	9±37	-29±25
Moyenne	22±21	14±20	10±20	14±22	34±26	13±21	5±16	15±22	22±23	2±17	21±30	10±26	15±27	10±14	17±21

Tableau 6. Moyenne (\pm écart-type) du pourcentage d'amélioration (ROI) lorsque le jeu de poids optimisés pour le mouvement d'un participant (W_M1) est appliqué à tous les mouvements du même participant (Si), avec $i=[1, \dots, 15]$. Les mouvements sont dans l'ordre de 1 à 14 : abduction, lancer de balle, lever de boîte, flexion, peignage, peinture, pompe, rotation interne huméro-thoracique avec bras à 0° puis 90°, scaption, USSPT, YBT médial, YBT inférolatéral et YBT supérolatéral.

%	W_M1	W_M2	W_M3	W_M4	W_M5	W_M6	W_M7	W_M8	W_M9	W_M10	W_M11	W_M12	W_M13	W_M14
S1	1±6	7±20	11±25	6±20	1±5	-1±5	54±66	21±15	4±12	0±5	10±24	1±1	58±67	11±22
S2	-6±18	-6±18	-5±20	-8±17	-3±18	-5±20	-9±18	28±33	2±19	-4±19	-9±17	-2±20	57±234	-6±18
S3	-6±6	-8±6	-8±7	-2±10	42±154	-7±6	11±21	16±25	3±11	-2±7	82±110	34±157	-7±7	10±37
S4	-3±6	7±34	-4±5	-3±3	-2±2	-3±5	51±142	146±55	-1±4	-3±6	-2±8	-2±8	8±8	-3±3
S5	-6±5	-7±4	-6±6	-2±12	-8±5	-3±9	-8±5	15±36	-1±7	-4±6	19±39	6±24	100±89	-2±11
S6	20±91	-1±9	-1±15	-4±12	52±129	-2±11	63±254	99±266	5±12	79±288	24±107	-4±14	24±86	95±301
S7	-15±7	-20±8	-22±11	-13±16	-19±8	-22±12	-21±13	-20±10	-17±15	-9±39	-22±12	13±122	-18±14	-14±14
S8	34±100	-1±5	-1±12	1±11	-1±10	-1±12	-3±9	9±20	174±24 9	0±9	48±187	1±10	20±41	11±19
S9	-8±22	-5±23	1±38	0±36	-4±8	-3±23	-6±22	-2±24	-5±22	60±219	-8±22	-7±22	1±36	-6±22
S10	-3±38	-8±35	7±94	-19±21	-8±33	12±87	145±32 7	6±51	-7±23	0±46	-14±16	-10±33	12±67	11±20
S11	309±62 6	102±34 8	-8±16	15±41	20±52	15±22	7±34	48±50	53±79	14±34	-7±17	-6±14	2±21	25±55
S12	-9±10	-15±7	-11±9	-16±8	-1±21	-15±9	-15±8	15±41	-12±7	-16±8	-16±8	-16±8	-16±9	-10±13
S13	-4±9	-2±7	-3±6	83±163	1±22	0±7	-3±5	26±102	-3±8	41±175	49±127	27±103	39±37	2±9
S14	-2±5	-1±3	21±24	76±250	-2±6	-1±2	-1±2	19±16	0±6	-2±5	89±229	6±9	8±10	0±3
S15	25±68	-22±23	-24±24	-21±26	62±98	-26±26	-23±24	57±68	61±81	-18±22	-25±24	-27±26	9±127	-26±26
Moyenne	22±158	1±87	-3±22	6±69	9±49	-4±21	16±100	32±63	17±64	9±91	15±72	1±48	20±61	7±74

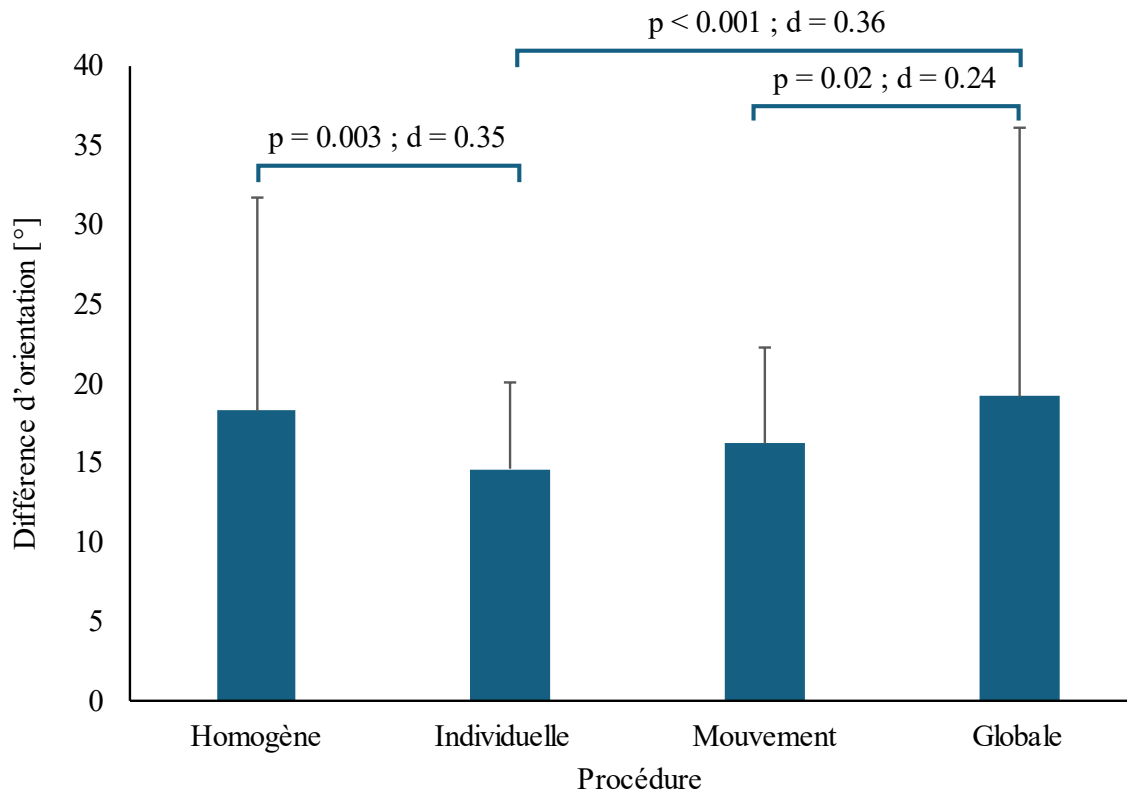


Figure 26. Moyenne (\pm écart-type) de la différence d'orientation en fonction de la méthode de pondération : homogène, optimisée individuellement, moyenne par mouvement, moyenne globale.

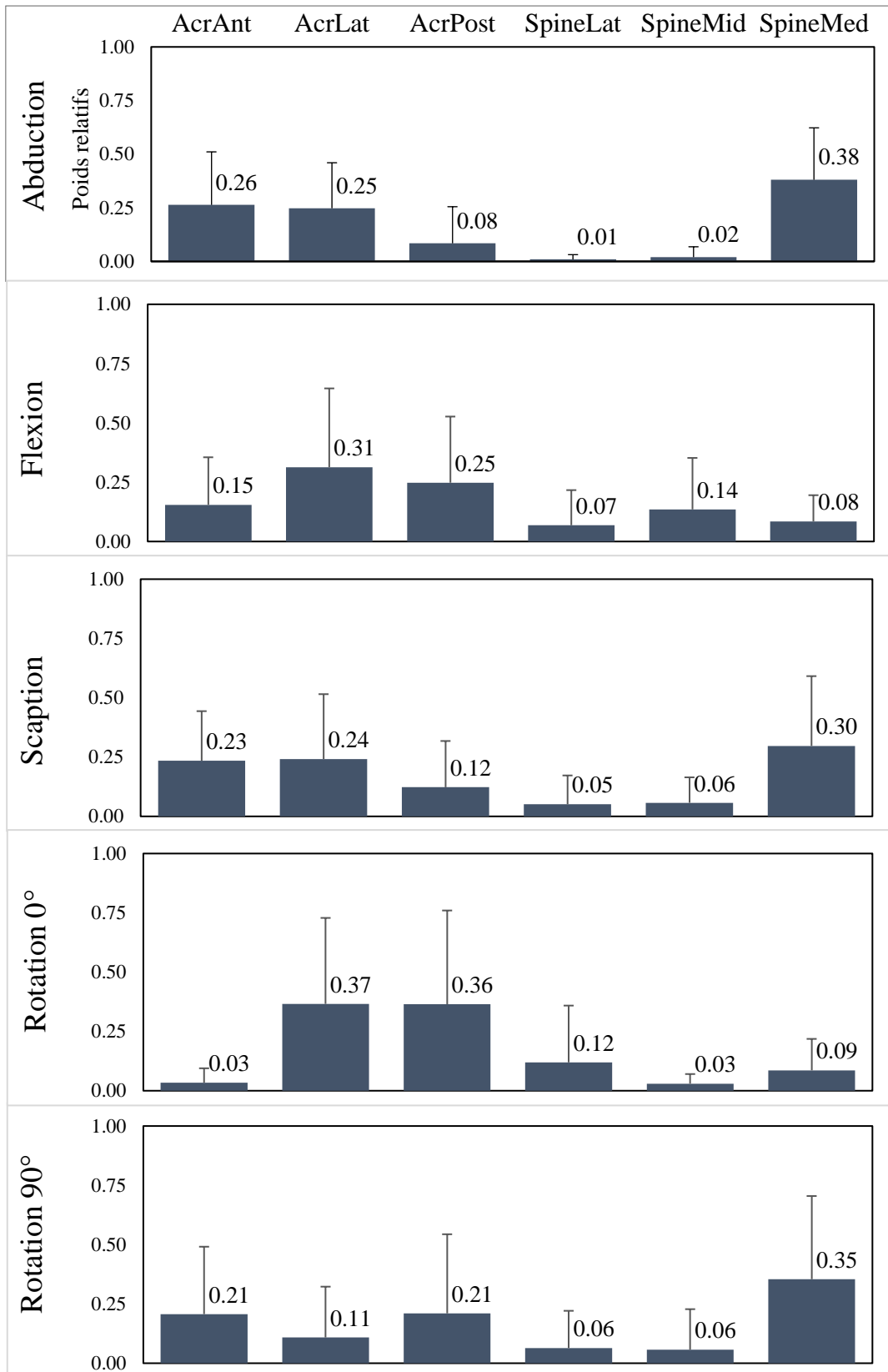


Figure 27. Moyenne (\pm écart-type) des poids optimisés relatifs des marqueurs de la scapula pour chaque mouvement (de haut en bas : abduction, scaption, flexion, rotation interne huméro-thoracique avec bras à 0° puis 90°).

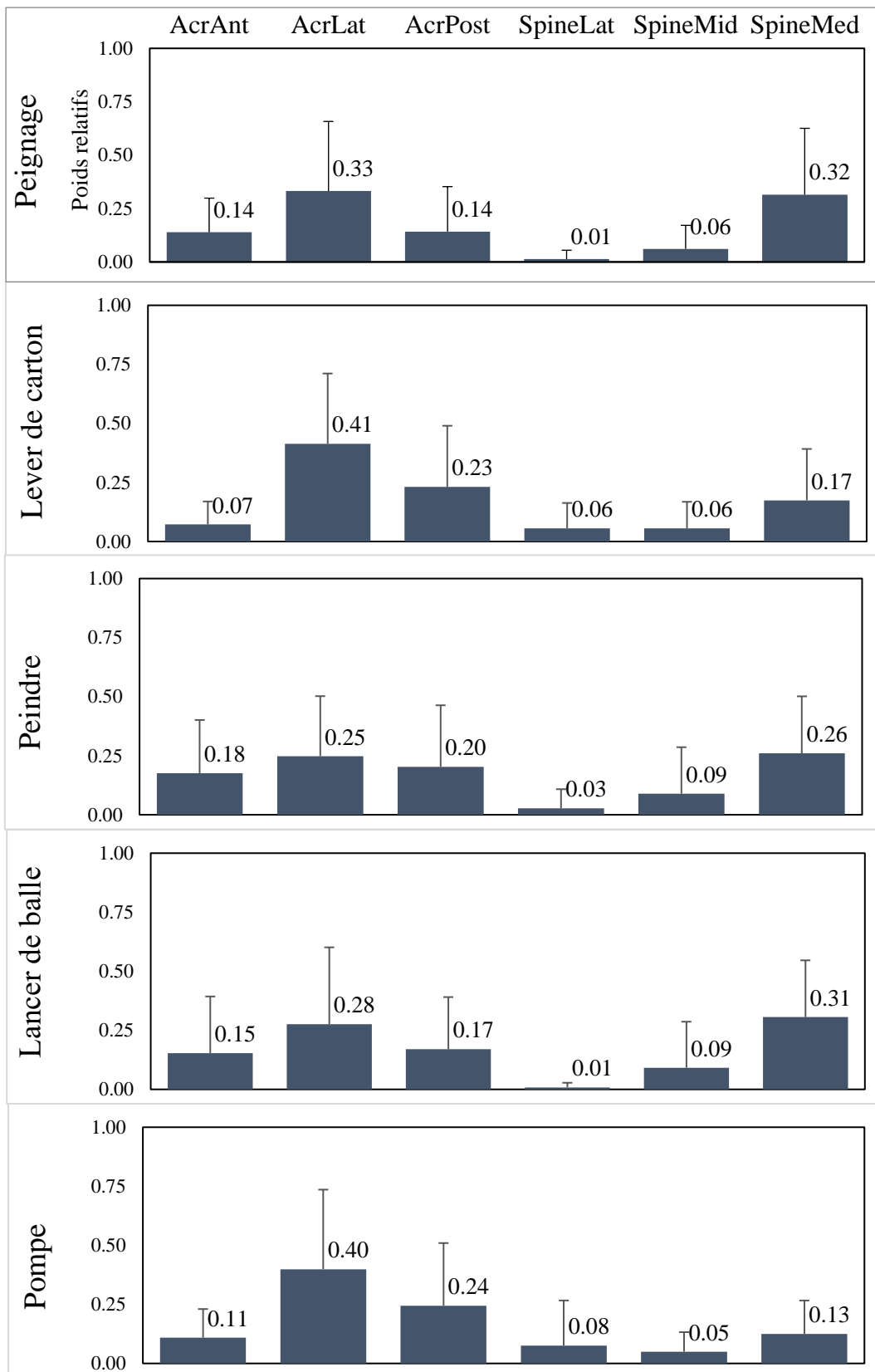


Figure 28. Moyenne (\pm écart-type) des poids optimisés relatifs des marqueurs de la scapula pour chaque mouvement (de haut en bas : peignage, lever de carton, peinture, lancer de balle, pompe).

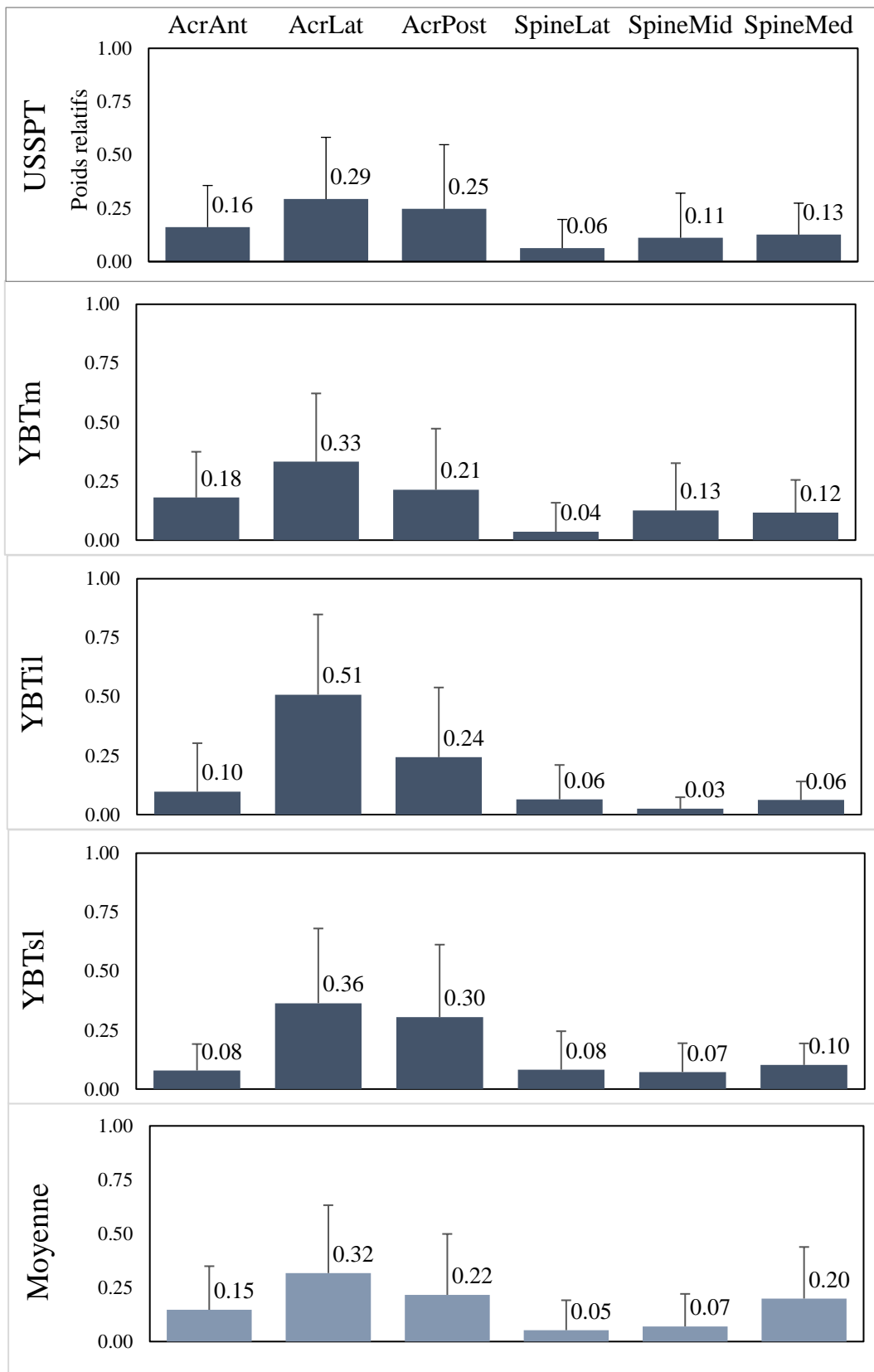


Figure 29. Moyenne (\pm écart-type) des poids optimisés relatifs des marqueurs de la scapula pour chaque mouvement (de haut en bas : USSPT, YBT médial, YBT inférolatéral, YBT supérolatéral) et en moyenne pour tous les mouvements.

L'analyse complémentaire comportant le modèle MKO réduit présente des résultats similaires à ceux obtenus avec le modèle complet. L'optimisation du jeu de poids pour chaque mouvement de chaque participant a réduit la différence d'orientation de la scapula par rapport à la pondération homogène (de $-1.3 \pm 0.7^\circ$ de différence d'orientation pour la rotation interne huméro-thoracique avec le bras à 0° d'élévation à $-4.2 \pm 2.5^\circ$ de différence d'orientation pour le YBT supérolatéral en moyenne). L'utilisation de jeux de poids spécifiques aux participants (Tableau 7) et aux mouvements (Tableau 8) n'a montré aucune amélioration.

Les jeux de poids optimisés moyen global sont présentés sur la Figure 30. Les poids moyens des marqueurs de la scapula vont de 0.05 ± 0.16 à 0.34 ± 0.38 . Le modèle linéaire à effets mixtes a révélé un effet de la *procédure de pondération* ($\chi^2(822) = 11.8, p < 0.0001$) sur la différence d'orientation de la scapula. Dans cette configuration réduite, seule la *procédure de pondération optimisée individuellement* ($\bar{\theta} = 14.0 \pm 5.7^\circ$) présente une amélioration significative ($p < 0.0001$) de la différence d'orientation par rapport aux poids *homogènes* ($d = 0.37 ; \bar{\theta} = 16.2 \pm 6.0^\circ$), au jeu de poids *moyen global* ($d = 0.34, \bar{\theta} = 16.0 \pm 6.0^\circ$), et aux jeux de poids *moyens par mouvement* ($d = 0.04, \bar{\theta} = 16.0 \pm 5.9^\circ$).

Tableau 7. Moyenne (\pm écart-type) du pourcentage d'amélioration (ROI) lorsque le jeu de poids optimisés pour un mouvement d'un participant (W_Si) est appliqué au même mouvement de chaque participant (Si) avec $i=[1, \dots, 15]$ pour le modèle MKO réduit.

%	W_S1	W_S2	W_S3	W_S4	W_S5	W_S6	W_S7	W_S8	W_S9	W_S10	W_S11	W_S12	W_S13	W_S14	W_S15
S1	-8±4	2±6	4±12	2±9	83±180	7±12	8±25	2±9	53±127	7±11	15±25	8±24	8±12	1±4	20±32
S2	12±26	-10±3	-4±5	-3±11	133±163	23±47	5±11	-1±13	64±129	26±60	66±105	10±11	1±19	6±19	29±30
S3	66±105	51±71	-16±7	-2±18	166±204	55±80	26±38	16±75	102±201	47±123	114±142	49±63	22±49	79±190	67±35
S4	78±107	85±115	7±17	-5±3	166±186	86±96	44±47	25±58	92±166	47±104	148±158	55±42	16±25	20±34	117±58
S5	-1±6	2±10	-4±4	-4±4	-11±3	-2±8	-7±4	-5±4	48±99	4±10	18±51	0±11	4±9	2±8	2±11
S6	35±32	26±45	7±17	3±12	173±259	-13±7	7±19	12±15	105±181	14±66	87±91	5±9	6±24	55±131	7±21
S7	40±60	48±55	15±20	7±10	230±270	148±179	-23±11	12±14	181±260	57±174	149±228	-6±27	9±24	18±30	85±130
S8	37±61	32±60	-2±18	-5±9	169±269	17±31	16±28	-15±9	48±114	61±197	84±160	30±31	29±73	56±187	36±37
S9	19±18	33±35	8±9	8±10	21±15	14±18	7±7	13±11	-6±3	6±10	24±24	7±13	17±29	19±41	26±24
S10	131±208	181±229	28±34	24±28	273±353	91±158	38±55	49±60	124±223	-12±7	214±201	54±77	80±271	83±130	76±102
S11	36±130	56±88	38±39	7±22	26±70	22±42	45±185	4±24	78±182	26±22	-29±12	9±38	48±39	138±355	2±23
S12	28±40	46±85	13±13	9±33	93±121	24±38	33±77	3±13	52±81	25±70	53±56	-17±9	46±75	17±14	94±76
S13	33±54	27±69	-2±15	1±13	132±160	46±64	26±37	4±20	96±150	30±93	93±122	33±30	-16±10	11±40	84±62
S14	14±39	8±13	8±23	3±10	59±65	33±45	26±29	4±11	39±66	13±38	36±59	29±28	6±17	-8±4	36±31
S15	19±19	15±22	2±9	2±9	102±190	-10±14	-1±11	6±10	66±136	-3±14	45±63	-7±13	5±22	17±24	-22±16
Moyenne	36±35	40±46	7±13	3±7	121±79	36±44	17±20	9±15	76±44	23±22	74±63	17±23	19±24	34±40	44±41

Tableau 8. Moyenne (\pm écart-type) du pourcentage d'amélioration (ROI) lorsque le jeu de poids optimisés pour le mouvement d'un participant (W_M1) est appliqué à tous les mouvements du même participant (Si), avec $i=[1, \dots, 15]$ pour le modèle MKO réduit. Les mouvements sont dans l'ordre de 1 à 14 : abduction, lancer de balle, lever de boîte, flexion, peignage, peinture, pompe, rotation interne huméro-thoracique avec bras à 0° puis 90°, scaption, USSPT, YBT médial, YBT inférolatéral et YBT supérolatéral.

%	W_M1	W_M2	W_M3	W_M4	W_M5	W_M6	W_M7	W_M8	W_M9	W_M10	W_M11	W_M12	W_M13	W_M14
S1	2±7	11±27	0±8	3±7	3±6	-2±3	16±30	15±21	-2±4	4±9	12±29	15±17	10±13	-2±2
S2	-1±7	1±9	11±14	-7±4	3±3	-7±4	-5±5	106±12 7	3±11	-1±8	-5±4	-2±9	-7±4	-6±5
S3	65±191	0±20	-1±29	-6±18	-7±18	-6±20	31±42	5±25	2±26	0±14	41±46	10±43	-8±11	-8±12
S4	3±7	0±3	6±7	-1±2	4±8	1±5	27±26	224±85	22±23	0±2	1±4	31±113	2±4	1±5
S5	-4±6	-8±6	-8±6	-8±6	2±18	-8±6	44±43	6±22	76±81	-3±8	11±27	144±89	47±63	26±31
S6	3±48	2±15	36±63	-4±11	29±61	22±86	52±92	47±48	55±59	-5±9	3±35	68±131	4±50	-2±12
S7	-18±13	-18±13	7±63	129±17 7	77±138	-2±50	24±101	15±14	-16±9	34±103	67±147	34±114	-18±13	-10±22
S8	23±59	-1±19	-6±5	-7±9	18±91	-6±5	-7±9	108±11 2	1±8	-6±11	-6±9	-1±10	12±26	-1±12
S9	1±3	0±3	-1±4	-2±4	-1±4	5±8	35±26	26±21	2±7	2±5	2±7	-3±1	11±15	-3±2
S10	-4±6	21±62	24±68	0±10	1±14	1±15	10±42	33±109	347±24 8	22±62	217±19 8	-1±10	4±18	-3±8
S11	15±14	-5±24	4±23	-17±14	4±42	23±34	25±63	7±36	64±67	20±17	-7±19	-11±13	-11±14	-9±13
S12	28±72	10±53	47±81	51±83	51±75	-14±9	38±70	140±91	-4±16	13±62	28±73	-11±10	-11±10	-6±15
S13	-7±14	-8±13	-5±10	19±28	-4±18	-6±20	-4±12	249±23 9	21±60	-1±35	33±141	11±26	1±7	-10±12
S14	2±10	2±5	-4±6	-1±7	-2±4	0±4	16±18	6±11	-3±7	-2±7	3±7	5±6	8±10	101±35 7
S15	68±136	-3±38	-5±41	3±61	16±72	5±50	110±16 7	75±59	109±17 5	63±134	14±69	-7±34	-11±21	-18±17
Moyenne	12±56	0±18	7±27	10±47	13±40	0±24	27±44	71±62	45±70	9±40	28±61	19±46	2±17	3±89

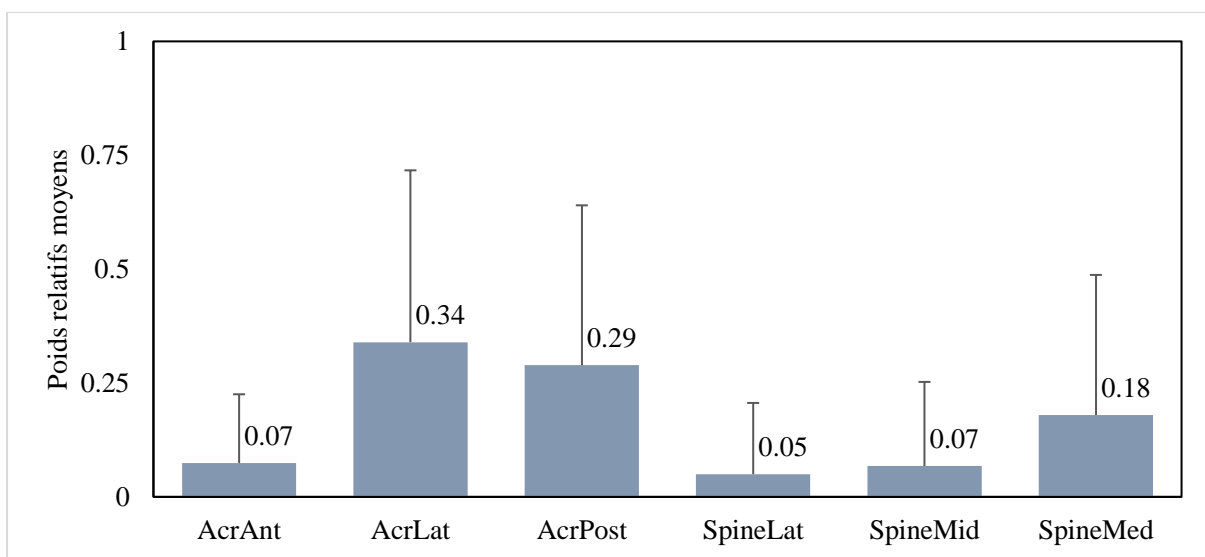


Figure 30. Moyenne (\pm écart-type) des poids optimisés relatifs des marqueurs de la scapula en moyenne pour tous les mouvements pour le modèle MKO réduit.

4.3 Discussion

Cette étude a mis en évidence, premièrement que la redondance des marqueurs, à savoir l'utilisation de plus de trois marqueurs sur la scapula, est recommandée pour les estimations de la cinématique scapulaire par MKO ; deuxièmement que les poids optimaux sont à la fois spécifiques au participant et au mouvement ; et troisièmement que les jeux de poids moyens par mouvement pourraient néanmoins améliorer les estimations de la cinématique scapulaire par MKO.

L'emplacement des marqueurs sur la scapula a déjà fait l'objet de discussions, avec une préférence pour l'acromion (Brochard et al., 2011; van Andel et al., 2009) ou le bord latéral de l'épine scapulaire (Jackson et al., 2012). En outre, le nombre de marqueurs est souvent limité à trois ou quatre marqueurs pour des raisons de commodité expérimentale (Naaïm et al., 2017; Šenk and Chèze, 2010; Seth et al., 2016). Nos résultats sur le jeu de poids optimisés moyen ont confirmé l'importance de l'acromion, mais il est intéressant de noter que le bord médial devrait également être pris en compte, même s'il est sujet aux STA (Matsui et al., 2006). Également, la variabilité des jeux de poids optimisés a mis en évidence la pertinence de l'utilisation de marqueurs cutanés individuels au lieu d'un groupe de marqueurs comme cela est parfois suggéré pour l'acromion. Par conséquent, l'utilisation de six marqueurs depuis l'acromion antérieur jusqu'au bord médial de l'épine scapulaire permet d'apporter des informations nécessaires à l'estimation de la cinématique scapulaire.

Il est considéré que la variation du poids des marqueurs lors de la MKO permet de gérer l'hétérogénéité des STA le long d'un même segment (Matsui et al., 2006; Yoshida et al., 2022). De même que pour la spécificité des STA aux individus (Blache et al., 2017), les jeux de poids optimisés de la scapula varient selon les participants, ce qui donne une meilleure précision que les précédentes études utilisant une MKO en boucle fermée sans optimisation des poids ($14.6 \pm 3.7^\circ$ dans notre étude contre $17.4 \pm 8.3^\circ$ (Michaud et al., 2017)). Cette variabilité peut être influencée par de multiples facteurs tels que l'indice de masse corporelle (Clément et al., 2018) ou le sexe (Gao and Zheng, 2008). Cependant, la faisabilité pratique de l'optimisation des poids des marqueurs spécifiques aux participants est limitée en raison des coûts expérimentaux et numériques élevés. Par conséquent, les poids optimisés attribués à un participant ne peuvent pas être appliqués à l'ensemble de la cohorte.

Pour minimiser les coûts associés aux expériences et aux calculs numériques, des jeux de poids homogènes sont généralement utilisés indépendamment du mouvement ou du participant (Seth et al., 2016). En considérant un large ensemble de mouvements, nos résultats n'ont pas permis de mettre en évidence un jeu de poids global plus performant que l'utilisation de poids homogènes. Cependant, l'utilisation de jeux de poids optimisés par mouvement semble prometteuse pour améliorer les estimations de la cinématique scapulaire. En pratique, les jeux de poids moyens spécifiques à chaque mouvement pourraient servir de référence pour l'estimation de la cinématique scapulaire lorsque qu'un même mouvement est étudié. Néanmoins, nos résultats doivent être pris avec précaution en raison de la

taille limitée de l'échantillon. D'autres études impliquant un plus grand nombre de participants sont nécessaires pour affiner les jeux de poids optimisés pour chaque mouvement.

Cette étude présente certaines limites. Tout d'abord, l'utilisation d'un scapula locator comme méthode de référence peut être discutée car elle est soumise à la précision de la palpation et nécessite des poses statiques. Les angles scapulaires mesurés à l'aide du scapula locator ont néanmoins montré une fiabilité bonne à excellente et sont similaires à ceux obtenus à l'aide de tiges intracorticales (Ludewig et al., 2009). Deuxièmement, les résultats de l'optimisation des jeux de poids peuvent dépendre du modèle cinématique et ne peuvent pas être étendus à d'autres modèles. Enfin, aucun participant souffrant d'une pathologie de l'épaule n'a été inclus dans cette étude. De futures travaux incluant une population plus large et plus diversifiée sont nécessaires pour généraliser les résultats actuels et, en particulier, mieux déterminer les jeux de poids moyens par mouvement.

En conclusion, les résultats de cette étude soutiennent l'utilisation d'un ensemble de marqueurs situés entre l'acromion et le bord médial de l'épine de la scapula pour l'estimation de la cinématique scapulaire. Si l'utilisation de marqueurs en redondance avec des poids homogènes est recommandée, l'approche d'une pondération spécifique aux mouvements est prometteuse pour améliorer les estimations cinématiques de la scapula à l'aide de la MKO.

Les travaux de ce chapitre ont confirmé les limites des méthodes de capture de mouvement avec marqueurs, et ne permettent pas de répondre pleinement au besoin d'un outil précis et utilisable en routine. La revue de littérature a soulevé le potentiel mais aussi le manque de la capture de mouvement sans marqueurs pour l'estimation de la cinématique du complexe de l'épaule. Comblant ce manque constituait le second sous-objectif de ce travail de thèse. La première partie de cet objectif consistant à développer une méthode d'estimation de poses 2D pour l'épaule et le membre supérieur est présentée dans le chapitre suivant.

5 Développement d'un algorithme d'apprentissage profond pour l'estimation de poses 2D de points anatomiques de l'épaule et du membre supérieur.

Lefebvre, F., Rogowski, I., Long, N., & Blache, Y. Précision de l'identification sans marqueur 2D de repères anatomiques du membre supérieur à l'aide de DeepLabCut. 48ème congrès de la Société de Biomécanique. 25-27 octobre 2023, Grenoble, France. (sélectionné pour "presentation longue")

Lefebvre, F., Rogowski, I., Long, N., & Blache, Y. (2023) Accuracy of 2D-markerless upper-limb anatomical landmark identification using DeepLabCut. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 26, S156-S158. <https://doi.org/10.1080/10255842.2023.2246304>

5.1 Introduction

Comme évoqué dans le chapitre 2.2 (p.24), le besoin d'un outil précis pour l'estimation de la cinématique du complexe de l'épaule n'est pas satisfait par les méthodes de capture de mouvement actuelles, malgré le développement de méthodes expérimentales et numériques. L'émergence des outils de capture de mouvement sans marqueurs représente une opportunité d'outrepasser les limites des outils avec marqueurs. D'une part, elle permet de s'affranchir de l'étape chronophage et expérimentateur-dépendante de la palpation des points anatomiques préalable à la pose des marqueurs (Lewis et al., 2002; Shaheen et al., 2011). D'autre part, elle réduit l'influence des STA puisqu'elle consiste à réaliser le suivi de points visibles qui ne sont pas nécessairement fixes sur la peau. La capture de mouvement sans marqueurs pourrait donc offrir une meilleure estimation de la cinématique des structures osseuses que la capture avec des marqueurs, dont l'erreur de positionnement peut atteindre jusqu'à 70 mm (Yoshida et al., 2022). Cependant, il n'existe à ce jour aucun outil de capture de mouvement sans marqueurs permettant de réaliser le suivi cinématique du complexe de l'épaule.

Les algorithmes d'estimation de poses existants, tels qu'OpenPose (Cao et al., 2021) ou AlphaPose (Fang et al., 2023) se focalisent sur le suivi de centres articulaires, en réduisant l'épaule à l'articulation huméro-thoracique. D'autres outils, comme Theia3D (Kanko et al., 2021b) permettent de suivre davantage de points, mais la modélisation finale demeure une unique articulation huméro-thoracique, à trois ou six degrés de liberté. Employer un algorithme entraîné à partir d'un nouveau jeu de données spécifique pour suivre des points définis par l'utilisateur, comme le propose l'outil d'estimation de poses DeepLabCut™ (Mathis et al., 2018) (chapitre 2.3.2.3 p. 48) apparaît comme une alternative prometteuse pour mieux rendre compte de la complexité de l'épaule. Si DeepLabCut™ a déjà été largement utilisé pour le suivi de points sur des animaux (Lauer et al., 2022; Moore et al., 2022; Nath et al., 2019) ou avec un modèle d'estimation de poses générique (Needham et al., 2021), il n'a, à notre connaissance, jamais été utilisé pour le suivi du complexe de l'épaule. Ainsi, DeepLabCut™ constitue

un candidat intéressant pour créer un algorithme d'estimation de poses 2D, prérequis pour l'estimation cinématique 3D, spécifique à l'épaule et au membre supérieur.

L'objectif de cette étude était ainsi de développer et valider un algorithme d'estimation de poses 2D capable d'identifier des points anatomiques de l'épaule et du membre supérieur sans marqueurs.

5.2 Matériels et méthodes

5.2.1 Participants

Seize volontaires sains (6 femmes et 10 hommes, âge : 25.0 ± 3.8 ans ; taille : 173.1 ± 8.7 m ; masse : $69.7 \pm 10,5$ kg ; % de masse grasse par impédancemétrie : $19.0 \pm 8.3\%$) ont participé à cette étude après avoir donné leur consentement éclairé (CER-UdL n°2022-10-13-002). Les participants ont déclaré n'avoir rencontré aucun problème d'épaule ou de colonne vertébrale dans les six mois précédant l'expérimentation.

5.2.2 Procédure et acquisition de données

Huit caméras vidéo calibrées et synchronisées (Miqus Video Color, 2Mpx, 85Hz, Qualisys AB, Göteborg, Suède) ont été placées en position avant et arrière par rapport au participant, à une distance d'environ 2.5 m du participant (Figure 31). Elles étaient orientées de manière à capter le membre supérieur et le tronc du participant. Un visuel du champ de vision de chaque caméra est proposé en annexe (10.1).

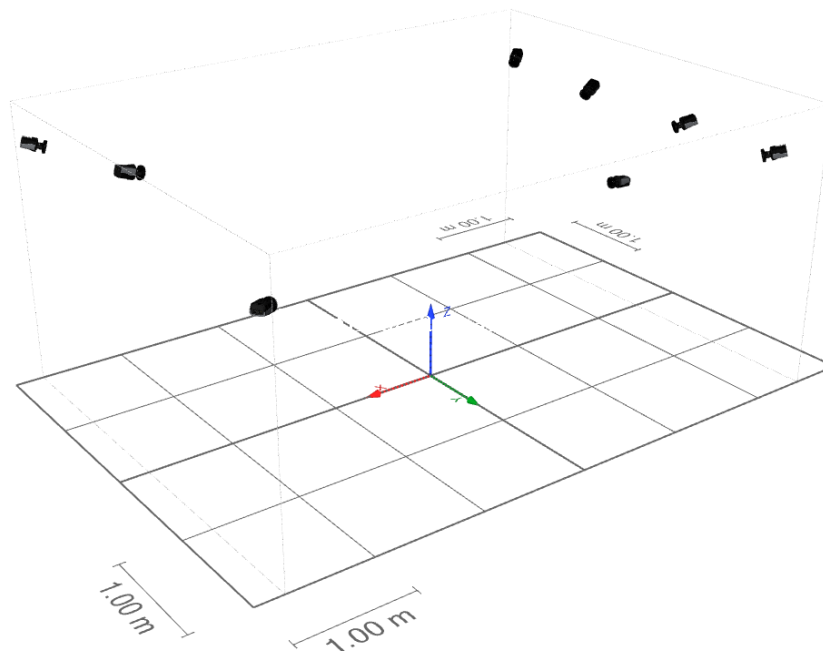
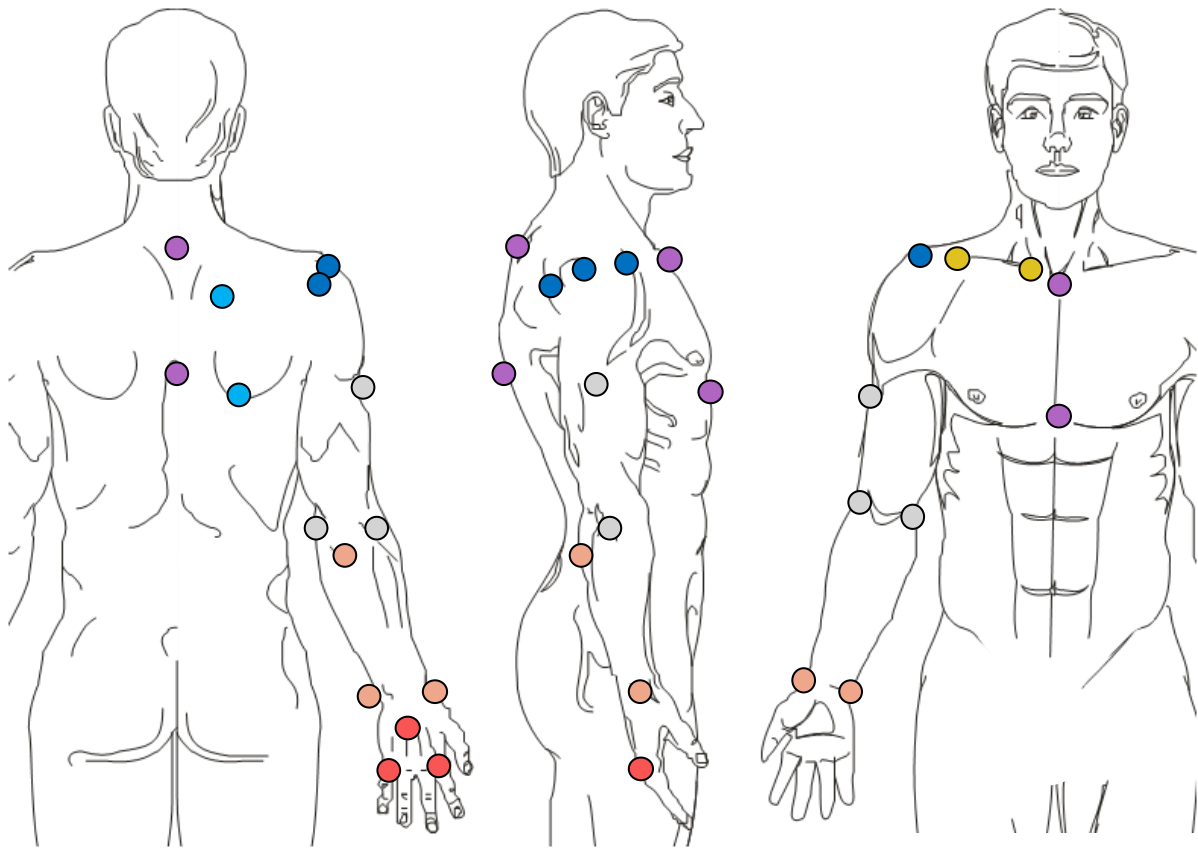


Figure 31. Positionnement des caméras

Le protocole a été réalisé torse nu par les participants et en brassière pour les participantes, en utilisant un vêtement personnel sans consigne spécifique hormis de permettre une vision de la scapula la plus dégagée possible. Il a été demandé au participant de maintenir 21 positions statiques, représentant des instants réguliers de cinq mouvements unilatéraux (Figure 32). Ces mouvements comprenaient : trois mouvements d'élévation dans les plans frontal (abduction), scapulaire (scaption) et sagittal (flexion), un mouvement de rotation interne huméro-thoracique avec le bras en abduction à 90° et le coude fléchi à 90°, et un mouvement d'élévation du bras en position antéro-médiale, nommé élévation inféro-supéro-médiale. L'abduction, la scaption et la flexion étaient décomposées en cinq poses statiques équitablement réparties jusqu'à l'élévation maximale, i.e. approximativement 15°, 45°, 90°, 120° et 150°. L'élévation inféro-supéro-médiale et la rotation interne huméro-thoracique étaient décomposée en trois poses, i.e., respectivement, environ 15°, 90° et 150° d'élévation, et environ 0°, 90° et 135° de rotation interne. Les mouvements et poses ont été réalisées dans l'ordre précédemment cité. A chaque pose, une vidéo d'une seconde était acquise par chaque caméra simultanément. Il était ensuite demandé au participant de maintenir la position à l'aide d'un guide (Figure 32), puis vingt marqueurs cutanés étaient placés après palpation sur le thorax (4), et du côté droit, sur la clavicule (2), la scapula (5), l'humérus (3), l'avant-bras (3) et la main (3) du participant (Figure 33). Afin de repérer plus précisément AA, TS et AI, ceux-ci étaient palpés à l'aide d'un scapula locator calibré sur la pose anatomique de référence (0° d'élévation dans le plan frontal). Une fois l'ensemble des marqueurs placés, une nouvelle acquisition d'une seconde était réalisée par l'ensemble des caméras, puis les marqueurs étaient retirés pour passer à la pose suivante. Un temps de récupération était proposé au participant et éventuellement réalisé entre chaque pose.



Figure 32. Décomposition des poses pour chaque mouvement. Le participant se tient au guide pour maintenir sa position statique durant la palpation.



● Ster	● SC	● VD
● Xiph	● AC	● EpL
● C7	● AcrAnt	● EpM
● T8	● AcrLat	● Olec
	● AA	● StyL
	● TS	● StyM
	● AI	● MP
		● M2D
		● M5D

Figure 33. Positionnement des points anatomiques palpés et positionnés à chaque pose statique : C7 (7^e vertèbre cervicale), T8 (8^e vertèbre thoracique), Ster (sternum), Xiph (processus xiphoïde), SC (centre articulaire sterno-claviculaire), AC (centre articulaire acromio-claviculaire), AcrAnt (extrémité antérieure de l'acromion), AcrLat (extrémité latérale de l'acromion), AA (angle acromial), TS (trigonum spinae), AI (angle inférieur), VD (V deltoïdien), EpL (épycondyle latéral), EpM (épycondyle médial), Olec (olécrane), StyL (styloïde latéral), StyM (styloïde médial), MP (point proximal des métacarpes), M2D (point distal du deuxième métacarpe), M5D (point distal du cinquième métacarpe).

5.2.3 Labélisation

Les fichiers vidéo des huit caméras ont été exportés puis traités grâce à l'outil d'estimation de poses sans marqueurs DeepLabCutTM (Mathis et al., 2018). Une première étape consistait à extraire la première image de chaque vidéo afin d'obtenir, pour chaque pose de chaque mouvement, et pour chaque caméra, une image du participant équipé de tous les marqueurs et une image en condition identique mais sans marqueurs. L'outil de labélisation de DeepLabCutTM a ensuite été utilisé pour identifier manuellement les coordonnées des points anatomiques sur chaque image, grâce aux marqueurs visibles sur le participant. Chaque coordonnée a été repérée à la base du marqueur (et non au centre de la sphère) pour être au plus proche du point anatomique à identifier. Pour s'assurer que l'entraînement subséquent du modèle ne soit pas affecté par la présence de marqueurs sur l'image, les coordonnées localisées sur l'image avec marqueurs étaient reportées sur l'image correspondante sans marqueurs. Afin de compenser le potentiel mouvement du participant entre la position avec et sans marqueurs une méthode de calcul du flux optique (Farneback, 2003), estimant la translation des pixels entre les deux images a été utilisée. Ainsi, pour chaque point anatomique, les coordonnées appliquées lors du transfert de l'image avec marqueurs vers l'image sans marqueurs ont été affectées de la translation estimée du pixel correspondant entre les deux images (Figure 34). Une fois le transfert réalisé, une vérification visuelle était réalisée pour s'assurer du bon transfert de coordonnées. Les positions obtenues après recalage qui étaient visuellement erronées ont été repositionnées par correspondance visuelle, ou supprimées. L'ensemble des images sans marqueurs labélisées constituaient le jeu de données, composé par un total de 2612 images. Ces opérations ont été réalisées par un opérateur unique.

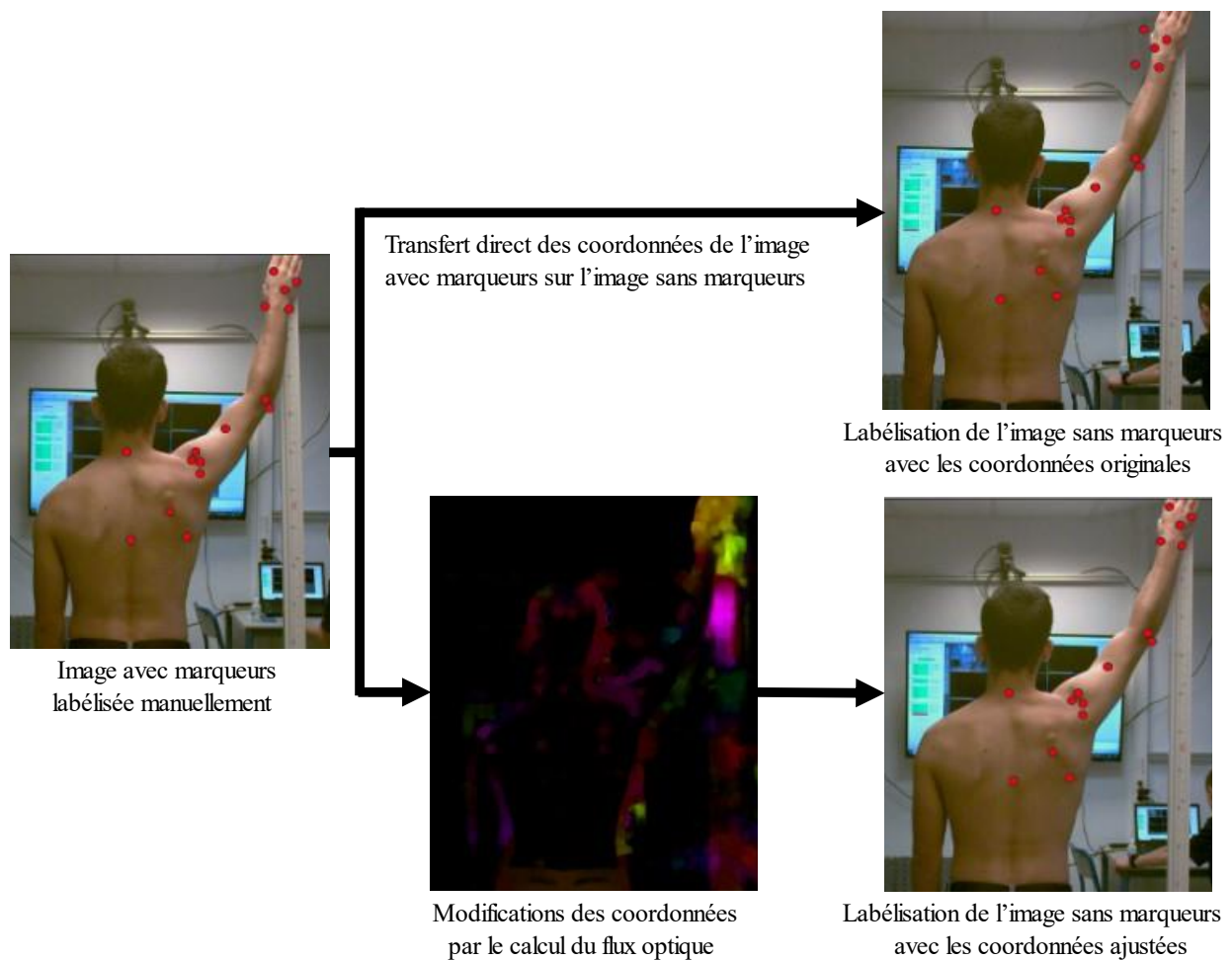


Figure 34. Processus de transfert des points des images avec marqueurs vers les images sans marqueurs sans calcul du flux optique (en haut) et avec calcul du flux optique (en bas)

5.2.4 Entraînement du réseau

Une architecture multi-échelle issue d'une base de type ResNet-50 a été choisie dans DeepLabCut™ pour le réseau neuronal convolutif pré-entraîné (DLCRNet_ms5)(Lauer et al., 2022). Trois sélections de 2090 images, soit 80% du jeu de données complet, ont été réalisées aléatoirement pour être utilisées tour à tour pour l'entraînement du réseau. Les 20% restant constituaient les données de test. Chacune de ces sélections était entraînée avec 150 000 itérations. Un instantané représentant l'état du réseau à un instant donné était sauvegardé et évalué toutes les 10 000 itérations à partir de 100 000 itérations (Figure 35). Dans un objectif de performance, plusieurs paramètres d'apprentissage ont été testés et ajustés lors de travaux préliminaires présentés en annexe (10.2.1 p.148).

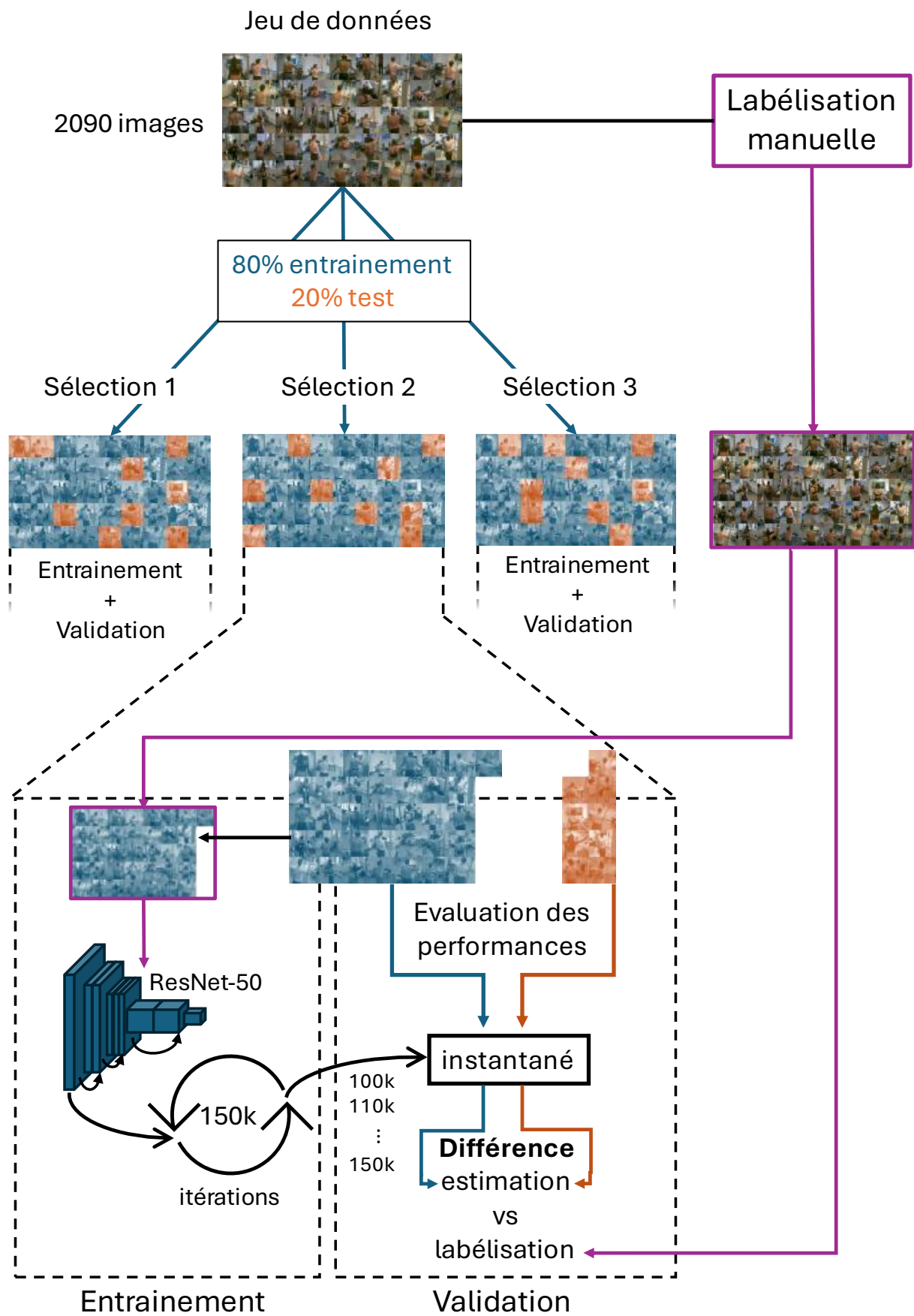


Figure 35. Processus d'entraînement et de validation

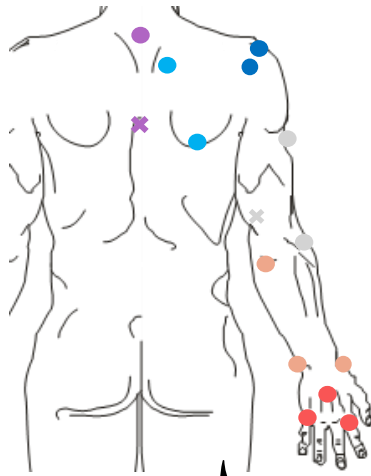
5.2.5 Validation du réseau

Afin d'évaluer la performance du réseau à une itération donnée, la moyenne des distances euclidiennes (exprimée en pixels) entre la position des points anatomiques obtenue avec la méthode de référence (labélisation après palpation) et avec le réseau de neurones a été calculée pour chaque image du jeu de données d'entraînement et du jeu de données de test (Figure 36). Les moyennes des distances euclidiennes sur les données d'entraînement et de test ont été obtenues pour chaque instantané de chaque sélection, en considérant les repères dont le niveau de confiance de la détection est supérieur à 60% (Figure 36). L'instantané de chaque sélection comportant la distance moyenne la plus faible sur les données de test a été conservé, puis la sélection comportant la meilleure performance a été choisie.

Pour permettre une meilleure interprétation des résultats exprimés en pixel, le rapport de conversion des pixels en millimètres a été estimé pour chaque caméra lors de la calibration. Il était de 2.03 ± 0.94 mm/px en moyenne pour l'ensemble des caméras.

Estimation de pose

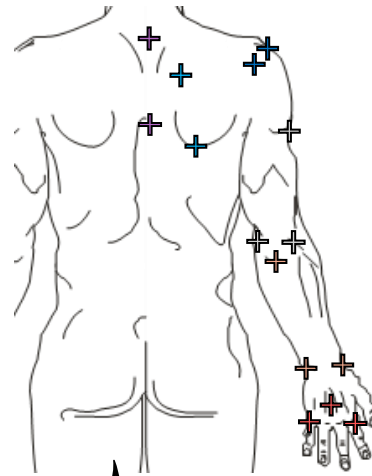
Estimation automatique
issue de l'apprentissage



Niveau de confiance
× < 60% ≤ ●

Référence

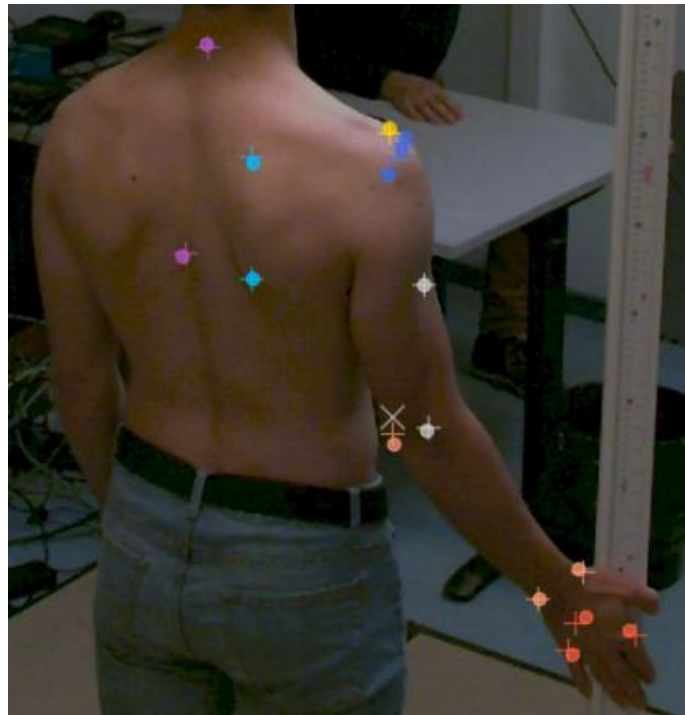
Labélisation manuelle
issue de la palpation



Coordonnée de référence
+

Différence

Estimation vs labélisation



Distance euclidienne moyenne

● < $\frac{p_x}{x}$ > +

Figure 36. Schéma du processus de validation avec une image de test annotée des résultats de l'évaluation pour chaque point anatomique.

5.2.6 Analyse statistique

Pour une facilité d'interprétation, les points anatomiques ont été regroupés par partie du corps comme suit : thorax (C7, T8, Ster, Xiph), clavicule (SC, AC), acromion (AcrAnt, AcrLat, AA), scapula postérieure (TS, AI), bras (VD, EpM, EpL), avant-bras (Olec, StyL, StyM) et main (MP, M2D, M5D). Un premier modèle linéaire à effets mixtes a été appliqué pour exprimer la distance euclidienne en fonction des effets fixes *mouvement* ($n = 5$) et *partie du corps* ($n = 7$) et leur interaction. Dans le cas d'un effet significatif d'interaction, le choix était fait *a priori* d'analyser uniquement l'effet *mouvement* pour chaque *partie du corps* donnée. Un second modèle linéaire à effets mixtes a été implémenté pour évaluer l'interaction entre les effets fixes *degrés d'élévation huméro-thoracique* (en excluant les mouvements de rotation interne huméro-thoracique et d'élévation inféro-supérolatérale) ($n = 5$) et *partie du corps* ($n = 7$) sur la distance euclidienne. Dans le cas d'un effet significatif d'interaction, le choix était fait *a priori* d'analyser uniquement l'effet *degré d'élévation* pour chaque *partie du corps* donnée. Les participants et les caméras ont été intégrés dans chacun des deux modèles comme effets aléatoires. Les hypothèses de linéarité, homoscedasticité et normalité des résidus ont été contrôlées graphiquement. Celles-ci n'étant pas vérifiées, une transformation logarithmique (i.e., $\ln(1 + \text{distance euclidienne})$) a été appliquée à la variable dépendante (distance euclidienne) afin d'assurer les hypothèses à l'application de modèles linéaires à effets mixtes. Enfin, en cas d'effet significatif, des tests post-hoc de Tukey ont été effectués avec un seuil de significativité à $p < 0.05$. La taille d'effet des modèles linéaires à effet mixte (η^2) a été calculée et interprétée selon les recommandations de Cohen (1988) tel que $\eta^2 \approx 0.01$ considéré comme un effet faible, $\eta^2 \approx 0.06$ comme un effet modéré, et $\eta^2 \approx 0.14$ comme un effet fort. Les tailles d'effet de Cohen des tests post-hoc ont également été calculées (faible ≈ 0.2 , modéré ≈ 0.5 , fort ≈ 0.8) (Cohen, 1988). Toutes les analyses ont été effectuées à l'aide du package lme4 de R 4.4 (R Foundation for Statistical Computing, Vienne, Autriche) (Bates et al., 2015).

5.3 Résultats

Les distances euclidiennes moyennes pour tous les instantanés de chacune des trois sélections réalisées sont présentées sur la Figure 37. L'instantané de l'itération 150 000 a été retenu car il minimisait les distances pour chacune des sélections 1, 2 et 3.

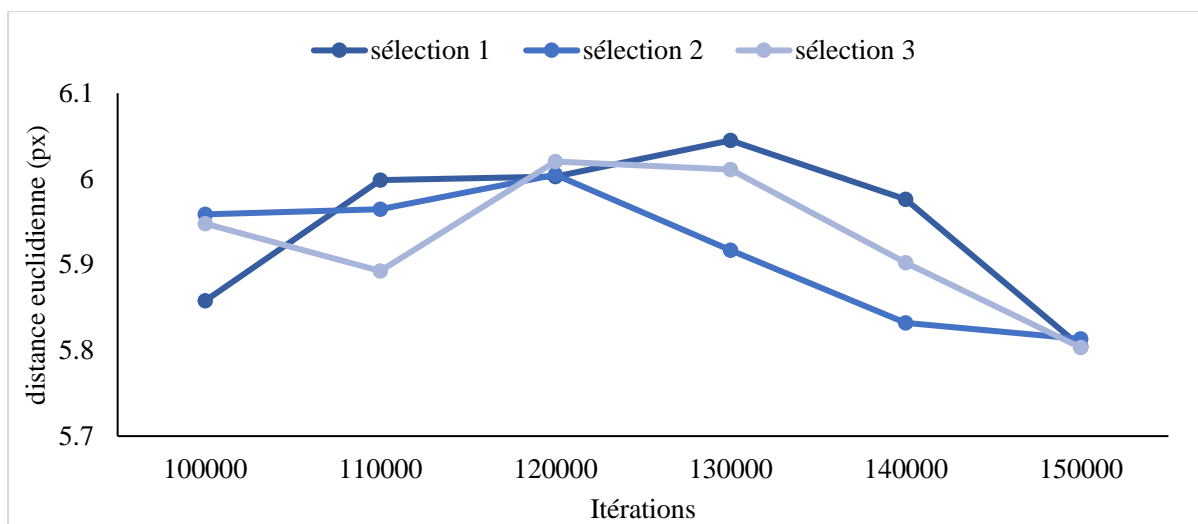


Figure 37. Distances euclidiennes moyennes sur les données de test pour tous les instantanés évalués de chacune des trois sélections.

Pour l'instantané retenu de chaque sélection, les moyennes et écarts-types des distances euclidiennes sur les données d'entraînement et de tests ont été calculés (Tableau 9). La sélection 1, présentant le score médian des distances euclidiennes moyennes sur les données de test entre les trois sélections, a été conservée pour la suite des analyses.

Sélection	Instantané (itération)	$\overline{d_E}$	$\overline{d_T}$
1	150 000	3.77 ± 2.71	5.80 ± 4.50
2	150 000	3.80 ± 2.68	5.81 ± 4.25
3	150 000	3.78 ± 2.43	5.80 ± 4.46

Tableau 9. Moyenne et écart-type des distances euclidiennes (en px) sur les données d'entraînement $\overline{d_E}$ et de test $\overline{d_T}$ pour chacun des instantanés conservés

Indépendamment du type de mouvement, la distance euclidienne médiane pour chaque point anatomique est comprise entre 3.15 [écart interquartile (IQR) : 2.9] px pour Xiph et 8.5 [8.5] px pour AI (Figure 38), avec 99% des distances euclidiennes inférieures à 22.7 px. Concernant les cinq points anatomiques de la scapula, les distances euclidiennes médianes des points anatomiques situés sur la zone acromiale étaient similaires (4.6 [4.0] px, 4.6 [3.4] px et 4.9 [4.4] px pour AcrAnt, AcrLat et AA respectivement). En utilisant l'estimation de conversion mm/px, la différence par rapport à la référence de palpation est approximée en moyenne à 11.5 mm pour AA, 16.1 mm pour TS et 20.6 mm pour AI.

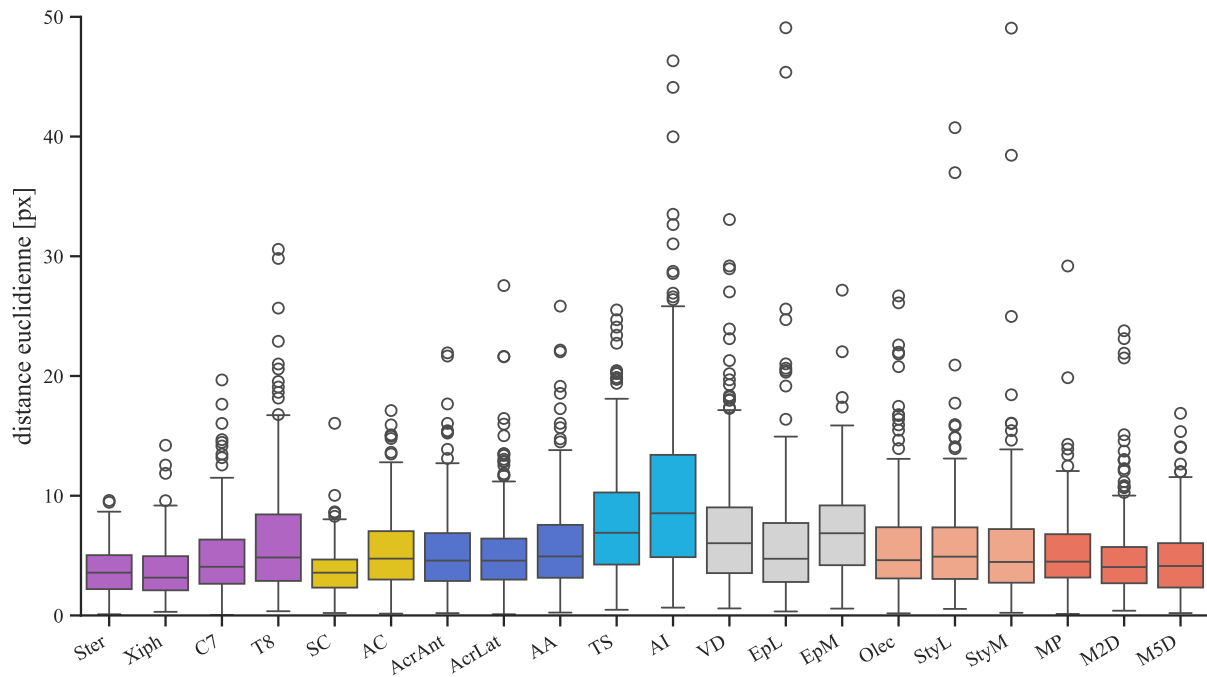


Figure 38. Médiane (\pm 1er et 3ème quartiles) des distances euclidiennes (en px) par point anatomique sur les données de test. Les valeurs situées au-delà du 95ème percentile sont représentées par des cercles.

Le premier modèle linéaire à effets mixtes n'a pas révélé d'effet significatif de l'interaction *mouvement* * *partie du corps* sur la distance euclidienne ($p = 0.095$, $\eta^2 = 0.01$, effet faible). Un effet significatif du facteur *mouvement* a été observé sur la distance euclidienne ($p < 0.001$, $\eta^2 = 0.008$, effet faible). Les mouvements d'élévation dans le plan frontal, scapulaire et sagittal présentent les distances euclidiennes moyennes similaires (5.6 ± 3.4 px, 5.7 ± 3.6 px, et 6.1 ± 4.2 px respectivement, $p > 0.05$). L'abduction présentait une distance euclidienne significativement plus faible que la rotation interne humérothoracique (6.5 ± 4.7 px, $p = 0.005$, $d = 0.22$, effet faible) et que l'élévation inféro-supéro-médiale (6.5 ± 4.7 px, $p = 0.017$, $d = 0.23$, effet faible) (Figure 39). Le mouvement de rotation interne humérothoracique présentait une tendance à une distance euclidienne moyenne plus élevée par rapport à la scapulation (5.7 ± 3.7 px, $p = 0.058$, $d = 0.19$, effet faible).

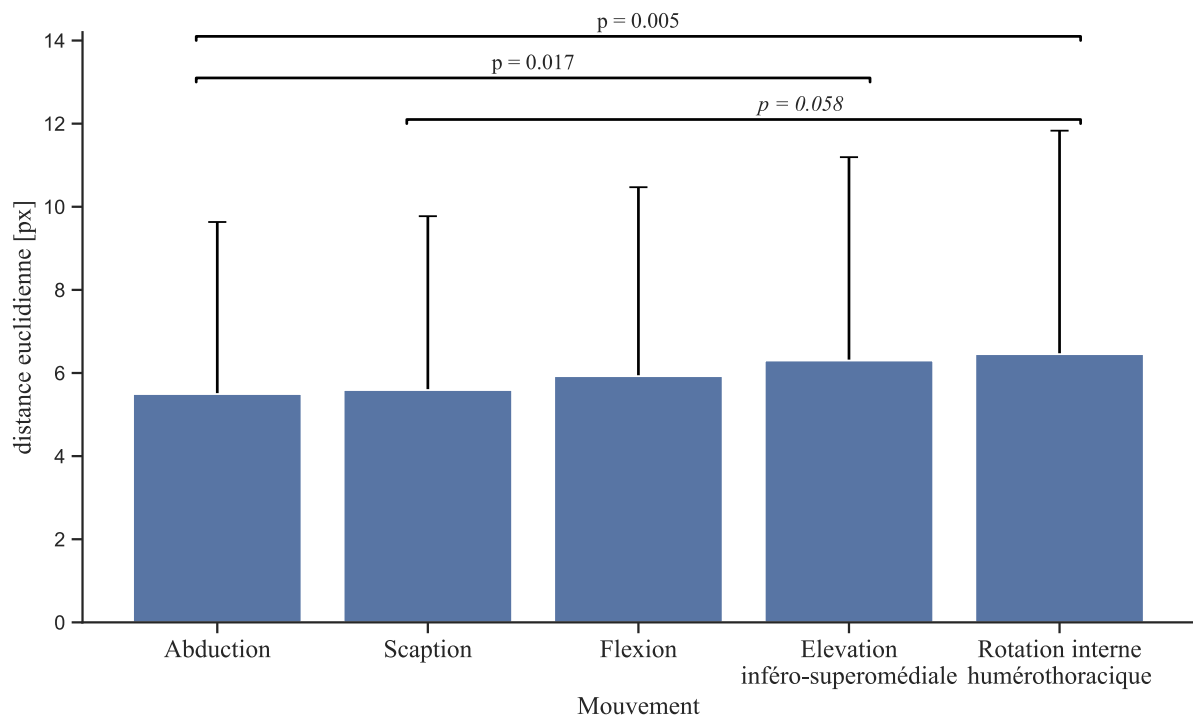


Figure 39. Moyennes (\pm écarts-types) des distances euclidiennes (en px) par mouvement sur les données de test.

Un effet significatif du facteur *partie du corps* sur la distance euclidienne était également observé ($p < 0.001$, $\eta^2 = 0.08$, effet modéré). La distance euclidienne moyenne la plus élevée concernait la scapula postérieure ($p < 0.001$, $d = [0.38 ; 0.97]$, effet faible-à-moderé à fort) (Figure 40), suivi par le bras ($p < 0.002$, $d = [0.25 ; 0.56]$, effet faible à modéré) et dans une moindre mesure l'avant-bras ($p < 0.01$, $d = [0.25 ; 0.64]$, effet faible à modéré-à-fort, mais différence non significative avec l'acromion). L'ensemble des parties du corps restantes présentait des distances euclidiennes moyennes similaires ($p > 0.05$).

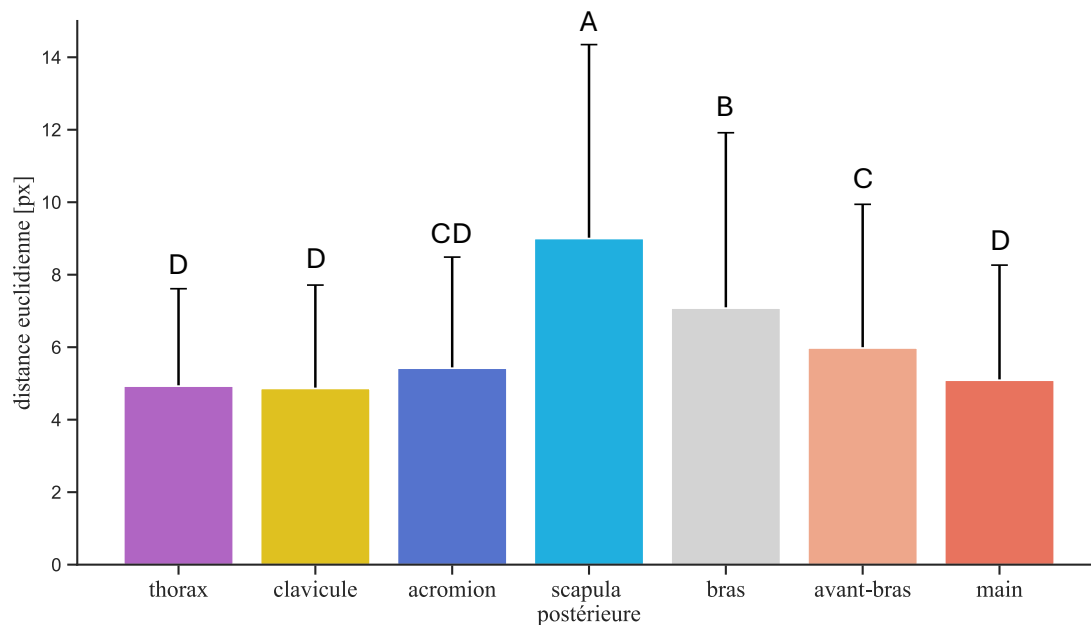


Figure 40. Moyenne (\pm écart-type) des distances euclidiennes (en px) par groupe de points anatomiques sur les données de test. Une lettre commune indique l'absence de différence significative entre deux groupes ($p > 0.05$).

Le second modèle linéaire à effets mixtes a révélé un effet significatif de l'interaction *degré d'élévation huméro-thoracique * partie du corps* ($p = 0.004$, $\eta^2 = 0.02$, effet faible). Cependant, aucune différence significative n'était observée entre les degrés d'élévation au sein d'une même *partie du corps* (Figure 41).

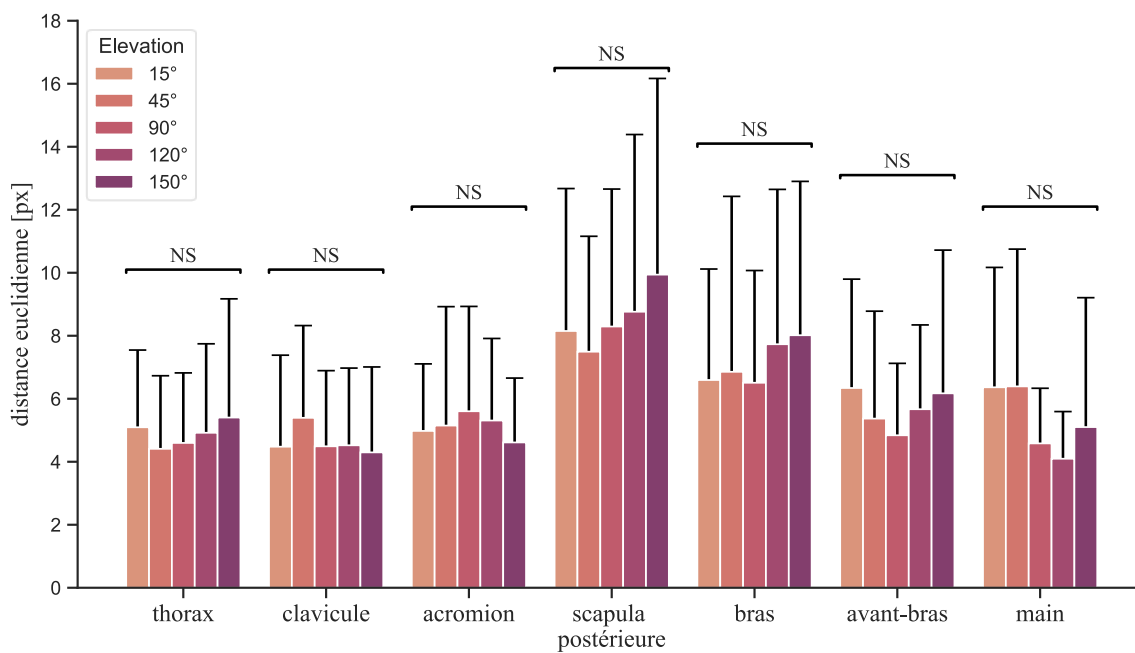


Figure 41. Moyenne (\pm écart-type) des distances euclidiennes (en px) par degré d'élévation et partie du corps sur les données de test.

5.1 Discussion

L'objectif de cette étude était de développer un algorithme d'estimation de poses 2D capable d'identifier des points anatomiques du membre supérieur sans marqueurs pour une modélisation détaillée du complexe de l'épaule. Le résultat principal était l'obtention d'un modèle réalisant le suivi de vingt points anatomiques sur cinq mouvements différents, avec une précision médiane inférieure à 9 px (ou 18 mm en utilisant le rapport de conversion mm/px estimé) pour l'ensemble des points anatomiques, et une qualité d'estimation indépendante du degré d'élévation et peu influencée par le type de mouvement.

La précision de l'estimation des points anatomiques était comparable aux précédents travaux concernant l'estimation de poses du membre supérieur sans marqueurs. Une étude similaire employant DeepLabCut™ pour l'identification de onze points anatomiques du membre supérieur chez un ouistiti a été menée par Moore et al. (2022). Avec un jeu de données comparable en termes de résolution et de repères suivis, elle constitue la seule comparaison à une référence d'imagerie (radiographie biplanaire), et présente une erreur moyenne sur les données de test de 7.4 px contre 5.8 px pour notre présente étude. D'autres études ont évalué la précision de l'identification de points anatomiques en 2D à l'aide de DeepLabCut™, avec une erreur moyenne sur les données de test inférieure pour Torvinen et al. (2024) (2.27 px et 2.63 px selon la caméra) et Cronin et al. (2019) (2.92 px). Cependant ces travaux utilisaient une résolution de caméra plus faible (1 Mpx et 0.3 Mpx respectivement). Les estimations finalement obtenues dans ces études sont en adéquation avec celles de notre étude, avec une différence moyenne de 1 cm (Cronin et al., 2019; Moro et al., 2020), à 4 cm (Torvinen et al., 2024). Par rapport à une référence de capture de mouvement avec marqueurs cutanés (Lahkar et al., 2022; Nakano et al., 2020; Needham et al., 2021; Torvinen et al., 2024; Vafadar et al., 2021), des différences comprises entre 21.1 et 55.4 mm pour le centre articulaire huméro-thoracique, entre 16.5 et 66.8 mm pour le coude et entre 15.9 et 47.5 mm pour le poignet sont obtenues dans les précédentes études. En comparaison, les différences moyennes obtenues dans notre étude pour les points anatomiques de la scapula et de l'humérus (AcrAnt, AcrLat, AA, TS, AI et VD) étaient comprises entre 5.2 et 10.2 px (approximées à 10.5 et 20.7 mm par la conversion mm/px), de 6.8 px (13.8 mm) en moyenne pour les repères du coude (EpM et EpL), et 5.7 px (11.4 mm) pour les repères du poignet (StyM et StyL). A l'exception de AI, toutes les valeurs de différences moyennes obtenues étaient inférieures à 10 px (20 mm), alors que les STA relevées pour la capture de mouvement avec marqueurs sont supérieures à 30 mm, allant même jusqu'à 87 mm (Matsui et al., 2006; Yoshida et al., 2022). Au regard de l'ensemble de ces comparaisons, la méthode d'estimation de poses sans marqueurs développée semble offrir un niveau de précision des points anatomiques prometteur en vue de l'estimation cinématique 3D du complexe de l'épaule, et pourrait même constituer un progrès par rapport aux méthodes de capture de mouvement existantes avec et sans marqueurs pour le complexe de l'épaule.

Les précédents travaux évaluant la cinématique scapulaire avec marqueurs ont fait état d'un niveau de précision indépendant du plan d'élévation (Matsumura et al., 2019), mais avec des difficultés à estimer la position de la scapula lors d'élévation supérieure à 90° (Lempereur et al., 2014). Les résultats de notre étude ont montré une absence d'effet de l'élévation pour chaque groupe de points anatomiques (partie du corps). Ainsi, l'estimation de poses sans marqueurs ne semble pas davantage influencée par les STA aux positions d'élévation élevée, à l'inverse des méthodes avec marqueurs (Yoshida et al., 2022). En parallèle, aucun effet d'interaction du type de mouvement et de la partie du corps n'a été mis en évidence, suggérant une qualité d'identification homogène au sein d'un même mouvement. Aussi, le dispositif mis en place offre une précision indépendante du plan d'élévation, en concordance avec les méthodes usuelles avec marqueurs. Si la rotation interne huméro-thoracique présente une erreur significativement plus élevée par rapport à l'abduction, l'effet et la différence entre ces mouvements reste faible. L'algorithme développé présentait finalement une performance homogène, non influencée par le degré d'élévation huméro-thoracique, et faiblement influencée par le type de mouvement.

Cette étude présente cependant plusieurs limites. D'abord, les données de référence étaient issues de la palpation des points anatomiques. Il est considéré que ce standard présente une bonne précision mais, malgré toutes les précautions prises par l'examineur, des écarts de l'ordre de plusieurs millimètres (cf. chapitre 2.2.1.3 p.27) sont possibles par rapport au point anatomique réel (de Groot, 1997). Une seconde limite est que les résultats obtenus sont issus d'une validation interne, puisque les données de test étaient une sélection aléatoire d'images parmi le jeu de données complet. Ainsi, bien que celles-ci n'aient jamais été confrontées au réseau de neurones, le participant présent sur l'image a en revanche déjà été rencontré lors de l'apprentissage. La troisième limite concerne l'homogénéité du jeu de données. En effet, l'âge et la morphologie de la population étaient relativement peu diversifiés ; et l'environnement de mesure restait également similaire pour tous les participants puisque les acquisitions ont été réalisées dans la même salle d'expérimentation, avec un positionnement de caméra fixe. Augmenter la variabilité dans le jeu de données pourrait permettre d'améliorer les performances de l'algorithme et de réduire l'écart entre la performance sur les données d'entraînement et sur les données de test. Malgré tout, la prise de mesure dans des conditions de luminosité différentes et l'inclusion de l'ensemble des caméras dans un algorithme d'estimation de poses unique limite l'influence de l'environnement sur les mesures. Aussi, les paramètres d'apprentissage, notamment concernant la diversification des données par le processus d'augmentation d'images ont aussi été optimisés (annexe 10.2.1) afin d'apporter davantage de variabilité.

En conclusion, un algorithme d'estimation de poses sans marqueurs 2D a été développé en utilisant un modèle d'apprentissage profond. Un suivi des points anatomiques de l'épaule et du membre supérieur a été réalisé avec une précision médiane inférieure à 10 px, précision indépendante du plan ou de l'angle d'élévation. Ces résultats permettent d'envisager l'utilisation de ce modèle pour l'estimation cinématique 3D du complexe de l'épaule.

Les travaux du précédent chapitre ont permis d'obtenir un algorithme d'estimation de poses 2D de points anatomiques de l'épaule et du membre supérieur aux performances prometteuses. Pour répondre aux besoins en clinique ou dans le domaine sportif, une méthode de capture de mouvement 3D est nécessaire. Le chapitre suivant consistait donc à évaluer la performance d'une méthode de capture de mouvement sans marqueurs, développée sur la base de l'algorithme présenté dans ce chapitre, pour l'estimation de la cinématique 3D du complexe de l'épaule et du membre supérieur.

6 Estimation 3D de la cinématique de l'épaule et du membre supérieur par capture de mouvement sans marqueurs

Lefebvre, F., Rogowski, I., Long, N., & Blache, Y. Markerless pose estimation of 3D anatomical landmarks for upper-limb. International Shoulder Group Conference 2024. June 4-5, 2024, Toronto, Ontario, Canada.

6.1 Introduction

L'analyse cinématique du complexe de l'épaule nécessite un outil de capture de mouvement précis, capable de rendre compte de sa grande mobilité. Les méthodes de capture de mouvement actuelles sont nombreuses et ont été détaillées dans le chapitre 2.2 (p.24), avec chacune leurs avantages et leurs limites. Les méthodes apportant le plus haut niveau de précision avec un suivi direct du complexe osseux sont invasives (Hajizadeh et al., 2019) ou irradiantes (Biswas et al., 2009). La palpation apporte, quant à elle, un bon niveau de précision (Lewis et al., 2002) mais n'est pas applicable en dynamique. Les méthodes de suivi indirect par mesure cutanée, par des capteurs ou à l'aide de système optoélectronique avec marqueurs, ont des niveaux de précision variables et sont dans tous les cas affectées négativement par les STA (Bons et al., 2022; De Baets et al., 2017; Yoshida et al., 2022). Les systèmes émergents de capture de mouvement sans marqueurs représentent une nouvelle opportunité, mais leur précision est largement dépendante de l'algorithme d'estimation de poses utilisé et des données d'entraînement sur lesquelles il a été développé (Dang et al., 2019). En effet, la détection de points-clés ou de points anatomiques ne pourra dans tous les cas être plus précise que les données ayant été utilisées pour l'apprentissage. Comme détaillé au chapitre 2.3 (p.41), la plupart des algorithmes d'estimation de poses ont été entraînés, sur de très larges bases de données d'images génériques, à reconnaître un nombre limité de points-clés identifiant principalement des centres articulaires. De plus, aucune de ces solutions ne propose d'estimation permettant une analyse cinématique du complexe de l'épaule. Les travaux du précédent chapitre ont permis de mettre au point un algorithme d'estimation de poses 2D basé sur un réseau de neurones à apprentissage profond à partir de données de référence de palpation. Ce réseau a présenté un bon potentiel pour estimer la position des points anatomiques de l'épaule et du membre supérieur sans marqueurs. Une validation externe reste cependant à réaliser pour confirmer ce potentiel.

De plus, l'analyse cinématique, et en particulier celle du membre supérieur, nécessite généralement d'être effectuée en 3D. Ainsi, les méthodes de capture de mouvement sans marqueurs 2D, comme celle qui a été développée, requièrent l'utilisation de systèmes multi-caméras associés à une méthode de synchronisation et de calibration spatiale pour reconstruire en 3D des points estimés. Des méthodes de triangulation basées sur la transformation linéaire directe (Miller et al., 1980) ont ainsi été appliquées

en combinaison d'algorithmes comme OpenPose (Nakano et al., 2020) avec des informations de calibration obtenues à partir d'outils manuels (damier, repères spatiaux connus). D'autres solutions commerciales comme Theia 3D (Kanko et al., 2021b) se basent sur les informations de calibration issues des systèmes de capture de mouvement pour la triangulation. Les travaux de Pagnon et al. (2022a), ont abouti à une solution logicielle en libre accès, Pose2Sim, permettant notamment la triangulation de données issues de diverses solutions d'estimation de poses et à partir de n'importe quel type d'information de calibration, de façon robuste (Pagnon et al., 2021) et précise (Pagnon et al., 2022b). Les estimations réalisées avec l'outil DeepLabCutTM étant compatibles avec Pose2Sim, cette solution logicielle est utilisée avec l'algorithme d'estimation de poses développé au précédent chapitre. Ceci permet d'obtenir les estimations 3D des points anatomiques de l'épaule et du membre supérieur et ainsi modéliser la cinématique articulaire du complexe de l'épaule.

L'objectif de cette étude était donc de développer et valider une méthode d'estimation 3D de la cinématique du complexe de l'épaule et du membre supérieur à partir de capture de mouvement sans marqueurs.

6.2 Matériels et méthodes

6.2.1 Participants

Les données issues de l'ensemble des participants de l'étude précédente ont été utilisées (5.2.1 p.86). En complément dix nouveaux participants sains ont été inclus (5 femmes et 5 hommes, âge : 26.3 ± 5.6 ans ; taille : 170.8 ± 8.0 cm ; masse : 63.7 ± 5.2 kg ; % de masse grasse par impédancemétrie : $18.9 \pm 6.5\%$) pour constituer un jeu de données de validation externe (2.3.2.1 p.45). Après avoir donné leur consentement éclairé (CER-UdL n°2022-10-13-002), les participants ont déclaré n'avoir subi aucun problème d'épaule ou de colonne vertébrale dans les six mois précédant l'expérimentation.

6.2.2 Acquisition des données

La procédure d'acquisition des données et de labélisation était identique à l'étude précédente et détaillée en parties 5.2.2 (p.86) et 5.2.3 (p.90). Pour rappel, chaque participant a réalisé cinq mouvements décomposés en 3 à 5 poses statiques, avec prise d'images sans puis avec 20 points anatomiques placés après palpation. Les images des 21 poses réalisées ont ensuite été labélisées pour constituer les coordonnées 2D de référence de palpation.

6.2.3 Entraînement du réseau

L'entraînement du réseau a été réalisé avec DeepLabCutTM comme dans l'étude précédente (5.2.4, p.91) à partir d'une architecture multi-échelle pré-entraînée DLCRNet_ms5. L'ensemble des données des participants de l'étude précédente (2612 images) a été utilisé comme jeu de données d'entraînement. Un entraînement sur 150 000 itérations a été réalisé avec les paramètres issus de l'optimisation (annexe

10.2.1), en évaluant un instantané du modèle toutes les 5 000 itérations à partir de 100 000 itérations. Pour le jeu de données de test, les images provenant des dix participants supplémentaires ont été utilisées (1680 images), afin de constituer une validation externe. La distance euclidienne moyenne en 2D sur les données de test pour les détections avec un niveau de confiance supérieur à 60% a été obtenue pour chacun des instantanés. Celui comprenant la distance moyenne la plus faible a été conservé.

6.2.4 Estimations cinématiques 3D

Afin d'obtenir les coordonnées des prédictions en 3D, il était nécessaire de trianguler les prédictions d'une même pose obtenues pour chaque caméra. Pour cela, l'outil de traitement pour la cinématique 3D sans marqueurs Pose2Sim (Pagnon et al., 2022a) a été utilisé, permettant de réaliser la triangulation des données issues de DeepLabCut™, en important les informations de calibration produites par le système de caméras vidéo Qualisys (Qualisys AB, Göteborg, Suède) (5.2.2 p.86). Une fois la coordonnée 3D obtenue pour un point anatomique, elle était reprojétée sur chaque image 2D ayant été utilisée pour la triangulation, et l'erreur de reprojektion a été calculée. Le seuil d'erreur de reprojektion a été fixé à 25 px, au regard des résultats de prédiction de l'étude précédente, qui présentaient plus de 99% des erreurs d'estimation inférieures à ce seuil. Si le seuil était dépassé pour une coordonnée 3D, la caméra influençant le plus négativement la reprojektion était éliminée de la triangulation, à condition que le nombre minimum de caméras nécessaire n'ait pas été atteint. Ce minimum a été fixé à la limite technique de triangulation, soit deux caméras. Le processus était répété jusqu'à ce que l'erreur de reprojektion soit inférieure au seuil. Dans le cas contraire, la coordonnée 3D obtenue était ignorée. Les coordonnées 3D des points anatomiques issues de la triangulation des données sans marqueurs (ML) ont ainsi été obtenues, tandis que les coordonnées 3D de référence (REF) étaient issues de la triangulation des coordonnées 2D obtenues après labélisation des positions identifiées par palpation. La comparaison a ainsi été effectuée, d'une part en étudiant les coordonnées ML manquantes par rapport aux coordonnées REF, puis en estimant les distances entre les coordonnées ML et REF.

6.2.5 Modélisation cinématique

Une fois les coordonnées 3D obtenues pour chaque pose, une modélisation cinématique a été effectuée en utilisant le logiciel OpenSim (Delp et al., 2007), afin de réaliser une comparaison entre la cinématique de référence, obtenue à partir des données de la palpation, et la cinématique issue de l'estimation de poses sans marqueurs. Les géométries initiales du modèle utilisé étaient identiques à celles du modèle de Seth et al. (2016), représenté sur la Figure 42. Les points anatomiques associés à chaque segment du modèle sont présentés dans le Tableau 10.

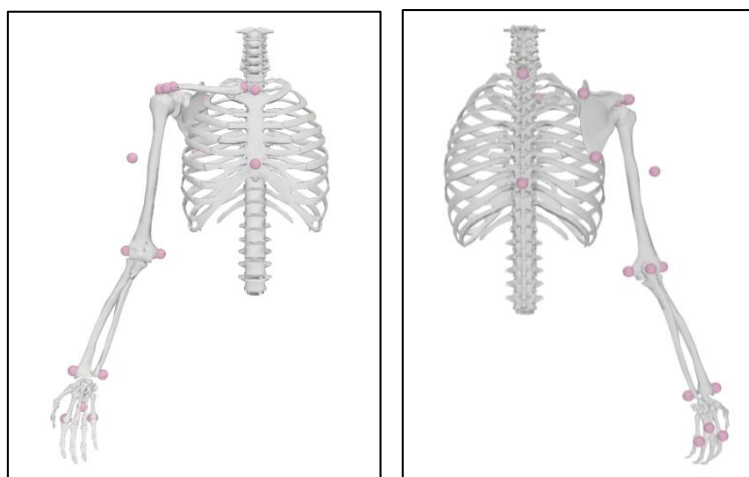


Figure 42. Vue de face (à gauche) et de dos (à droite) d'un exemple de géométrie initiale du modèle OpenSim utilisé.

Tableau 10. Points anatomiques utilisés pour le suivi des segments du modèle OpenSim

Segment	Points anatomiques
Thorax	C7, T8, Ster, Xiph
Clavicule	SC, AC
Scapula	AcrAnt, AcrLat, AA, TS, AI
Humérus	VD, EpM, EpL
Avant-bras	Olec, StyM, StyL
Main	MP, M2D, M5D

Le modèle de référence (REF) a été construit avec six degrés de liberté à chaque articulation, hormis l'articulation sterno-claviculaire, modélisée par deux degrés de liberté en rotation selon la protraction/rétraction et la dépression/élévation, telles que définies au chapitre 2.1.1 (p. 20). La première étape de la modélisation était la mise à l'échelle du modèle, qui consistait à dimensionner chaque segment à l'anatomie du participant. Pour cela, un facteur d'échelle a été calculé pour chaque segment (Tableau 11) en utilisant la première pose du mouvement d'abduction, représentant la pose anatomique de référence, moins sensibles aux STA (van Andel et al., 2009). Les facteurs d'échelle étaient ainsi calculés et les segments redimensionnés, avant d'ajuster la position des marqueurs virtuels du modèle selon leurs coordonnées expérimentales sur la même pose statique.

Tableau 11. Paires de repères utilisées pour la mise à l'échelle des segments du modèle.

Segment	Paire(s) de mise à l'échelle		
Thorax	C7 - Ster	C7 - Xiph	
Clavicule	SC - AC		
Scapula	AA - TS	TS - AI	AA - AI
Humérus	AcrAnt - EpM	AcrAnt - EpL	
Avant-bras	Olec - StyM	Olec - StyL	
Main	StyM - M5D	StyL - M2D	

Une fois le modèle mis à l'échelle et les marqueurs virtuels ajustés, une procédure de cinématique inverse par MKO en minimisant les distances entre les marqueurs virtuels du modèle et les coordonnées 3D REF a été réalisée pour chaque pose, en utilisant une pondération par segment, présentée dans le Tableau 12.

Tableau 12. Pondération utilisée pour la cinématique inverse. Le poids total d'un segment est le produit du poids individuel d'un marqueur par le nombre de marqueurs associés au segment.

Segment	Nombre de marqueurs	Poids par marqueur	Poids total
Thorax	4	25	$4*25 = 100$
Clavicule	2	20	$2*20 = 40$
Scapula	5	20	$5*20 = 100$
Humérus	3	15	$3*15 = 45$
Avant-bras	3	10	$3*10 = 30$
Main	3	5	$3*5 = 15$

Pour la modélisation des données issues de l'estimation de pose sans marqueurs (ML), le modèle était défini selon une chaîne cinématique. Le segment de référence thorax comportait six degrés de liberté et l'articulation sterno-claviculaire était identique au modèle REF. Les articulations acromio-claviculaire et gléno-humérale ont été définies comme des liaisons rotules ne permettant pas les translations, et aucune contrainte scapulo-thoracique n'était définie. Concernant l'articulation du coude, seuls les degrés de liberté en rotation pour la flexion/extension et la pronation/supination étaient autorisés par le modèle. Enfin, l'articulation du poignet comportait trois degrés de liberté en rotation, respectivement la flexion/extension, la pronation/supination, et l'adduction/abduction. Pour la mise à l'échelle, contrairement au modèle REF, il n'était pas possible d'inférer qu'une pose soit préférable par rapport à une autre. Ainsi, pour chaque mouvement de chaque participant, les facteurs d'échelle et positions des marqueurs virtuels étaient obtenus pour chaque pose, puis les moyennes pour toutes les poses d'un même mouvement (une acquisition) étaient calculées et appliquées au modèle, à la manière

de la modélisation réalisée par Theia3D (Kanko et al., 2021a). Une fois le modèle ML obtenu, la MKO était réalisée en utilisant les coordonnées 3D ML.

Afin d'évaluer les différences d'estimation cinématique de la modélisation ML par rapport au modèle REF, la différence d'orientation γ a été calculée telle que :

$$\gamma = \cos^{-1} \left(\frac{\text{trace}(R_{ML}^{-1} \cdot R_{REF}) - 1}{2} \right) \quad \text{Eq. 3}$$

Avec R_{ML} et R_{REF} les matrices de rotation d'un même segment respectivement du modèle ML et du modèle REF, exprimées dans un même système de coordonnées. Ainsi, les différences d'orientation du thorax par rapport au sol, et des articulations sterno-claviculaire, acromio-claviculaire, gléno-humérale, du coude et du poignet ont été obtenues. Les différences d'orientation du plan de glissement scapulo-thoracique et de l'articulation virtuelle huméro-thoracique ont aussi été calculées.

6.2.6 Analyse statistique

Un premier modèle linéaire à effets mixtes a été appliqué pour exprimer le facteur d'échelle en fonction des effets fixes *méthode* (REF ou ML) et *segment* ($n = 6$) et leur interaction. Dans le cas d'un effet significatif d'interaction, le choix était fait *a priori* d'analyser uniquement l'effet *méthode* pour chaque *segment* donné. Un second modèle linéaire à effets mixtes a été implémenté pour étudier la différence d'orientation γ , en fonction des effets fixes *mouvement* ($n = 5$) et *articulation* ($n = 6$) et leur interaction. Un troisième modèle linéaire à effets mixtes a été appliqué pour évaluer les effets fixes *degrés d'élévation* huméro-thoracique ($n = 5$) et *articulation* ($n = 6$) et leur interaction sur la différence d'orientation. Les participants étaient intégrés dans le modèle en effet aléatoire. Les hypothèses de linéarité, homoscedasticité et normalité des résidus ont été contrôlées. Celles-ci n'étant pas vérifiées, une transformation logarithmique (i.e., $\ln(1 + \gamma)$) a été appliquée à la variable dépendante γ afin d'assurer les hypothèses à l'application de modèles linéaires à effets mixtes. Enfin, en cas d'effet significatif, des tests *post hoc* de Tukey ont été effectués avec un seuil de significativité à $p < 0.05$. La taille d'effet des modèles linéaires à effets mixtes (η^2) a été calculée et interprétée selon les recommandations de Cohen (1988) tel que $\eta^2 \approx 0.01$ soit considéré comme un effet faible, $\eta^2 \approx 0.06$ comme un effet modéré, et $\eta^2 \approx 0.14$ comme un effet fort. Enfin, la corrélation entre la distance euclidienne moyenne par participant ($n = 10$) et le pourcentage de masse grasse a été évaluée par le test de corrélation de Pearson, après vérification de l'hypothèse de linéarité et de normalité des données par un test de Shapiro-Wilk. Le logiciel R 4.4 (R Foundation for Statistical Computing, Vienne, Autriche) (Bates et al., 2015) ainsi que le package lme4 de R ont été utilisés pour ces analyses.

6.3 Résultats

Les distances euclidiennes moyennes pour les instantanés des itérations d'apprentissage sauvegardées sont présentées sur la Figure 43, en prenant en considération les prédictions avec un niveau de confiance supérieur à 60%. L'instantané de l'itération 135 000 présentant la moyenne des distances euclidiennes la plus faible sur les données de test, a été conservée pour la suite des analyses.

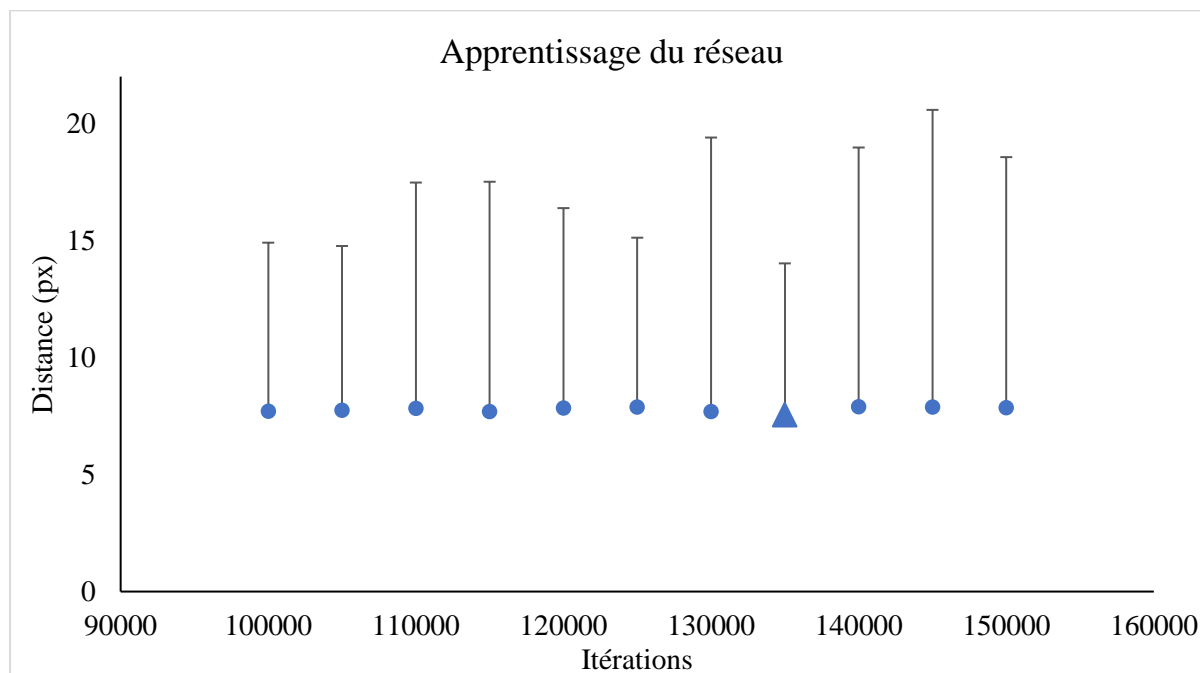


Figure 43. Distances euclidiennes moyennes sur les données de test pour chaque instantané sauvegardé. ▲ indique la distance moyenne minimale.

Pour les 210 poses de test, le nombre de coordonnées 3D ML et REF manquantes pour chaque point anatomique est représenté sur la Figure 44. Au total, 96 étaient manquantes sur les données de référence contre 226 pour les coordonnées 3D ML. En particulier, le point anatomique le plus fréquemment manquant était l'épicondyle médial, dans 27% des poses REF et 33 % des poses ML. Ensuite, le point anatomique T8 était perdu pour 21% des poses ML, dont une seule pose pour un participant masculin, alors qu'il était toujours présent pour les poses REF. Concernant les points anatomiques de la scapula, AI manquait dans 15% des poses ML, contre 0.4 % et 0 % pour TS et AA respectivement. Les pertes de Ster et Xiph concernaient uniquement les poses du mouvement d'élévation inféro-supéro-médiale, durant lequel le bras était situé devant le tronc. La perte de certains points anatomiques engendre l'impossibilité de reconstruction de certains segments REF ou ML ne permettant alors pas de comparer les modèles. Ainsi la différence d'orientation entre les modèles a pu être calculée pour 64% des poses pour le poignet et le coude, 67% pour les articulations gléno-humérale et huméro-thoracique, et plus de 97% des poses pour les autres articulations (Figure 48).

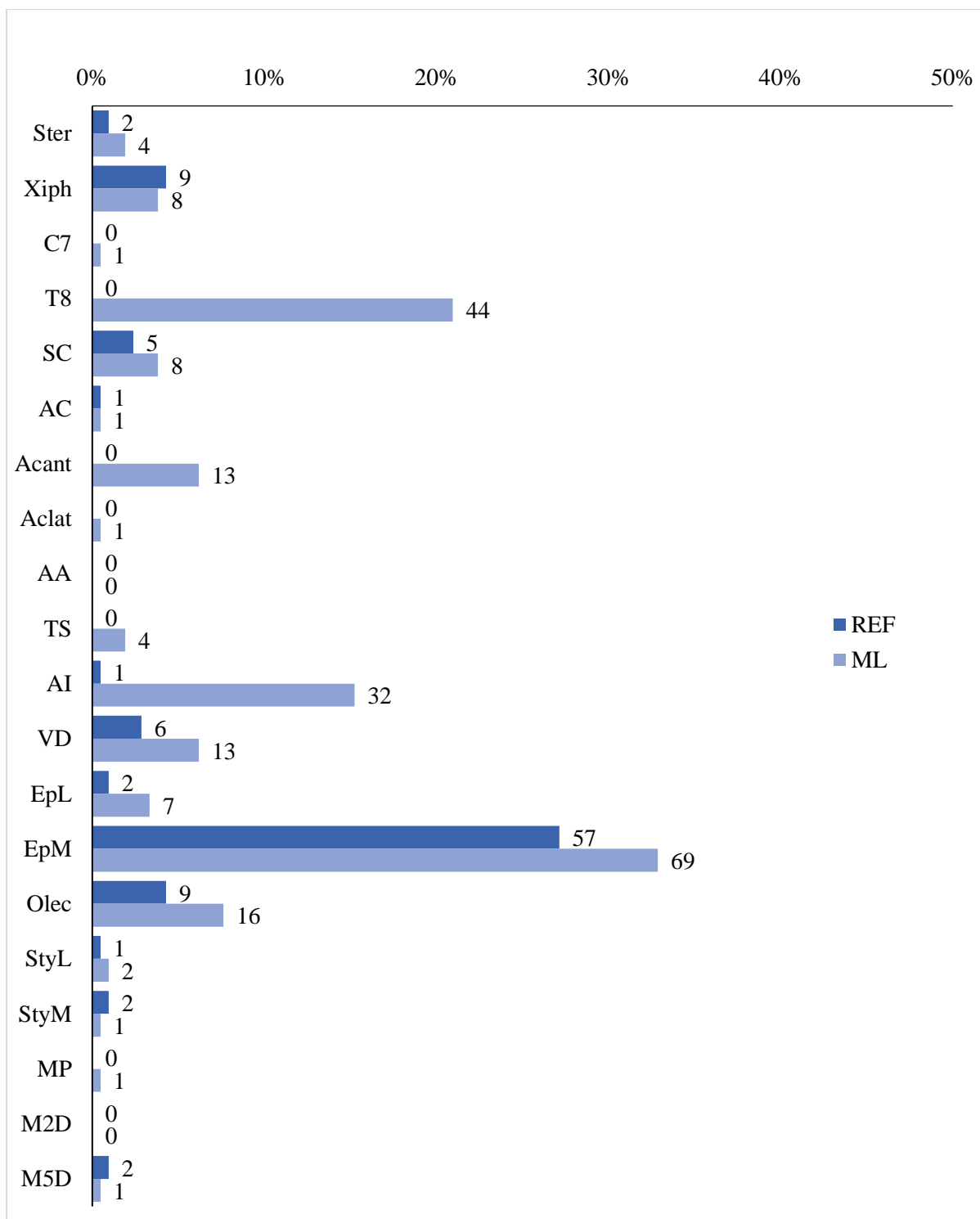


Figure 44. Proportions (et nombres) de points 3D manquants pour les données REF et ML.

Les distances euclidiennes médianes entre les données ML et REF pour les points anatomiques reconstruits en 3D étaient comprises entre 7.8 [écart interquartile (IQR) : 5.4] mm pour C7 et 21.7 [33.0] mm pour T8, pour une distance médiane globale de 11.5 [8.4] mm (Figure 45). Concernant les points anatomiques de la scapula, les distances médianes étaient de 10.0 [7.6] mm, 14.2 [9.2] mm et 19.0 [12.3] mm, respectivement, pour AA, TS et AI.

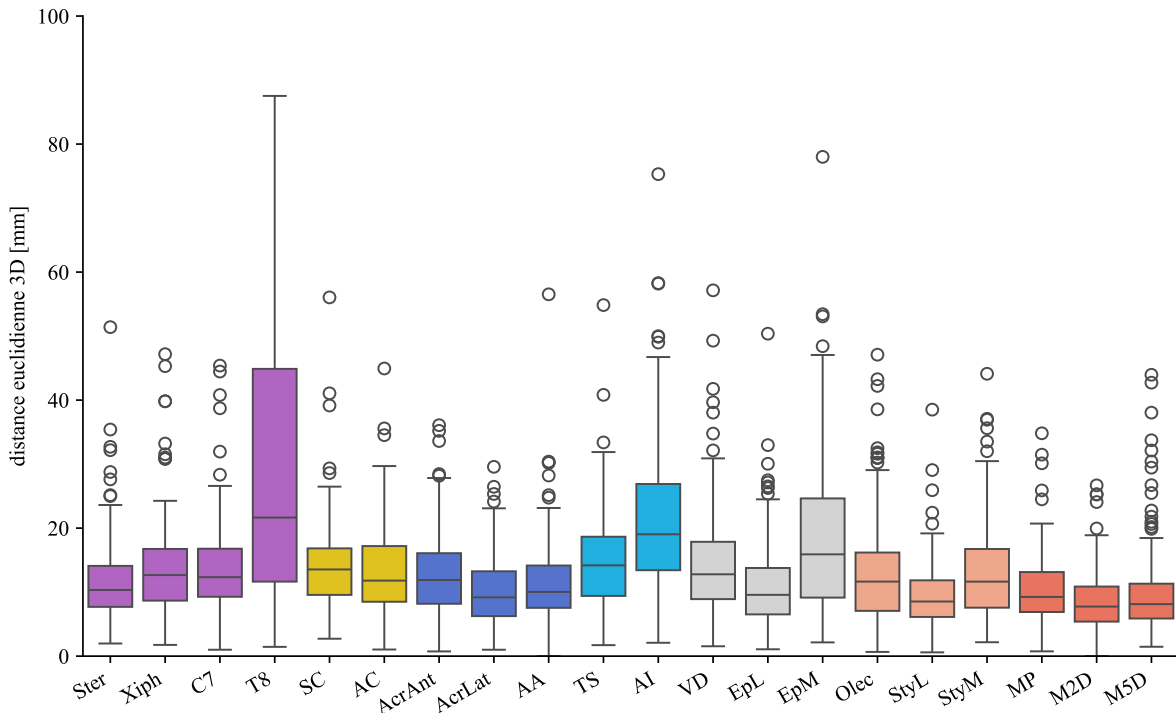


Figure 45. Distances euclidiennes 3D médianes ($\pm 1^{\text{er}}$ et 3^{e} quartiles, en mm) par point anatomique entre les coordonnées ML et REF. Les valeurs situées au-delà du 95^{e} percentile sont représentées par des cercles.

Le modèle linéaire à effets mixtes a révélé un effet significatif de l'interaction *méthode* * *segment* ($\eta^2 = 0.12$, $p = 0.026$, effet modéré) sur le facteur d'échelle, mais aucune différence significative n'a été révélée entre les deux méthodes pour un même segment (Figure 46).

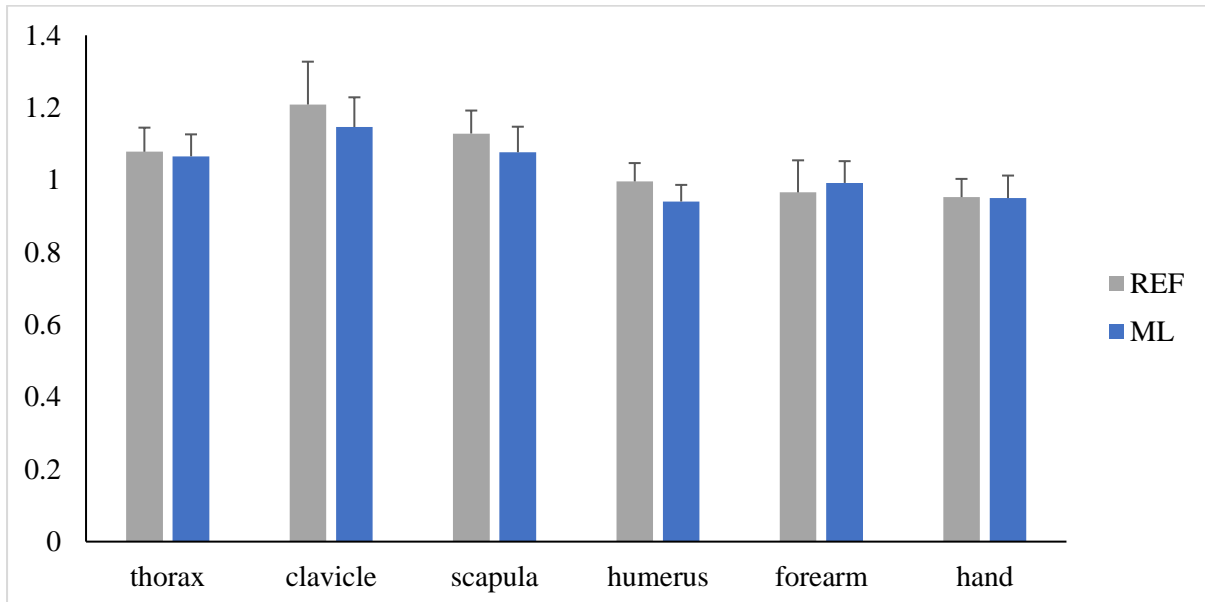


Figure 46. Facteurs d'échelle moyens (\pm écart-type) pour chaque segment selon la méthode de création du modèle (REF ou ML).

La différence médiane d'orientation était comprise entre 5.3° [écart interquartile (IQR) : 4.4°] pour le thorax par rapport au repère global, et jusqu'à 24.6° [15.2°] pour l'articulation du poignet. Les différences d'orientation médianes des articulations scapulo-thoracique et huméro-thoracique étaient de 12.1° [7.6°] et 13.6° [9.3°], respectivement (Figure 48).

Le premier modèle linéaire à effets mixtes n'a révélé aucun effet significatif de l'interaction *mouvement* * *articulation* sur la différence d'orientation ($\eta^2 = 0.02$, $p = 0.37$). De même aucun effet significatif du *mouvement* n'était obtenu ($\eta^2 = 0.03$, $p = 0.295$) (Figure 47).

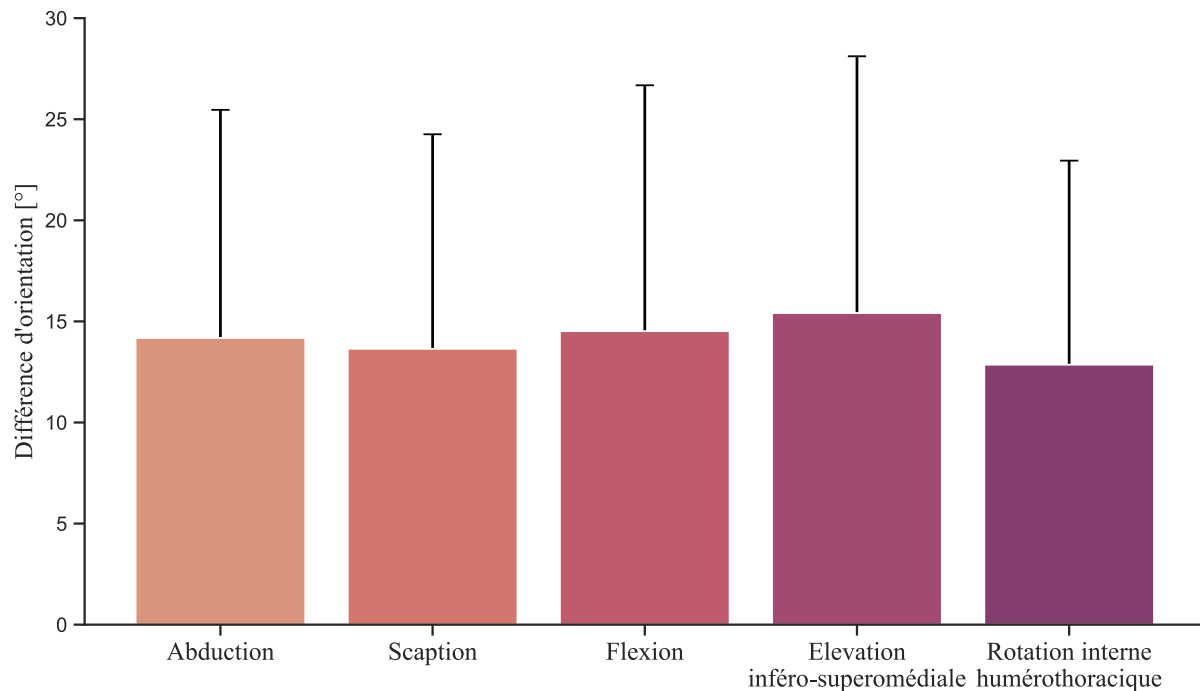


Figure 47. Différences d'orientation γ moyennes (\pm écart-type, en °) par mouvement.

Un effet significatif du facteur *articulation* sur la différence d'orientation ($\eta^2 = 0.48$, $p < 0.001$, effet fort) a été révélé. Les différences d'orientation étaient similaires entre les articulations thorax-monde et sterno-claviculaire ($p = 0.51$) et entre les articulations gléno-humérale et coude ($p = 0.41$) mais significativement différentes deux à deux pour toutes les autres articulations ($p < 0.001$) (Figure 48). Une augmentation de la différence d'orientation vers les articulations distales est constatée, puisque la plus grande différence médiane est obtenue pour le poignet avec 24.6° [15.0°], puis le coude avec 18.9° [12.8°] et l'articulation gléno-humérale avec 16.9° [11.0°]. L'articulation acromio-claviculaire, sterno-claviculaire et l'orientation du thorax par rapport au repère global présentent des différences d'orientation respectivement de 11.5° [9.3°], 5.9° [4.5°] et 5.3° [4.4°].

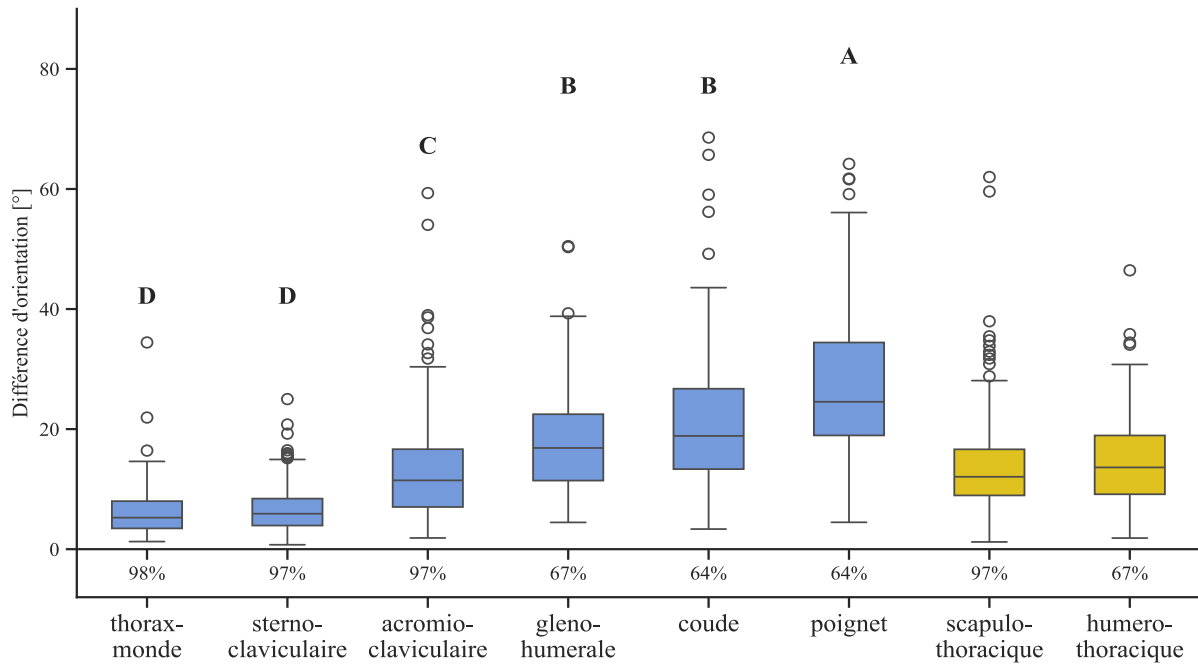


Figure 48. Différences d'orientation médianes (\pm 1^{er} et 3^e quartiles, en $^{\circ}$) pour chaque articulation. Le pourcentage de poses sur lesquelles la différence d'orientation est calculée est indiquée en abscisse.

Une lettre commune entre deux articulations indique l'absence de différence significative.

Le second modèle linéaire à effets mixtes n'a révélé aucun effet significatif de l'interaction *articulation* * *angle d'élévation* ($\eta^2 = 0.03$, $p = 0.21$), ni du facteur *degré d'élévation* ($\eta^2 = 0.01$, $p = 0.05$) (Figure 49). Un effet significatif du facteur *articulation* ($\eta^2 = 0.56$, $p < 0.001$, effet fort) a été révélé, avec des différences significatives entre articulations identiques au modèle linéaire précédent.

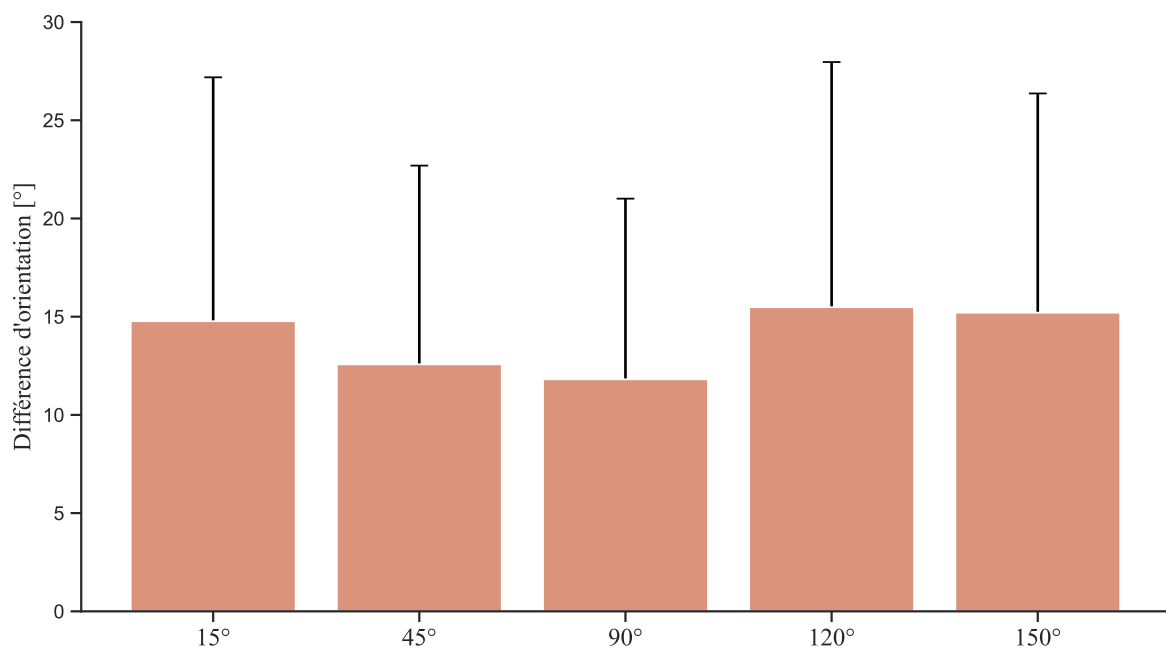


Figure 49. Différences d'orientation γ moyennes (\pm écart-type, en $^{\circ}$) par degré d'élévation.

Aucune relation significative ($R = 0.055$, $p = 0.89$) n'a été rapportée entre la distance euclidienne moyenne et le pourcentage de masse grasse (Figure 50).

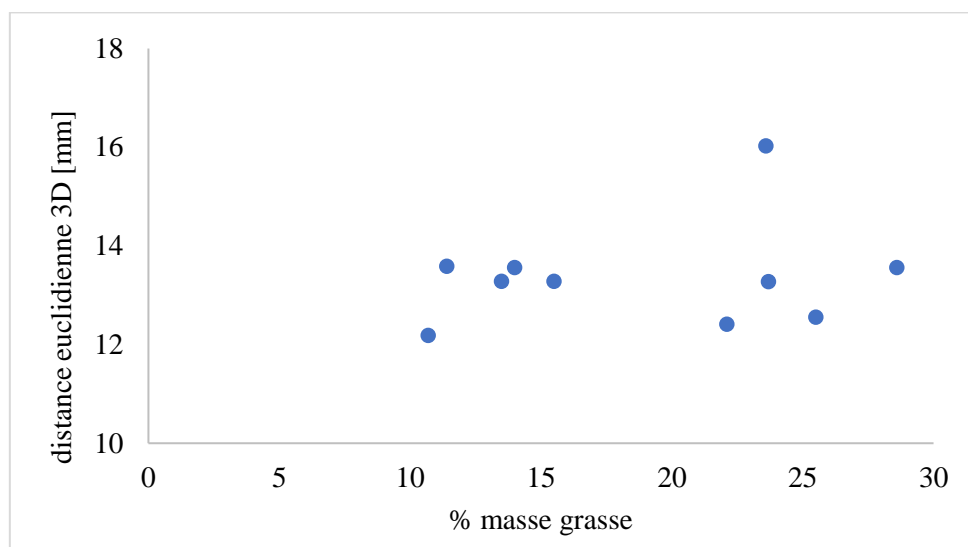


Figure 50. Distance euclidienne moyenne par participant en fonction du pourcentage de masse grasse.

6.4 Discussion

L'objectif de cette étude était de développer et valider une méthode d'estimation 3D de la cinématique du complexe de l'épaule et du membre supérieur à partir de capture de mouvement sans marqueurs. Les résultats principaux étaient l'obtention de coordonnées 3D de points anatomiques avec une précision moyenne de 13.4 mm et une modélisation détaillée du complexe de l'épaule et du membre supérieur avec une différence d'orientation moyenne de 13.9° pour l'articulation scapulo-thoracique.

La triangulation est une procédure répandue pour obtenir des coordonnées 3D à partir de positions 2D. La méthode employée dans notre étude était la transformation linéaire directe avec contrôle de l'erreur de reprojection. Elle permet de s'affranchir d'éventuelles fausses détections (Pagnon et al., 2021), en témoigne la concordance de la quantité de coordonnées reconstruites à partir des estimations sans marqueurs comparativement aux coordonnées de référence. Cette concordance est également valable concernant les repères non reconstruits car masqués, puisque la gestion des occlusions dans l'estimation de pose nécessite des modèles spécifiques (Gu et al., 2020), non implémentés dans ces travaux. Certains points anatomiques étaient cependant manquants en plus grande proportion dans les données sans marqueurs, particulièrement T8 et AI. Concernant le premier, l'absence de reconstruction pour les participantes féminines s'explique par la présence du textile porté à l'emplacement théorique du point anatomique. Les algorithmes d'estimation de pose étant généralement robustes à travers les vêtements (Desmarais et al., 2021), un manque d'entraînement spécifique à ces conditions est suspecté pour l'algorithme utilisé. Pour AI, la grande variabilité de position du point anatomique selon les poses et les

participants serait plutôt mise en cause. Malgré tout, étant donné le suivi de respectivement quatre et cinq points anatomiques pour le thorax et la scapula, les absences de T8 et variabilité de AI influencent faiblement l'estimation cinématique des segments thorax et scapula, avec des taux de reconstruction de 98% et 97%. Les coordonnées 3D obtenues sans marqueurs étaient donc fidèles à la réalité des coordonnées identifiables car visibles. Ces coordonnées sont compatibles avec la modélisation cinématique 3D.

Les méthodes de capture de mouvement avec et sans marqueurs existantes peuvent présenter une précision parfois limitée pour l'estimation de points anatomiques de l'épaule et du membre supérieur. Ainsi, le positionnement de AC à partir d'un marqueur cutané est estimé avec une précision de 14.1 à 19.5 mm par rapport à une référence d'imagerie (Michaud et al., 2016), tandis que les erreurs dues aux STA pour l'estimation avec marqueurs de AA, TS et AI sont de l'ordre de 30 à 70 mm lors de mouvements d'élévation (Yoshida et al., 2022). Les précédentes études en capture de mouvement sans marqueurs observent des différences par rapport à une référence avec marqueurs pour le positionnement des centres articulaires de l'ordre de 21 à 55 mm pour l'articulation huméro-thoracique, de 16 à 67 mm pour le coude et de 16 à 48 mm pour le poignet (Lahkar et al., 2022; Nakano et al., 2020; Needham et al., 2021; Torvinen et al., 2024; Vafadar et al., 2021). Dans notre étude, les estimations des points anatomiques par rapport à la palpation présentent des distances euclidiennes 2 à 3 fois inférieures, puisque comprises entre 10 et 21 mm pour les points anatomiques de la scapula et l'humérus, entre 11 et 18 mm pour les points anatomiques des épicondyles du coude, et entre 9 et 13 mm pour les points anatomiques des styloïdes du poignet. Des écarts également 3 fois inférieurs sont aussi obtenus pour les points anatomiques de la scapula par rapport aux précédentes méthodes avec marqueurs puisque les distances euclidiennes par rapport à la palpation étaient de 11 à 21 mm pour AA, TS et AI. Ces ordres de grandeur restent malgré tout supérieurs aux erreurs obtenues par fluoroscopie mono-planaire sur la position des segments, estimés entre 4.2 et 8.1 mm pour l'humérus, et entre 1.6 et 9.3 mm pour la scapula (Lawrence et al., 2018). La précision des coordonnées 3D obtenue constituerait donc une amélioration par rapport aux précédentes méthodes sans marqueurs, et équivaldrait voire dépasserait la précision des méthodes avec marqueurs classiquement utilisées.

Les coordonnées 3D obtenues par la capture de mouvement permettent d'analyser la cinématique articulaire à partir d'un modèle cinématique et d'une MKO. Avec marqueurs, ce modèle cinématique est classiquement construit ou mis à l'échelle à partir d'une pose statique référence (pose anatomique) minimisant les STA (van Andel et al., 2009). Sans marqueurs en revanche, il n'existe aucune pose définie *a priori* comme étant davantage précise ou adaptée à la création du modèle. C'est pourquoi le choix a été effectué de créer un modèle à chaque pose puis d'en calculer un modèle moyen réappliqué *a posteriori* sur l'ensemble des poses. Cette méthode s'est finalement montrée efficace puisqu'elle n'a présenté aucune différence significative par rapport à la méthode de référence sur la mise à l'échelle des segments. Concernant l'estimation de la cinématique articulaire et notamment de l'articulation

scapulo-thoracique, des différences d'orientation du même ordre de grandeur que la capture de mouvement avec marqueurs ont été obtenues puisque les résultats du chapitre 4 font état de différences d'orientation par rapport à la palpation de l'ordre de [15° ; 19°] (Résultats : 4.2 p.73). De même, les différences d'orientation pour l'articulation huméro-thoracique obtenues sont probablement inférieures aux précédentes études sans marqueurs, puisque des erreurs comprises entre 3° et 12° selon les axes de rotation sont rapportés dans la littérature (Lahkar et al., 2022; Sheng et al., 2024; Torvinen et al., 2024), et du même ordre de grandeur que les méthodes avec marqueurs [2° ; 18°] (Begon et al., 2017, 2015). Une tendance à une augmentation de l'erreur vers les articulations distales a été également constatée, comme précédemment rapportée pour la capture de mouvement du membre supérieur sans marqueurs (Lahkar et al., 2022). La modélisation cinématique réalisée par méthode sans marqueurs présentait donc un niveau de précision comparable par rapport aux méthodes avec marqueurs comme sans marqueurs existantes, en proposant une modélisation cinématique plus détaillée du complexe de l'épaule que celle actuellement proposée par ces méthodes.

Un système de capture de mouvement fiable possède une précision indépendante du mesurande. Ainsi, la précision des estimations cinématiques du complexe de l'épaule est évaluée sur de larges amplitudes d'élévation, révélant des erreurs augmentant conjointement avec l'élévation du bras en utilisant la capture de mouvement avec marqueurs (Lempereur et al., 2014; Matsumura et al., 2019). De plus, l'étude de mouvements variés, aussi bien analytiques que de la vie quotidienne, par méthode avec marqueurs présente des différences de précision mouvement-dépendantes (Blache et al., 2017; Nicholson et al., 2017; Rapp et al., 2017). Bien que le panel de mouvements étudiés ici ait été limité par le temps d'expérimentation, les caractéristiques d'homogénéité au mouvement et au degré d'élévation huméro-thoracique, déjà obtenues en 2D (voir 5.3 p.95), étaient conservées en 3D. Ceci témoigne de la réduction de l'influence des STA, également mise en évidence par l'absence d'effet de la masse grasse sur la précision de la mesure. La qualité de l'estimation 3D repose principalement sur celles des estimation 2D (Martinez et al., 2017) et présente donc également une performance homogène sur les poses étudiées. Il est tout de même nécessaire de noter que les mouvements d'élévation inféro-supéro-médiale et de rotation interne huméro-thoracique comportaient moins de poses que les élévations dans les plans frontal, scapulaire et sagittal ; cette réduction pourrait affecter la représentativité des résultats obtenus au moment de transposer ces interprétations à un mouvement dynamique. Finalement, contrairement aux méthodes avec marqueurs, les estimations cinématiques sont apparues indépendantes du mouvement et du degré d'élévation, permettant d'envisager des améliorations de la modélisation qui puissent s'appliquer à l'ensemble des conditions.

Cette étude présente cependant plusieurs limites. En premier lieu, les données de référence utilisées pour la validation sont issues de la palpation, requérant l'usage de poses statiques. Afin de pouvoir transférer la méthode de capture de mouvement sans marqueurs développée à l'étude d'un mouvement dynamique, une validation en mesures dynamiques contre un standard de référence d'imagerie ou de

tiges intracorticales apparaît nécessaire. Une seconde limite est que la comparaison des estimations cinématiques réalisées nécessite l'application d'une modélisation de cinématique inverse. Celle-ci n'ayant pas fait l'objet d'une étude approfondie dans ces travaux, une optimisation des résultats de la modélisation semble possible et pourrait conduire à une amélioration des estimations cinématiques. Enfin, une troisième limite est relative à l'homogénéité de la population et de l'environnement de mesure utilisés pour l'apprentissage du modèle. Une phase de validation dans un environnement différent et/ou des conditions de mesure différentes, sur une population davantage diversifiée en termes d'âge et de morphologie, permettrait d'apporter des informations additionnelles sur la généralisation des résultats obtenus avec l'outil développé.

En conclusion, une méthode de capture de mouvement sans marqueurs permettant le suivi de 20 points anatomiques de l'épaule et du membre supérieur a été développée. Elle présente le potentiel pour égaler voire dépasser les méthodes avec marqueurs actuellement utilisées, en limitant l'interaction avec le participant. Elle représente aussi un gain de temps par l'absence de pose de marqueurs, tout en offrant une modélisation cinématique détaillée du complexe de l'épaule contrairement aux méthodes sans marqueurs actuelles.

7 Discussion générale

Cette thèse avait pour objectif de contribuer au développement des outils d'analyse cinématique du complexe de l'épaule par capture de mouvement avec et sans marqueurs. De nouvelles méthodes ont ainsi été proposées et analysées quant à leur capacité à se rapprocher de l'outil de capture de mouvement idéal, tel que défini par Atha (1984), en étant le plus précis possible sans interférer avec l'environnement ou le participant.

Cet objectif principal a été décomposé en deux sous-objectifs. Le premier, abordé dans le chapitre 4, consistait à étudier l'influence de l'optimisation du modèle et du poids des marqueurs de la scapula sur la cinématique scapulaire dans une optimisation multi-segmentaire. Le second sous-objectif de ce travail de thèse était d'évaluer la capacité de la capture de mouvement sans marqueurs à estimer la cinématique du membre supérieur incluant le complexe de l'épaule en développant une méthode par algorithme d'apprentissage profond. Pour répondre à ce sous-objectif, une première partie a concerné le développement d'une méthode d'estimation de poses 2D du membre supérieur, puis dans une seconde partie, cet algorithme d'estimation de poses a été employé pour estimer la cinématique 3D du complexe de l'épaule et du membre supérieur sans marqueurs. Que ce soit avec ou sans marqueurs, développer un système de capture de mouvement nécessite d'étudier plusieurs éléments. D'abord, il faut considérer les outils de mesures, qu'ils soient matériels et logiciels, puis tenir compte de l'environnement et de l'objet de la mesure, pour enfin le confronter à une méthode existante et valider son niveau de précision. La discussion qui s'ensuit se propose donc d'aborder dans un premier temps les solutions matérielles et logicielles pour l'analyse cinématique du complexe de l'épaule en examinant en détail les critères d'entraînement des algorithmes d'estimations de pose, puis dans un second temps d'évoquer les outils numériques de modélisation généralement employés, et enfin dans un dernier temps de discuter des méthodes de validation, à travers le prisme des travaux réalisés dans cette thèse.

Les systèmes matériels de mesure de la cinématique du complexe de l'épaule sont nombreux avec des usages spécifiques. Les méthodes d'estimation par mesure directe comme les tiges intracorticales, l'imagerie ou la palpation sont considérées comme précises, mais comportent chacune des limites d'usage. Les méthodes d'estimation par capture de mouvement indirecte avec capteurs ou marqueurs cutanés se positionnent comme des options davantage applicables en pratique (Kedgley et al., 2009), mais comportent également des limites importantes que sont l'influence des artefacts des tissus mous (Leardini et al., 2005) et l'erreur de pose des marqueurs (Della Croce et al., 2005). La capture de mouvement sans marqueurs par analyse vidéo représente alors une nouvelle opportunité avec le potentiel de surpasser les méthodes de capture de mouvement avec marqueurs actuelles puisque libérée de la fixation à des repères cutanés. Ces systèmes étant encore en développement, les configurations matérielles possibles sont nombreuses, et il convenait donc de choisir un système adapté à l'estimation cinématique du complexe de l'épaule, qui n'avait pas été explorée jusqu'ici. Ceux présentant les

meilleures précisions pour l'identification de centres articulaires, pour lesquels la détection peut se faire « à travers » le corps, faisaient état de configuration de quatre à cinq caméras (Nakano et al., 2020; Sheng et al., 2024; Vafadar et al., 2021). En revanche, pour ceux identifiant des points anatomiques comme avec la solution commerciale Theia3D, un nombre de caméras équivalent aux systèmes avec marqueurs est employé (Valevicius et al., 2018), avec huit à dix caméras (Chaumeil et al., 2024; D'Souza et al., 2023; Kanko et al., 2021a, 2021b). L'identification de points anatomiques nécessite en effet que ces repères soient visibles sur au minimum deux caméras pour permettre la triangulation (Pagnon et al., 2021). Or la grande mobilité du membre supérieur implique un nombre suffisant d'angles de vue pour couvrir les différentes orientations possibles. Aussi, le membre supérieur étant souvent en interaction avec son environnement, le risque d'occlusions par des objets ou d'autres parties du corps, dans le cadre de situations de mesures représentatives de la vie quotidienne, impose un nombre de points de vue conséquent. C'est pourquoi le choix a été fait pour la configuration développée dans nos travaux d'utiliser trois caméras couvrant la vue antérieure du participant et cinq caméras pour la vue postérieure, malgré le coût matériel que cela représente. Aussi, il est à noter que cette configuration a été conçue initialement dans la perspective d'analyses bilatérales, bien que finalement, seuls des mouvements unilatéraux aient été traités au cours de ce travail. La réduction du nombre de caméras permettrait de réduire les coûts matériels et de mise en place du système, mais ceci s'effectuerait au détriment de la précision, le nombre de huit caméras ayant été identifié comme un bon compromis pour la reconstruction 3D à partir d'estimation de poses (80% de reconstruction contre moins de 60% avec quatre caméras (Bala et al., 2020)). Le placement des caméras pourrait en revanche être ajusté dans de futurs travaux, la configuration actuelle ayant montré quelques pertes, bien que celles-ci soient principalement causées par la présence du guide utilisé pour le maintien des poses statiques. Au-delà du nombre de caméras, la résolution et la fréquence d'acquisition ont aussi une influence sur la qualité des mesures. Concernant le nombre d'images par seconde, celui-ci a peu d'importance dans le cas d'une étude de position statique, mais il sera primordial de le considérer pour l'étude des mouvements, et particulièrement pour les mouvements sportifs rapides dont la fréquence d'acquisition recommandée peut aller jusqu'à 1000Hz (Pueo, 2016). Pour la résolution, son influence sur la précision est directe, puisque la détection des algorithmes d'estimation de poses s'effectue à l'échelle du pixel et que la qualité de détection est très dépendante de la qualité des images utilisées dans le jeu de données d'apprentissage (Deng et al., 2009). Cependant, ces deux paramètres augmentent la quantité de données, par la taille et la quantité des images, impliquant un temps de traitement plus long (Kane et al., 2020), qu'il convient finalement d'adapter à l'usage souhaité. La capture de mouvement sans marqueurs fonctionnant principalement sur des algorithmes d'apprentissage profond pour identifier les points anatomiques automatiquement, différents choix logiciels sont aussi possibles. Ces algorithmes d'estimation de poses disposent d'une structure en réseau de neurones avec des disparités en termes de rapidité et de précision suivant l'architecture employée. En particulier avec l'outil DeepLabCut utilisé dans ces travaux, des architectures de type ResNet, MobileNet et EfficientNet sont proposées (Lauer et

al., 2022). EfficientNet propose *a priori* une meilleure précision que ResNet, au prix d'une rapidité moindre, et inversement pour MobileNet (Mathis et al., 2021). Cependant, la vitesse d'estimation de pose est aussi dépendante du processeur graphique utilisé pour traiter les données avec des différences pouvant aller jusqu'à un facteur 100 (Kane et al., 2020). Ceci constitue donc aussi un élément non négligeable dans l'optique d'un système de capture de mouvement capable d'opérer en temps réel. La rapidité ne faisait pas partie des critères de choix dans ces travaux, mais il est à noter qu'une vitesse d'inférence d'environ 10 images par seconde était obtenue pour l'algorithme d'estimation de poses développé à partir d'une architecture ResNet. Enfin, dans le cas de systèmes multi-caméras, des méthodes de calibration et de synchronisation sont nécessaires, dépendamment du système et des caractéristiques des caméras utilisés (Desmarais et al., 2021), afin de garantir la cohérence spatiale et temporelle des données. Dans notre cas, le choix a été fait d'utiliser les outils intégrés de la solution d'acquisition Qualisys (Qualisys AB, Göteborg, Suède). Tout ceci montre que la capture de mouvement sans marqueurs par apprentissage profond est une technologie encore en exploration avec de nombreuses pistes d'amélioration, la rendant d'autant plus intéressante que sa performance pourrait égaler voire dépasser les capacités de reconnaissance humaine (Dodge and Karam, 2017). A ce jour, la capture de mouvement avec marqueurs reste la plus utilisée en routine pour l'estimation de la cinématique du complexe de l'épaule du fait de sa praticité et de sa relative précision. Néanmoins, la capture de mouvement sans marqueurs devient progressivement une candidate de plus en plus crédible par son potentiel à surpasser les limites de l'utilisation de marqueurs cutanés, à condition d'adapter les solutions technologiques au besoin, particulièrement pour le domaine sportif.

Une fois que la configuration matérielle et logicielle est établie, il convient de constituer un jeu de données d'entraînement qui soit diversifié pour l'estimation de poses afin que celle-ci soit généralisable, ou *a minima* représentative des mesures ciblées, en termes de position ou de mouvement et de population. Dans le cas d'un système multi-caméras, se pose la question de la multiplicité des réseaux, avec la possibilité de créer un réseau individuel par caméra, un réseau commun, ou toute autre configuration qui serait considérée comme pertinente. Or l'estimation de poses est d'autant plus performante que le jeu de données d'entraînement est représentatif des mouvements et poses des données sur laquelle elle est appliquée (Zhang et al., 2017). Le choix a été fait dans nos travaux d'inclure les images venant des huit caméras dans un seul et même jeu de données pour l'entraînement d'un réseau unique. Ceci apporte des points de vue et orientations du participants variés sur les images, afin de favoriser la reproductibilité du système à des cas de disposition et/ou de nombre de caméra différents. De plus, une étude préliminaire avait pu montrer que l'utilisation d'un seul réseau pour l'ensemble des caméras offrait des performances équivalentes à l'usage de réseaux individualisés (annexe 10.2.2 p.158). Afin d'apporter plus de variations dans les données d'apprentissage et ainsi améliorer la généralisation du réseau de neurones (Ji et al., 2023), les paramètres d'augmentation des images, qui consistent à appliquer aléatoirement des transformations par de la mise en rotation, du découpage ou de

la modification de taille, ont aussi été ajustés (annexe 10.2.1.2 p.152). En plus des paramètres d'entraînement, l'objet de la mesure, c'est-à-dire le participant, sa position, son mouvement, mais aussi l'environnement, sont particulièrement à considérer. Concernant l'influence de la morphologie sur la capacité d'estimation de poses, les résultats ont montré l'absence de corrélation entre le pourcentage de masse grasse et la précision des estimations de la position des points anatomiques. Ceci resterait cependant à confirmer sur une cohorte plus grande, couvrant un spectre de corpulence plus large. La population incluse dans ces travaux étant majoritairement composée d'étudiants de la faculté de sport et de jeunes adultes, il serait aussi intéressant d'élargir ce panel d'âge. En effet, un tel outil de capture de mouvement serait pertinent dans le cadre de la pratique sportive et particulièrement chez l'enfant et l'adolescent, du fait de la précocité des pratiques intensives et du risque de blessure chez les enfants pratiquant des sports « overhead », généralement lié à une surutilisation combinée à des gestuelles à risques (Chen et al., 2005; Zaremski and Krabak, 2012). Ces mêmes problématiques de mouvements délétères sont également présentes chez les travailleurs manuels, largement exposés à des troubles musculosquelettiques de l'épaule (van der Windt et al., 2000). Les personnes âgées sont aussi affectées par ces troubles, puisque 21% de la population de plus de 70 ans présente des douleurs d'épaule (Hermoso and Calvo, 2009) pouvant impacter leur autonomie. Par conséquent, l'analyse cinématique du complexe de l'épaule présente un intérêt pour un large public dont le jeu de données doit être représentatif. Toutefois, dans notre étude, aucun participant très jeune ou âgé n'a été inclus à ce jour dans la constitution du jeu de données d'entraînement ni de test. Plus généralement, aucun participant présentant des troubles de la mobilité de l'épaule n'est présent dans le jeu de données, et il n'est donc malheureusement pas encore possible de juger de la qualité de l'algorithme d'estimation de poses sur une population présentant ces caractéristiques. La couleur de peau est aussi un paramètre qui pourrait être considéré concernant la qualité de l'algorithme de détection de poses. Au-delà de l'inclusion de participants de teintes de peau variées dans le jeu de données, la détection et segmentation de la peau pourrait potentiellement être utilisée pour faciliter les détections, à la manière des travaux réalisés en reconnaissance faciale (Ban et al., 2014; Peng et al., 2009). Un algorithme de détection spécifique est en effet utilisé pour extraire l'information de la couleur de peau et les points d'intérêt, afin de réaliser l'apprentissage et la détection en utilisant non seulement les caractéristiques structurelles (positions) mais aussi la distribution de la couleur de peau. Les changements visibles sur la peau rendent la détection plus efficace, en réduisant l'influence de l'arrière-plan et des variations de condition de luminosité. Concernant l'influence de l'arrière-plan, bien qu'un environnement unique ait été utilisé dans le protocole mis en place, la question a été traitée lors de la phase préliminaire d'optimisation de l'apprentissage, à l'aide d'un procédé de suppression de l'arrière-plan (chapitre 10.2.1.2.4 p.155). Les estimations de poses alors réalisées étaient similaires, que l'arrière-plan ait été supprimé ou non des données de tests. De même en supprimant l'arrière-plan des données du jeu d'entraînement mais en le conservant sur les données de test, la qualité des estimations n'était pas modifiée. Il en a été déduit que la présence ou non de l'arrière-plan n'influence pas ou peu l'estimation de pose. La suppression de

l'arrière-plan n'a cependant pas été conservée dans notre étude en raison de la segmentation imparfaite du participant réalisée dans l'étude préliminaire. En effet, la segmentation d'image n'étant pas le sujet prioritaire de ces travaux, aucun risque n'a été pris quant à la potentielle perte d'information par suppression éventuelle d'une partie du corps du participant. Une optimisation de la méthode de segmentation permettrait d'appliquer ce traitement aux données d'apprentissage ainsi qu'aux données analysées, et rendre plus robuste la détection vis-à-vis de l'environnement extérieur. Un dernier critère pouvant influencer la détection de points anatomiques est la présence d'un vêtement sur le haut du corps pour les participantes féminines lorsque certains points anatomiques sont masqués par le vêtement. Dans les travaux menés, aucune consigne particulière n'a été donnée aux participantes, hormis de porter un vêtement dégageant au maximum l'épaule et la scapula. Les résultats de l'étude présentés dans le chapitre 6 montrent que cela peut altérer la détection de la 8^{ème} vertèbre thoracique, et l'impossibilité de reconstruction de la position du point anatomique en 3D. Cependant, ces coordonnées 3D manquantes ont peu d'influence sur la précision de la position du thorax obtenue étant donné la présence d'autres points anatomiques pour suivre le segment. Ce suivi est cependant conditionné à l'acceptabilité d'un haut du corps largement dénudé. L'inclusion de données de participants davantage vêtues pourrait être envisagée, pour permettre un usage moins contraignant, mais ceci s'effectuerait au détriment de la précision de l'identification des points anatomiques. Malgré tout, les consignes vestimentaires peu restrictives volontairement appliquées permettent déjà de s'approcher de la faisabilité de la détection en condition réelle d'utilisation future. Finalement, les pistes de diversification du jeu de données sont nombreuses en vue de la généralisation de la méthode. Les travaux réalisés restent malgré tout compatibles avec l'objectif de développement d'une méthode de capture de mouvement sans marqueurs constituant une preuve de concept de la capacité de notre algorithme à modéliser la cinématique du complexe de l'épaule.

Une fois que l'algorithme d'estimation de pose est établi et utilisé pour la détection des points anatomiques en 2D, la triangulation est réalisée pour obtenir des coordonnées 3D ensuite utilisées pour modéliser la cinématique articulaire grâce à des outils numériques. Ces derniers ont pour but d'exploiter l'information 3D disponible, qu'elle soit issue d'un système avec ou sans marqueurs, afin de représenter le plus fidèlement possible la cinématique en minimisant les erreurs dues aux STA (Michaud et al., 2017). Le travail mené dans le chapitre 4 témoigne justement de l'exploration de la combinaison de contraintes cinématiques par optimisation multi-segmentaire (Begon et al., 2018b; Blache et al., 2021) avec l'optimisation de la pondération des poids attribués aux marqueurs (Begon et al., 2015), deux outils non associés jusqu'à présent pour l'optimisation cinématique de la scapula. Ces outils ont permis d'obtenir un progrès sur les estimations, mais la différence par rapport à une référence reste malgré tout non négligeable (supérieure à 14°). De plus, ce processus n'est pas réalisable en pratique du fait des coûts temporels expérimentaux et numériques que cela engendre. Une alternative plus réaliste avec une optimisation de la pondération en fonction du mouvement réalisé est proposée. Celle-ci ne nécessiterait

pas de coût procédural supplémentaire une fois la pondération relative au mouvement déterminée. Cependant, la différence par rapport à une référence de palpation reste encore importante (supérieure à 16°). La MKO a été combinée à d'autres méthodes expérimentales comme la double calibration (Blache et al., 2021) pour tenter d'en améliorer la performance, mais avec des progrès encore limités. L'emploi d'autres outils numériques a été exploré, comme l'utilisation de régression linéaire (Nicholson et al., 2017) ou non-linéaire (Matsumura et al., 2019) pour estimer la position de la scapula, ou encore par apprentissage automatique (Nicholson et al., 2019), sans toutefois apporter de réduction drastique des erreurs d'orientation. En effet, la dépendance des artefacts des tissus mous aux mouvements et aux participants (Begon et al., 2015; Blache et al., 2017) impose une limite de précision à la capture de mouvement avec marqueurs, un « plafond de verre » impossible à outrepasser sauf à compromettre la praticité de la méthode par la mise en place de procédures compensatoires aux coûts temporel et computationnel élevés. En capture de mouvement sans marqueurs en revanche, la localisation des points anatomiques est basée sur l'identification visuelle de la position de structures anatomiques sous-cutanées, contrairement aux marqueurs cutanés dont la localisation reste figée dans le référentiel de la peau. Ceci offre l'espoir d'une capture de mouvement plus précise, s'affranchissant des artefacts des tissus mous. Dans ce but, le nombre et le positionnement des points anatomiques intégrés à l'algorithme d'estimation de pose pour l'épaule et le membre supérieur ont été choisis pour permettre la reconstruction de chaque segment avec six degrés de liberté, nécessitant donc au minimum trois points. La perte de certains repères peut cependant conduire à l'impossibilité de reconstruire le segment associé, comme l'ont montré les résultats de la modélisation du chapitre 6.3 (p.108) (Figure 46). Il serait alors souhaitable d'augmenter le nombre de points anatomiques ou techniques utilisés par segment. Cependant, les positions choisies doivent être répétables pour la palpation de référence ; or le nombre de repères fiables utilisables (typiquement des proéminences osseuses) est limité. En l'occurrence dans nos travaux, certains points anatomiques comme celui placé sur le V deltoïdien ou en position proximale sur la main ne reposent pas sur un repère osseux précis. Leur repositionnement à chaque pose dans le protocole mis en place pour la validation comporte donc davantage de variabilité. C'est pourquoi une chaîne cinématique a été utilisée pour la mise à l'échelle des différents segments, afin d'utiliser les contraintes aux articulations pour la construction du modèle, en dépit de la possibilité d'une reconstruction indépendante pour chaque segment. A l'inverse des méthodes avec marqueurs, avec la méthode sans marqueurs il n'existe pas *a priori* de pose pour laquelle les estimations sont plus précises, étant donné son indépendance au mouvement et au degré d'élévation. Par conséquent, réaliser une mise à l'échelle moyenne semble être le meilleur compromis, puisque ne présentant pas de différence par rapport à la référence. En l'absence d'optimisation poussée de la modélisation pour la capture de mouvement sans marqueurs, une chaîne cinématique ouverte a été utilisée. En effet, le niveau de précision obtenu sur le positionnement de AI permet d'envisager son utilisation pour la reconstruction cinématique, au contraire des méthodes avec marqueurs pour lesquelles l'utilisation d'une chaîne fermée avec ellipsoïde est primordiale pour éviter les décollements ou pénétrations de la scapula par

rapport au thorax. Cette contrainte de contact pourrait malgré tout être appliquée sans marqueurs dans le cas d'une modélisation de la dynamique inverse ou musculosquelettique, si les estimations ne s'avèrent pas suffisamment précises pour garantir ce contact. La différence d'orientation scapulo-thoracique obtenue était du même ordre de grandeur que celle obtenue avec marqueurs suite à l'optimisation des jeux de poids des marqueurs (chapitre 4 (p.61) ($13.9^\circ \pm 8.3^\circ$ sans marqueurs contre $14.6 \pm 5.5^\circ$ avec marqueurs et optimisation individuelle)). Une tendance à l'amélioration et une variabilité plus faible est aussi constatée par rapport à une méthode avec marqueurs et optimisation en chaîne ouverte ($17.1 \pm 12.0^\circ$ (Michaud et al., 2017)). Le choix d'utiliser une chaîne cinématique est crucial pour l'estimation de la cinématique du complexe de l'épaule, car le positionnement de la scapula joue un rôle majeur dans la compréhension de la biomécanique globale du complexe. Cependant, ce choix n'est pas sans conséquence puisqu'il pourrait expliquer la répercussion des erreurs le long de la chaîne cinématique, et les différences d'orientation majeures vers les positions distales, alors même que les points anatomiques les plus distaux comportaient les précisions parmi les plus élevées. Ceci pourrait aussi être le résultat des choix de pondération effectués dans l'optimisation multi-segmentaire. En effet, des choix arbitraires appliquant plus de poids sur les segments proximaux ont été réalisés, les contraignant davantage et reportant ainsi les différences d'orientation vers les segments distaux moins contraints. Des travaux complets destinés à évaluer en profondeur les choix de modélisation les plus pertinents dans le cas de l'analyse cinématique du complexe de l'épaule sans marqueurs sont ainsi vivement encouragés, à la manière des travaux réalisés au chapitre 4 avec marqueurs. Notamment, les points anatomiques dont la précision est moindre ou qui sont le plus fréquemment manquants pourraient faire l'objet d'une pondération plus faible, comme le repère de la 8^{ème} vertèbre thoracique, de l'épicondyle médial, ou les repères ne reposant pas sur une position anatomique précise. Pour les points anatomiques très peu influencés par les artefacts des tissus mous comme les styloïdes ou les marqueurs de la main, une erreur plus importante est présente dans notre étude comparativement aux méthodes avec marqueurs (de l'ordre de quelques millimètres (Small et al., 1993)). Cette différence pourrait probablement être réduite par l'intégration d'une modélisation articulaire plus précise pour le coude et le poignet (Duprey et al., 2017), qui aiderait certainement à réduire une partie de l'erreur des articulations distales. Améliorer la modélisation constitue finalement un axe de progression non négligeable, afin que les différences d'orientation obtenues pour le coude ou le poignet se rapprochent des résultats encourageants déjà obtenus pour les articulations sterno-claviculaire, acromio-claviculaire et gléno-humérale. Ceci permettrait alors de faire de la méthode développée un outil complet pour l'estimation cinématique de l'ensemble du membre supérieur.

Pour qu'une nouvelle méthode de capture de mouvement puisse être utilisée, une validation par la confrontation à une méthode de référence est nécessaire. Les résultats obtenus et discutés pour évaluer la précision des méthodes développées sont issus de la comparaison à la palpation. Cette dernière, comme évoqué précédemment, ne constitue pas un standard de référence de premier choix (Cutti and

(DirkJan) Veeger, 2009) au contraire de l'imagerie ou des tiges intracorticales, à cause des erreurs d'estimation qu'elle comporte (de Groot, 1997). De plus, cette méthode de validation nécessite des poses statiques, alors qu'une comparaison en dynamique serait nécessaire pour une validation complète. Également, un nombre limité de mouvements ($n = 5$) et de poses (3 à 5) a été étudié en raison des contraintes de temps relatives à la procédure (plus de deux heures de poses statiques consécutives par participant). Il serait pertinent de valider les performances de l'identification sur des mouvements et des poses intermédiaires différents de ceux utilisés pour l'entraînement. Une méthode de validation de type « Leave One Out » (Hastie et al., 2009) pourrait être employée pour évaluer ces performances sur les poses existantes, en retirant celle que l'on cherche à évaluer du jeu de données d'entraînement, mais cette procédure nécessiterait d'entraîner autant de réseaux différents que de mouvements et poses. Or, au regard du temps de calcul nécessaire pour une telle étude, cette dernière n'a pas pu être réalisée dans le cadre de ces travaux de thèse. D'autres méthodes sont envisageables pour réaliser une validation dynamique sur un panel de mouvements plus large. L'imagerie constituerait une référence idéale puisque l'estimation de poses ne serait influencée de la présence d'aucun élément (marqueurs ou tiges), mais comme évoqué précédemment, la disponibilité de tels appareils est rare. De plus, l'encombrement autour du participant peut être conséquent et rendre difficile la disposition des caméras ou la réalisation de mouvements de grande amplitude. Enfin et surtout, le volume mesuré en imagerie est généralement limité (Lawrence et al., 2021). Un autre standard de référence pourrait être l'utilisation de tiges intracorticales, permettant des mesures en dynamique sur des amplitudes de mouvement plus grandes (Dal Maso et al., 2016). Cependant le caractère invasif de la procédure restreint généralement le nombre de participants candidats pour l'expérimentation. Aussi la présence des tiges sur les images pourrait potentiellement influencer les estimations de poses. C'est pourquoi la plupart des études cherchant à valider la capture de mouvement sans marqueurs utilisent la capture de mouvement avec marqueurs comme méthode de référence (Ahn et al., 2023; Chaumeil et al., 2024; D'Souza et al., 2023; Emmerson et al., 2023; Horsak et al., 2024; Perrott et al., 2017; Torvinen et al., 2024). Cependant, cette dernière ne peut être considérée comme un standard de référence, en particulier pour l'épaule, étant donné les limites déjà évoquées et constatées dans nos travaux. De plus, il est possible que la présence de marqueurs sur les images vienne perturber l'apprentissage (Van Hooren et al., 2023). C'est d'ailleurs pour cette raison d'une procédure de validation s'en affranchissant a été mise en place, par la réalisation d'une double pose avec et sans marqueurs et transfert de coordonnées. Bien que la présente validation soit imparfaite, les efforts déjà effectués dans ces travaux soutiennent, malgré tout, la crédibilité des résultats obtenus.

En résumé, les pistes d'évolution de la méthode de capture de mouvement sans marqueurs du complexe de l'épaule sont encore nombreuses, pour son amélioration, sa généralisation et sa pleine validation. Néanmoins, la précision obtenue est déjà prometteuse et offre des perspectives intéressantes dans la quête du système de capture de mouvement idéal adapté à la cinématique du complexe de l'épaule.

8 Conclusion et perspectives

Les travaux menés au sein de cette thèse ont d'abord confirmé l'intérêt d'utiliser une optimisation multi-segmentaire avec un set de marqueurs en redondance pour l'estimation de la cinématique scapulaire par capture de mouvement avec marqueurs, et ouvert la possibilité d'une amélioration de la précision avec une pondération spécifique par mouvement. Cependant ils ont aussi confirmé les limites causées par les artefacts des tissus mous. A travers le développement d'une méthode de capture de mouvement sans marqueurs permettant la modélisation détaillée du complexe de l'épaule, des résultats similaires à la capture de mouvement avec marqueurs, notamment pour les articulations scapulo-thoracique et huméro-thoracique, ou en amélioration pour le suivi des points anatomiques de la scapula, ont été obtenus. Ces travaux ont montré le potentiel de la capture de mouvement sans marqueurs pour prétendre à devenir un outil particulièrement adapté pour les estimations cinématiques du complexe de l'épaule en routine. En effet, elle n'interfère pas avec le participant car elle n'est pas invasive tout en étant rapide car ne nécessitant pas de temps de préparation, et elle possède une précision prometteuse, même si certains verrous demeurent pour une application clinique ou sportive. Enfin, elle ne semble pas non plus être influencée par l'environnement même si des travaux complémentaires sont nécessaires pour le confirmer. Si d'autres critères restent encore à investiguer pour en faire un réel outil complet et généralisable de capture de mouvement, les nombreux paramètres restant à optimiser sont également autant de possibilités d'en améliorer les performances. Ces travaux ont finalement permis de développer et valider une preuve de concept à l'utilisation de la capture de mouvement sans marqueurs pour le suivi cinématique de points anatomiques de l'épaule, d'autant plus lorsque l'utilisation de marqueurs cutanés est inadéquate. Ces travaux offrent donc des perspectives dans la poursuite des travaux menés afin de transformer la preuve de concept en réel outil de capture de mouvement qui puisse être utilisé et diffusé largement. Les principaux axes de développement sont la diversification du jeu de données d'entraînement, mais aussi de test avec la mise en place d'un système de caméras équivalent dans des environnements sortant du laboratoire. Enfin, une validation sur des participants pathologiques et en dynamique face à un standard de référence fait aussi partie des suites envisagées et nécessaires. Au-delà des axes d'amélioration et de validation de l'outil que ces travaux appellent, ils ouvrent aussi la voie à d'autres applications s'inspirant de la preuve de concept mise en place. Ainsi, les prochains travaux devront déterminer quel est le système minimal permettant de répondre au besoin de capture de mouvement du complexe de l'épaule, en incluant ou non l'ensemble du membre supérieur selon le cas, afin de rendre la technologie la plus accessible possible, en termes de praticité et de coût, aux utilisateurs que seraient les structures sportives et les établissements cliniques.

9 Bibliographie

- Abrams, G.D., Harris, A.H., Andriacchi, T.P., Safran, M.R., 2014. Biomechanical analysis of three tennis serve types using a markerless system. *Br J Sports Med* 48, 339–342. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2012-091371>
- Agarwal, A., Triggs, B., 2004. 3D human pose from silhouettes by relevance vector regression, in: *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004. IEEE*, pp. 882–888. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2004.1315258>
- Ahn, J., Choi, H., Lee, H., Kim, S.W., Lee, J., Kim, H.-D., 2023. Simultaneous Validity and Intra-Test Reliability of Joint Angle Measurement through Novel Multi-RGB Sensor-Based Three-Joint-Continuous-Motion Analysis: A Pilot Study. *Applied Sciences* 14, 73. <https://doi.org/10.3390/app14010073>
- Aliaj, K., Foreman, K.B., Chalmers, P.N., Henninger, H.B., 2021. Beyond Euler/Cardan analysis: True glenohumeral axial rotation during arm elevation and rotation. *Gait Posture* 88, 28–36. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2021.05.004>
- Alt Murphy, M., Häger, C., 2015. What has been gained from recent advances in kinematic analyses of the upper extremity after stroke? *Physiotherapy* 101, e65. <https://doi.org/10.1016/j.physio.2015.03.188>
- An, K.-N., Jacobsen, M.C., Berglund, L.J., Chao, E.Y.S., 1988. Application of a magnetic tracking device to kinesiologic studies. *J Biomech* 21, 613–620. [https://doi.org/10.1016/0021-9290\(88\)90225-4](https://doi.org/10.1016/0021-9290(88)90225-4)
- Andriacchi, T.P., Alexander, E.J., Toney, M.K., Dyrby, C., Sum, J., 1998. A Point Cluster Method for In Vivo Motion Analysis: Applied to a Study of Knee Kinematics. *J Biomech Eng* 120, 743–749. <https://doi.org/10.1115/1.2834888>
- Andriluka, M., Pishchulin, L., Gehler, P., Schiele, B., 2014. 2D Human Pose Estimation: New Benchmark and State of the Art Analysis, in: *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE*, pp. 3686–3693. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.471>
- Antonacci, C., Longo, U.G., Nazarian, A., Schena, E., Carnevale, A., 2023. Monitoring Scapular Kinematics through Wearable Magneto-Inertial Measurement Units: State of the Art and New Frontiers. *Sensors* 23, 6940. <https://doi.org/10.3390/s23156940>
- Atha, J., 1984. Current techniques for measuring motion. *Appl Ergon* 15, 245–257. [https://doi.org/10.1016/0003-6870\(84\)90197-2](https://doi.org/10.1016/0003-6870(84)90197-2)
- Bala, P.C., Eisenreich, B.R., Yoo, S.B.M., Hayden, B.Y., Park, H.S., Zimmermann, J., 2020. Automated markerless pose estimation in freely moving macaques with OpenMonkeyStudio. *Nat Commun* 11. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-18441-5>
- Balan, A.O., Sigal, L., Black, M.J., 2005. A Quantitative Evaluation of Video-based 3D Person Tracking, in: *2005 IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance. IEEE*, pp. 349–356. <https://doi.org/10.1109/VSPETS.2005.1570935>
- Ban, Y., Kim, S.K., Kim, S., Toh, K.A., Lee, S., 2014. Face detection based on skin color likelihood. *Pattern Recognit* 47, 1573–1585. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2013.11.005>

- Barrett, K.B., Parrish, K., Bennett, H.J., 2024. Rotation sequences for the calculation of shoulder kinematics of the volleyball attack. *J Biomech* 162, 111906. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2023.111906>
- Bates, D., Mächler, M., Bolker, B.M., Walker, S.C., 2015. Fitting linear mixed-effects models using lme4. *J Stat Softw* 67. <https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01>
- Begon, M., Andersen, M.S., Dumas, R., 2018a. Multibody Kinematics Optimization for the Estimation of Upper and Lower Limb Human Joint Kinematics: A Systematized Methodological Review. *J Biomech Eng* 140. <https://doi.org/10.1115/1.4038741>
- Begon, M., Andersen, M.S., Dumas, R., 2018b. Multibody kinematics optimization for the estimation of upper and lower limb human joint kinematics: a systematized methodological review. *J Biomech Eng* 140, 10.1115/1.4038741. <https://doi.org/10.1115/1.4038741>
- Begon, M., Bélaïse, C., Naaïm, A., Lundberg, A., Chèze, L., 2017. Multibody kinematics optimization with marker projection improves the accuracy of the humerus rotational kinematics. *J Biomech* 62, 117–123. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2016.09.046>
- Begon, M., Dal Maso, F., Arndt, A., Monnet, T., 2015. Can optimal marker weightings improve thoracohumeral kinematics accuracy? *J Biomech* 48, 2019–2025. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2015.03.023>
- Benoit, D.L., Ramsey, D.K., Lamontagne, M., Xu, L., Wretenberg, P., Renström, P., 2006. Effect of skin movement artifact on knee kinematics during gait and cutting motions measured in vivo. *Gait Posture* 24, 152–164. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2005.04.012>
- Besl, P.J., McKay, N.D., 1992. A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 14, 239–256. <https://doi.org/10.1109/34.121791>
- Bey, M.J., Kline, S.K., Zauel, R., Lock, T.R., Kolowich, P.A., 2008. Measuring dynamic in-vivo glenohumeral joint kinematics: Technique and preliminary results. *J Biomech* 41, 711–714. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2007.09.029>
- Bey, M.J., Zauel, R., Brock, S.K., Tashman, S., 2006. Validation of a New Model-Based Tracking Technique for Measuring Three-Dimensional, In Vivo Glenohumeral Joint Kinematics. *J Biomech Eng* 128, 604–609. <https://doi.org/10.1115/1.2206199>
- Biryukova, E.V., Roby-Brami, A., Frolov, A.A., Mokhtari, M., 2000. Kinematics of human arm reconstructed from spatial tracking system recordings. *J Biomech* 33, 985–995. [https://doi.org/10.1016/S0021-9290\(00\)00040-3](https://doi.org/10.1016/S0021-9290(00)00040-3)
- Biswas, D., Bible, J.E., Bohan, M., Simpson, A.K., Whang, P.G., Grauer, J.N., 2009. Radiation Exposure from Musculoskeletal Computerized Tomographic Scans. *The Journal of Bone and Joint Surgery-American Volume* 91, 1882–1889. <https://doi.org/10.2106/JBJS.H.01199>
- Bittner, M., Yang, W.-T., Zhang, X., Seth, A., van Gemert, J., van der Helm, F.C.T., 2022. Towards Single Camera Human 3D-Kinematics. *Sensors* 23, 341. <https://doi.org/10.3390/s23010341>
- Blache, Y., Degot, M., Duprey, S., Begon, M., Rogowski, I., 2021. Closed-loop multibody kinematic optimization coupled with double calibration improves scapular kinematic estimates in asymptomatic population. *J Biomech* 126, 110653. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2021.110653>

- Blache, Y., Dumas, R., Lundberg, A., Begon, M., 2017. Main component of soft tissue artifact of the upper-limbs with respect to different functional, daily life and sports movements. *J Biomech* 62, 39–46. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2016.10.019>
- Blache, Y., Lefebvre, F., Rogowski, I., Michaud, B., Begon, M., 2024. Is an ellipsoid surface suitable to model the scapulothoracic sliding plane? *J Biomech* 164, 111989. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2024.111989>
- Bolsterlee, B., Veeger, H.E.J., van der Helm, F.C.T., 2014. Modelling clavicular and scapular kinematics: from measurement to simulation. *Med Biol Eng Comput* 52, 283–291. <https://doi.org/10.1007/s11517-013-1065-2>
- Bonnechère, B., Jansen, B., Salvia, P., Bouzahouene, H., Sholukha, V., Cornelis, J., Rooze, M., Van Sint Jan, S., 2014. Determination of the precision and accuracy of morphological measurements using the Kinect™ sensor: comparison with standard stereophotogrammetry. *Ergonomics* 57, 622–631. <https://doi.org/10.1080/00140139.2014.884246>
- Bonnefoy-Mazure, A., Slawinski, J., Riquet, A., Lévêque, J.-M., Miller, C., Chèze, L., 2010. Rotation sequence is an important factor in shoulder kinematics. Application to the elite players' flat serves. *J Biomech* 43, 2022–2025. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2010.03.028>
- Bons, Z., Dickinson, T., Clark, R., Beardsley, K., Charles, S.K., 2022. Compensating for Soft-Tissue Artifact Using the Orientation of Distal Limb Segments During Electromagnetic Motion Capture of the Upper Limb. *J Biomech Eng* 144. <https://doi.org/10.1115/1.4053366>
- Bourne, D.A., Choo, A.M., Regan, W.D., MacIntyre, D.L., Oxland, T.R., 2011. The Placement of Skin Surface Markers for Non-Invasive Measurement of Scapular Kinematics Affects Accuracy and Reliability. *Ann Biomed Eng* 39, 777–785. <https://doi.org/10.1007/s10439-010-0185-1>
- Bousigues, S., Gajny, L., Skalli, W., Ohl, X., Tétreault, P., Hagemeister, N., 2024. Evaluation of a method to quantify posture and scapula position using biplanar radiography. *Med Eng Phys* 127, 104167. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2024.104167>
- Bouvier, B., Duprey, S., Claudon, L., Dumas, R., Savescu, A., 2015. Upper Limb Kinematics Using Inertial and Magnetic Sensors: Comparison of Sensor-to-Segment Calibrations. *Sensors* 15, 18813–18833. <https://doi.org/10.3390/s150818813>
- Brambilla, C., Marani, R., Romeo, L., Lavit Nicora, M., Storm, F.A., Reni, G., Malosio, M., D'Orazio, T., Scano, A., 2023. Azure Kinect performance evaluation for human motion and upper limb biomechanical analysis. *Heliyon* 9, e21606. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e21606>
- Brochard, S., Lempereur, M., Rémy-Néris, O., 2011a. Accuracy and Reliability of Three Methods of Recording Scapular Motion Using Reflective Skin Markers. *Proc Inst Mech Eng H* 225, 100–105. <https://doi.org/10.1243/09544119JEIM830>
- Brochard, S., Lempereur, M., Rémy-Néris, O., 2011b. Double calibration: An accurate, reliable and easy-to-use method for 3D scapular motion analysis. *J Biomech* 44, 751–754. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2010.11.017>
- Cai, L., Liu, D., Ma, Y., 2021. Placement Recommendations for Single Kinect-Based Motion Capture System in Unilateral Dynamic Motion Analysis. *Healthcare* 9, 1076. <https://doi.org/10.3390/healthcare9081076>

- Cao, Z., Hidalgo, G., Simon, T., Wei, S.-E., Sheikh, Y., 2021. OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 43, 172–186. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2019.2929257>
- Ceseracciu, E., Sawacha, Z., Cobelli, C., 2014. Comparison of Markerless and Marker-Based Motion Capture Technologies through Simultaneous Data Collection during Gait: Proof of Concept. *PLoS One* 9, e87640. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0087640>
- Ceseracciu, E., Sawacha, Z., Fantozzi, S., Cortesi, M., Gatta, G., Corazza, S., Cobelli, C., 2011. Markerless analysis of front crawl swimming. *J Biomech* 44, 2236–2242. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2011.06.003>
- Charbonnier, C., Chagué, S., Kolo, F.C., Chow, J.C.K., Lädermann, A., 2014. A patient-specific measurement technique to model shoulder joint kinematics. *Orthopaedics & Traumatology: Surgery & Research* 100, 715–719. <https://doi.org/10.1016/j.otsr.2014.06.015>
- Charbonnier, C., Chagué, S., Kolo, F.C., Lädermann, A., 2015. Shoulder motion during tennis serve: dynamic and radiological evaluation based on motion capture and magnetic resonance imaging. *Int J Comput Assist Radiol Surg* 10, 1289–1297. <https://doi.org/10.1007/s11548-014-1135-4>
- Chaumeil, A., Lahkar, B.K., Dumas, R., Muller, A., Robert, T., 2024. Agreement between a markerless and a marker-based motion capture systems for balance related quantities. *J Biomech* 165, 112018. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2024.112018>
- Chen, C., Yang, Y., Nie, F., Odobez, J.-M., 2011. 3D human pose recovery from image by efficient visual feature selection. *Computer Vision and Image Understanding* 115, 290–299. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2010.11.007>
- Chen, F.S., Diaz, V.A., Loebenberg, M., Rosen, J.E., 2005. Shoulder and Elbow Injuries in the Skeletally Immature Athlete. *Journal of the American Academy of Orthopaedic Surgeons* 13, 172–185. <https://doi.org/10.5435/00124635-200505000-00004>
- Chen, X., Shi, Y., Wang, Y., Cheng, Y., 2021. Deep Learning-Based Image Automatic Assessment and Nursing of Upper Limb Motor Function in Stroke Patients. *J Healthc Eng* 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/9059411>
- Cheung, K. (German), Baker, S., Kanade, T., 2005. Shape-From-Silhouette Across Time Part II: Applications to Human Modeling and Markerless Motion Tracking. *Int J Comput Vis* 63, 225–245. <https://doi.org/10.1007/s11263-005-6879-4>
- Chèze, L., Fregly, B.J., Dimnet, J., 1995. A solidification procedure to facilitate kinematic analyses based on video system data. *J Biomech* 28, 879–884. [https://doi.org/10.1016/0021-9290\(95\)95278-D](https://doi.org/10.1016/0021-9290(95)95278-D)
- Choppin, S., Lane, B., Wheat, J., 2014. The accuracy of the Microsoft Kinect in joint angle measurement. *Sports Technology* 7, 98–105. <https://doi.org/10.1080/19346182.2014.968165>
- Clément, J., de Guise, J.A., Fuentes, A., Hagemeister, N., 2018. Comparison of soft tissue artifact and its effects on knee kinematics between non-obese and obese subjects performing a squatting activity recorded using an exoskeleton. *Gait Posture* 61, 197–203. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2018.01.009>
- Colyer, S.L., Evans, M., Cosker, D.P., Salo, A.I.T., 2018. A Review of the Evolution of Vision-Based Motion Analysis and the Integration of Advanced Computer Vision Methods

- Towards Developing a Markerless System. *Sports Med Open* 4, 24.
<https://doi.org/10.1186/s40798-018-0139-y>
- Comaniciu, D., Meer, P., 2002. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 24, 603–619. <https://doi.org/10.1109/34.1000236>
- Corazza, S., Gambaretto, E., Mundermann, L., Andriacchi, T.P., 2010. Automatic Generation of a Subject-Specific Model for Accurate Markerless Motion Capture and Biomechanical Applications. *IEEE Trans Biomed Eng* 57, 806–812.
<https://doi.org/10.1109/TBME.2008.2002103>
- Corazza, S., Mundermann, L., Chaudhari, A.M., Demattio, T., Cobelli, C., Andriacchi, T.P., 2006. A Markerless Motion Capture System to Study Musculoskeletal Biomechanics: Visual Hull and Simulated Annealing Approach. *Ann Biomed Eng* 34, 1019–1029.
<https://doi.org/10.1007/s10439-006-9122-8>
- Cronin, N.J., Rantalainen, T., Ahtiainen, J.P., Hynynen, E., Waller, B., 2019. Markerless 2D kinematic analysis of underwater running: A deep learning approach. *J Biomech* 87, 75–82.
<https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2019.02.021>
- Cutti, A.G., (DirkJan) Veeger, H.E.J., 2009. Shoulder biomechanics: today's consensus and tomorrow's perspectives. *Med Biol Eng Comput* 47, 463–466.
<https://doi.org/10.1007/s11517-009-0487-3>
- Dal Maso, F., Blache, Y., Raison, M., Lundberg, A., Begon, M., 2016. Glenohumeral joint kinematics measured by intracortical pins, reflective markers, and computed tomography: A novel technique to assess acromiohumeral distance. *Journal of Electromyography and Kinesiology* 29, 4–11. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2015.07.008>
- Dang, Q., Yin, J., Wang, B., Zheng, W., 2019. Deep learning based 2D human pose estimation: A survey. *Tsinghua Sci Technol* 24, 663–676. <https://doi.org/10.26599/TST.2018.9010100>
- Dantone, M., Gall, J., Leistner, C., Van Gool, L., 2013. Human Pose Estimation Using Body Parts Dependent Joint Regressors, in: 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, pp. 3041–3048. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2013.391>
- De Baets, L., van der Straaten, R., Matheve, T., Timmermans, A., 2017. Shoulder assessment according to the international classification of functioning by means of inertial sensor technologies: A systematic review. *Gait Posture* 57, 278–294.
<https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2017.06.025>
- de Groot, J.H., 1997. The variability of shoulder motions recorded by means of palpation. *Clinical Biomechanics* 12, 461–472.
- de Vries, W.H.K., Veeger, H.E.J., Cutti, A.G., Baten, C., van der Helm, F.C.T., 2010. Functionally interpretable local coordinate systems for the upper extremity using inertial & magnetic measurement systems. *J Biomech* 43, 1983–1988.
<https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2010.03.007>
- Degot, M., Blache, Y., Vigne, G., Franger, G., Neyton, L., Rogowski, I., 2021. Intra- and intersession reliability and agreement of the Unilateral Seated Shot-Put Test outcome measures in healthy male athletes. *BMC Sports Sci Med Rehabil* 13, 72.
<https://doi.org/10.1186/s13102-021-00301-4>
- Della Croce, U., Leardini, A., Chiari, L., Cappozzo, A., 2005. Human movement analysis using stereophotogrammetry: Part 4: assessment of anatomical landmark misplacement and its

- effects on joint kinematics. *Gait Posture* 21, 226–237.
<https://doi.org/10.1016/J.GAITPOST.2004.05.003>
- Delp, S.L., Anderson, F.C., Arnold, A.S., Loan, P., Habib, A., John, C.T., Guendelman, E., Thelen, D.G., 2007. OpenSim: Open-Source Software to Create and Analyze Dynamic Simulations of Movement. *IEEE Trans Biomed Eng* 54, 1940–1950.
<https://doi.org/10.1109/TBME.2007.901024>
- Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L.-J., Kai Li, Li Fei-Fei, 2009. ImageNet: A large-scale hierarchical image database, in: 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, pp. 248–255. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2009.5206848>
- Desmarais, Y., Mottet, D., Slangen, P., Montesinos, P., 2021. A review of 3D human pose estimation algorithms for markerless motion capture. *Computer Vision and Image Understanding* 212, 103275. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2021.103275>
- Dobos, T.J., Bench, R.W.G., McKinnon, C.D., Brady, A., Boddy, K.J., Holmes, M.W.R., Sonne, M.W.L., 2022. Validation of pitchAI™ markerless motion capture using marker-based 3D motion capture. *Sports Biomech* 1–21. <https://doi.org/10.1080/14763141.2022.2137425>
- Dodge, S., Karam, L., 2017. A Study and Comparison of Human and Deep Learning Recognition Performance under Visual Distortions, in: 2017 26th International Conference on Computer Communication and Networks (ICCCN). IEEE, pp. 1–7.
<https://doi.org/10.1109/ICCCN.2017.8038465>
- D’Souza, S., Doepner, R., Fohanno, V., 2023. Comparison of lower-body 3D-kinematics between Theia3D markerless and the CAST model marker-based systems during pathological gait in adults and children. *Gait Posture* 106, S40–S41.
<https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2023.07.052>
- Dubousset, J., Charpak, G., Dorion, I., Skalli, W., Lavaste, F., Deguise, J., Kalifa, G., Ferey, S., 2005. Une nouvelle imagerie Ostéo-Articulaire basse dose en position debout : le système EOS. *Bull Acad Natl Med* 189, 287–300. [https://doi.org/10.1016/S0001-4079\(19\)33584-8](https://doi.org/10.1016/S0001-4079(19)33584-8)
- Duprey, S., Naaim, A., Moissenet, F., Begon, M., Chèze, L., 2017. Kinematic models of the upper limb joints for multibody kinematics optimisation: An overview. *J Biomech* 62, 87–94. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2016.12.005>
- Edriss, S., Romagnoli, C., Caprioli, L., Zanela, A., Panichi, E., Campoli, F., Padua, E., Annino, G., Bonaiuto, V., 2024. The Role of Emergent Technologies in the Dynamic and Kinematic Assessment of Human Movement in Sport and Clinical Applications. *Applied Sciences* 14, 1012. <https://doi.org/10.3390/app14031012>
- El Habachi, A., Duprey, S., Cheze, L., Dumas, R., 2015. A parallel mechanism of the shoulder—application to multi-body optimisation. *Multibody Syst Dyn* 33, 439–451.
<https://doi.org/10.1007/s11044-014-9418-7>
- El-Gohary, M., McNames, J., 2012. Shoulder and Elbow Joint Angle Tracking With Inertial Sensors. *IEEE Trans Biomed Eng* 59, 2635–2641.
<https://doi.org/10.1109/TBME.2012.2208750>
- Emmerson, J., Needham, L., Evans, M., Williams, S., Colyer, S., 2023. COMPARISON OF MARKERLESS AND MARKER-BASED MOTION CAPTURE FOR ESTIMATING EXTERNAL MECHANICAL WORK IN TENNIS: A PILOT STUDY. *ISBS Proceedings Archive* 41, 27.

- EOS Imaging, 2024. EOSEdge [WWW Document]. <https://www.eos-imaging.com/fr/notre-expertise/solutions-imagerie/eosedge>.
- Ertzgaard, P., Öhberg, F., Gerdle, B., Grip, H., 2016. A new way of assessing arm function in activity using kinematic Exposure Variation Analysis and portable inertial sensors – A validity study. *Man Ther* 21, 241–249. <https://doi.org/10.1016/j.math.2015.09.004>
- Fang, H.-S., Li, J., Tang, H., Xu, C., Zhu, H., Xiu, Y., Li, Y.-L., Lu, C., 2023. AlphaPose: Whole-Body Regional Multi-Person Pose Estimation and Tracking in Real-Time. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 45, 7157–7173. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2022.3222784>
- Farneback, G., 2003. Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion. *Scandinavian Conference on Image Analysis. Lecture Notes in Computer Science* 2749, 363–370.
- Felzenszwalb, P.F., Huttenlocher, D.P., 2005. Pictorial Structures for Object Recognition. *Int J Comput Vis* 61, 55–79. <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000042934.15159.49>
- Fernandez-Baena, A., Susin, A., Lligadas, X., 2012. Biomechanical Validation of Upper-Body and Lower-Body Joint Movements of Kinect Motion Capture Data for Rehabilitation Treatments, in: *2012 Fourth International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems*. IEEE, pp. 656–661. <https://doi.org/10.1109/iNCoS.2012.66>
- Ferrari, V., Marin-Jimenez, M., Zisserman, A., 2008. Progressive search space reduction for human pose estimation, in: *2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, pp. 1–8. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2008.4587468>
- Friesen, K.B., Sigurdson, A., Lang, A.E., 2023. Comparison of scapular kinematics from optical motion capture and inertial measurement units during a work-related and functional task protocol. *Med Biol Eng Comput* 61, 1521–1531. <https://doi.org/10.1007/s11517-023-02794-2>
- Gao, B., Zheng, N. (Nigel), 2008. Investigation of soft tissue movement during level walking: Translations and rotations of skin markers. *J Biomech* 41, 3189–3195. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2008.08.028>
- Garner, B.A., Pandy, M.G., 1999. A Kinematic Model of the Upper Limb Based on the Visible Human Project (VHP) Image Dataset. *Comput Methods Biomech Biomed Engin* 2, 107–124. <https://doi.org/10.1080/10255849908907981>
- Giovannetti de Sanctis, E., Ciolli, G., Mocini, F., Cerciello, S., Maccauro, G., Franceschi, F., 2023. Evaluation of the range of motion of scapulothoracic, acromioclavicular and sternoclavicular joints: State of the art. *Shoulder Elbow* 15, 132–139. <https://doi.org/10.1177/17585732221090226>
- Giphart, J.E., van der Meijden, O.A.J., Millett, P.J., 2012. The effects of arm elevation on the 3-dimensional acromiohumeral distance: a biplane fluoroscopy study with normative data. *J Shoulder Elbow Surg* 21, 1593–1600. <https://doi.org/10.1016/j.jse.2011.11.023>
- Gorman, P.P., Butler, R.J., Plisky, P.J., Kiesel, K.B., 2012. Upper Quarter Y Balance Test: reliability and performance comparison between genders in active adults. *J Strength Cond Res* 26, 3043–3048. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e3182472fdb>
- Grest, D., Woetzel, J., Koch, R., 2005. Nonlinear Body Pose Estimation from Depth Images. pp. 285–292. https://doi.org/10.1007/11550518_36

- Gu, Y., Zhang, H., Kamijo, S., 2020. Multi-Person Pose Estimation using an Orientation and Occlusion Aware Deep Learning Network. *Sensors* 20, 1593. <https://doi.org/10.3390/s20061593>
- Hajizadeh, M., Michaud, B., Begon, M., 2019. The effect of intracortical bone pin on shoulder kinematics during dynamic activities. *Int Biomech* 6, 47–53. <https://doi.org/10.1080/23335432.2019.1633958>
- Hamming, D., Braman, J.P., Phadke, V., LaPrade, R.F., Ludewig, P.M., 2012. The accuracy of measuring glenohumeral motion with a surface humeral cuff. *J Biomech* 45, 1161–1168. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2012.02.003>
- Hansen, R.M., Arena, S.L., Queen, R.M., 2024. Validation of upper extremity kinematics using Markerless motion capture. *Biomedical Engineering Advances* 7, 100128. <https://doi.org/10.1016/j.bea.2024.100128>
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J., 2009. *The Elements of Statistical Learning*, Springer Series in Statistics. Springer New York, New York, NY. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J., 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition, in: 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, pp. 770–778. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- Hermoso, F.E., Calvo, E., 2009. Shoulder Pain in the Elderly. *Aging health* 5, 711–718. <https://doi.org/10.2217/ahe.09.48>
- Hesse, N., Baumgartner, S., Gut, A., van Hedel, H.J.A., 2023. Concurrent Validity of a Custom Method for Markerless 3D Full-Body Motion Tracking of Children and Young Adults Based on a Single RGB-D Camera. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 31, 1943–1951. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2023.3251440>
- Hogg, D., 1983. Model-based vision: a program to see a walking person. *Image Vis Comput* 1, 5–20. [https://doi.org/10.1016/0262-8856\(83\)90003-3](https://doi.org/10.1016/0262-8856(83)90003-3)
- Höglund, G., Grip, H., Öhberg, F., 2021. The importance of inertial measurement unit placement in assessing upper limb motion. *Med Eng Phys* 92, 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2021.03.010>
- Hori, M., Muraki, T., Ishikawa, H., Sekiguchi, Y., Izumi, S., 2024. Analysis of the three-dimensional scapular kinematics and associated scapular muscle activity during scapular muscle exercises. *J Bodyw Mov Ther* 39, 483–488. <https://doi.org/10.1016/j.jbmt.2024.03.005>
- Horsak, B., Prock, K., Krondorfer, P., Siragy, T., Simonlehner, M., Dumphart, B., 2024. Inter-trial variability is higher in 3D markerless compared to marker-based motion capture: Implications for data post-processing and analysis. *J Biomech* 166, 112049. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2024.112049>
- Imai, T., Nagamatsu, T., Kawakami, J., Karasuyama, M., Harada, N., Kudo, Y., Madokoro, K., 2023. Effects of elevation on shoulder joint motion: comparison of dynamic and static conditions. *Clin Shoulder Elb* 26, 148–155. <https://doi.org/10.5397/cise.2022.01319>
- Ingram, D., Engelhardt, C., Farron, A., Terrier, A., Müllhaupt, P., 2016. Modelling of the human shoulder as a parallel mechanism without constraints. *Mech Mach Theory* 100, 120–137. <https://doi.org/10.1016/j.mechmachtheory.2016.02.004>

- Insafutdinov, E., Pishchulin, L., Andres, B., Andriluka, M., Schiele, B., 2016. DeeperCut: A Deeper, Stronger, and Faster Multi-person Pose Estimation Model, in: Leibe, B., Matas, J., Sebe, N., Welling, M. (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, Lecture Notes in Computer Science. Springer International Publishing, Cham, pp. 34–50. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46466-4_3
- Ionescu, C., Papava, D., Olaru, V., Sminchisescu, C., 2014. Human3.6M: Large Scale Datasets and Predictive Methods for 3D Human Sensing in Natural Environments. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 36, 1325–1339. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2013.248>
- Jackson, M., Michaud, B., Tétreault, P., Begon, M., 2012. Improvements in measuring shoulder joint kinematics. *J Biomech* 45, 2180–2183. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2012.05.042>
- Jacob Cohen, 1988. *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*, 2nd ed. y Lawrence Erlbaum Associates, New York, New York.
- Jaspers, E., Feys, H., Bruyninckx, H., Cutti, A., Harlaar, J., Molenaers, G., Desloovere, K., 2011. The reliability of upper limb kinematics in children with hemiplegic cerebral palsy. *Gait Posture* 33, 568–575. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2011.01.011>
- Ji, H., Wang, L., Zhang, Y., Li, Z., Wei, C., 2023. A Review of Human Pose Estimation Methods in Markerless Motion Capture. *Comput Aided Des Appl* 21, 392–423. <https://doi.org/10.14733/cadaps.2024.392-423>
- Johnson, G.R., Stuart, P.R., Mitchell, S., 1993. A method for the measurement of three-dimensional scapular movement. *Clinical Biomechanics* 8, 269–273. [https://doi.org/10.1016/0268-0033\(93\)90037-I](https://doi.org/10.1016/0268-0033(93)90037-I)
- Kane, G.A., Lopes, G., Saunders, J.L., Mathis, A., Mathis, M.W., 2020. Real-time, low-latency closed-loop feedback using markerless posture tracking. *Elife* 9, 1–29. <https://doi.org/10.7554/eLife.61909>
- Kanko, R.M., Laende, E., Selbie, W.S., Deluzio, K.J., 2021a. Inter-session repeatability of markerless motion capture gait kinematics. *J Biomech* 121, 110422. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2021.110422>
- Kanko, R.M., Laende, E.K., Davis, E.M., Selbie, W.S., Deluzio, K.J., 2021b. Concurrent assessment of gait kinematics using marker-based and markerless motion capture. *J Biomech* 127, 110665. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2021.110665>
- Karduna, A.R., McClure, P.W., Michener, L.A., 2000. Scapular kinematics: effects of altering the Euler angle sequence of rotations. *J Biomech* 33, 1063–1068. [https://doi.org/10.1016/S0021-9290\(00\)00078-6](https://doi.org/10.1016/S0021-9290(00)00078-6)
- Karduna, A.R., McClure, P.W., Michener, L.A., Sennett, B., 2001. Dynamic Measurements of Three-Dimensional Scapular Kinematics: A Validation Study. *J Biomech Eng* 123, 184–190. <https://doi.org/10.1115/1.1351892>
- Kedgley, A.E., Birmingham, T., Jenkyn, T.R., 2009. Comparative accuracy of radiostereometric and optical tracking systems. *J Biomech* 42, 1350–1354. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2009.03.018>

- Kehl, R., Gool, L. Van, 2006. Markerless tracking of complex human motions from multiple views. *Computer Vision and Image Understanding* 104, 190–209. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2006.07.010>
- Kibler, W. Ben, Sciascia, A., 2019. Evaluation and Management of Scapular Dyskinesia in Overhead Athletes. *Curr Rev Musculoskelet Med* 12, 515–526. <https://doi.org/10.1007/s12178-019-09591-1>
- Kibler, W. Ben, Thomas, S.J., 2012. Pathomechanics of the Throwing Shoulder. *Sports Med Arthrosc Rev* 20, 22–29. <https://doi.org/10.1097/JSA.0b013e3182432cf2>
- Kibler, B.W., Sciascia, A., Wilkes, T., 2012. Scapular Dyskinesia and Its Relation to Shoulder Injury. *Journal of the American Academy of Orthopaedic Surgeons* 20, 364–372. <https://doi.org/10.5435/JAAOS-20-06-364>
- Kim, Y., Kim, D., 2018. Real-time dance evaluation by markerless human pose estimation. *Multimed Tools Appl* 77, 31199–31220. <https://doi.org/10.1007/s11042-018-6068-4>
- Kirking, B., El-Gohary, M., Kwon, Y., 2016. The feasibility of shoulder motion tracking during activities of daily living using inertial measurement units. *Gait Posture* 49, 47–53. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.06.008>
- Knoop, S., Vacek, S., Dillmann, R., 2006. Sensor fusion for 3D human body tracking with an articulated 3D body model, in: *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006. IEEE*, pp. 1686–1691. <https://doi.org/10.1109/ROBOT.2006.1641949>
- Konda, S., Yanai, T., Sakurai, S., 2015. Configuration of the Shoulder Complex during the Arm-Cocking Phase in Baseball Pitching. *American Journal of Sports Medicine* 43, 2445–2451. <https://doi.org/10.1177/0363546515594379>
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G.E., 2017. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Commun ACM* 60, 84–90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
- Lagacé, P.-Y., Billuart, F., Ohl, X., Skalli, W., Tétreault, P., de Guise, J., Hagemester, N., 2012. Analysis of humeral head displacements from sequences of biplanar X-rays: repeatability study and preliminary results in healthy subjects. *Comput Methods Biomech Biomed Engin* 15, 221–229. <https://doi.org/10.1080/10255842.2010.522185>
- Lahkar, B.K., Muller, A., Dumas, R., Reveret, L., Robert, T., 2022. Accuracy of a markerless motion capture system in estimating upper extremity kinematics during boxing. *Front Sports Act Living* 4. <https://doi.org/10.3389/fspor.2022.939980>
- Laitenberger, M., Raison, M., Périé, D., Begon, M., 2015. Refinement of the upper limb joint kinematics and dynamics using a subject-specific closed-loop forearm model. *Multibody Syst Dyn* 33, 413–438. <https://doi.org/10.1007/s11044-014-9421-z>
- Lang, A.E., 2023. Does calibration pose improve scapular kinematic repeatability in functional tasks? *Journal of Electromyography and Kinesiology* 73, 102829. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2023.102829>
- Lauer, J., Zhou, M., Ye, S., Menegas, W., Schneider, S., Nath, T., Rahman, M.M., Di Santo, V., Soberanes, D., Feng, G., Murthy, V.N., Lauder, G., Dulac, C., Mathis, M.W., Mathis, A., 2022. Multi-animal pose estimation, identification and tracking with DeepLabCut. *Nat Methods* 19, 496–504. <https://doi.org/10.1038/s41592-022-01443-0>

- Lavaill, M., Martelli, S., Gilliland, L., Gupta, A., Kerr, G., Pivonka, P., 2022a. The effects of anatomical errors on shoulder kinematics computed using multi-body models. *Biomech Model Mechanobiol* 21, 1561–1572. <https://doi.org/10.1007/s10237-022-01606-0>
- Lavaill, M., Martelli, S., Kerr, G.K., Pivonka, P., 2022b. Statistical Quantification of the Effects of Marker Misplacement and Soft-Tissue Artifact on Shoulder Kinematics and Kinetics. *Life* 12, 819. <https://doi.org/10.3390/life12060819>
- Lawrence, R.L., Ellingson, A.M., Ludewig, P.M., 2018. Validation of single-plane fluoroscopy and 2D/3D shape-matching for quantifying shoulder complex kinematics. *Med Eng Phys* 52, 69–75. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2017.11.005>
- Lawrence, R.L., Zael, R., Bey, M.J., 2021. Measuring 3D In-vivo Shoulder Kinematics using Biplanar Videoradiography. *Journal of Visualized Experiments*. <https://doi.org/10.3791/62210>
- Leardini, A., Chiari, A., Della Croce, U., Cappozzo, A., 2005. Human movement analysis using stereophotogrammetry: Part 3. Soft tissue artifact assessment and compensation. *Gait Posture* 21, 212–225. <https://doi.org/10.1016/J.GAITPOST.2004.05.002>
- Leboeuf, F., Barre, A., Aminian, K., Sangeux, M., 2023. On the accuracy of the Conventional gait Model: Distinction between marker misplacement and soft tissue artefact errors. *J Biomech* 159, 111774. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2023.111774>
- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G., 2015. Deep learning. *Nature* 521, 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Haffner, P., 1998. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE* 86, 2278–2324. <https://doi.org/10.1109/5.726791>
- Lee, H.-J., Chen, Z., 1985. Determination of 3D human body postures from a single view. *Comput Vis Graph Image Process* 30, 148–168. [https://doi.org/10.1016/0734-189X\(85\)90094-5](https://doi.org/10.1016/0734-189X(85)90094-5)
- Lempereur, M., Brochard, S., Leboeuf, F., Rémy-Néris, O., 2014. Validity and reliability of 3D marker based scapular motion analysis: A systematic review. *J Biomech* 47, 2219–2230. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2014.04.028>
- Lempereur, M., Brochard, S., Mao, L., Rémy-Néris, O., 2012. Validity and reliability of shoulder kinematics in typically developing children and children with hemiplegic cerebral palsy. *J Biomech* 45, 2028–2034. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2012.05.020>
- Levine, W.N., Flatow, E.L., 2000. The Pathophysiology of Shoulder Instability. *Am J Sports Med* 28, 910–917. <https://doi.org/10.1177/03635465000280062501>
- Lewis, J., Green, A., Reichard, Z., Wright, C., 2002. Scapular position: the validity of skin surface palpation. *Man Ther* 7, 26–30. <https://doi.org/10.1054/math.2001.0405>
- Liu, H., Holt, C., Evans, S., 2007. Accuracy and repeatability of an optical motion analysis system for measuring small deformations of biological tissues. *J Biomech* 40, 210–214. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2005.11.007>
- Liu, P.-L., Chang, C.-C., Lin, J.-H., Kobayashi, Y., 2021. Simple benchmarking method for determining the accuracy of depth cameras in body landmark location estimation: Static

- upright posture as a measurement example. *PLoS One* 16, e0254814.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0254814>
- Liu, Y., Stoll, C., Gall, J., Seidel, H.-P., Theobalt, C., 2011. Markerless motion capture of interacting characters using multi-view image segmentation, in: *CVPR 2011*. IEEE, pp. 1249–1256. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2011.5995424>
- Longo, U.G., De Salvatore, S., Carnevale, A., Tecce, S.M., Bandini, B., Lalli, A., Schena, E., Denaro, V., 2022. Optical Motion Capture Systems for 3D Kinematic Analysis in Patients with Shoulder Disorders. *Int J Environ Res Public Health* 19, 12033.
<https://doi.org/10.3390/ijerph191912033>
- Loper, M., Mahmood, N., Romero, J., Pons-Moll, G., Black, M.J., 2015. SMPL. *ACM Trans Graph* 34, 1–16. <https://doi.org/10.1145/2816795.2818013>
- Ludewig, P.M., Cook, T.M., Shields, R.K., 2002. Comparison of surface sensor and bone-fixed measurement of humeral motion. *J Appl Biomech* 18, 163–170.
<https://doi.org/10.1123/jab.18.2.163>
- Ludewig, P.M., Phadke, V., Braman, J.P., Hassett, D.R., Cieminski, C.J., LaPrade, R.F., 2009. Motion of the Shoulder Complex During Multiplanar Humeral Elevation. *The Journal of Bone and Joint Surgery-American Volume* 91, 378–389.
<https://doi.org/10.2106/JBJS.G.01483>
- Ludewig, P.M., Reynolds, J.F., 2009. The Association of Scapular Kinematics and Glenohumeral Joint Pathologies. *Journal of Orthopaedic & Sports Physical Therapy* 39, 90–104.
<https://doi.org/10.2519/jospt.2009.2808>
- Luinge, H.J., Veltink, P.H., Baten, C.T.M., 2007. Ambulatory measurement of arm orientation. *J Biomech* 40, 78–85. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2005.11.011>
- LunarLullaby, 2015. ResBlock [WWW Document]. Wikipedia Commons. URL <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:ResBlock.png#> (accessed 7.23.24).
- MacLean, K.F.E., Chopp, J.N., Grewal, T.-J., Picco, B.R., Dickerson, C.R., 2014. Three-dimensional comparison of static and dynamic scapular motion tracking techniques. *Journal of Electromyography and Kinesiology* 24, 65–71.
<https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2013.09.011>
- Madanat, R., Mäkinen, T.J., Moritz, N., Mattila, K.T., Aro, H.T., 2005. Accuracy and precision of radiostereometric analysis in the measurement of three-dimensional micromotion in a fracture model of the distal radius. *Journal of Orthopaedic Research* 23, 481–488.
<https://doi.org/10.1016/j.orthres.2004.07.002>
- Martinez, J., Hossain, R., Romero, J., Little, J.J., 2017. A Simple Yet Effective Baseline for 3d Human Pose Estimation, in: *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. IEEE, pp. 2659–2668. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.288>
- Massimini, D.F., Warner, J.J.P., Li, G., 2011. Non-invasive determination of coupled motion of the scapula and humerus—An in-vitro validation. *J Biomech* 44, 408–412.
<https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2010.10.003>
- Mathis, A., Biasi, T., Schneider, S., Yuksekogonul, M., Rogers, B., Bethge, M., Mathis, M.W., 2021. Pretraining boosts out-of-domain robustness for pose estimation, in: *2021 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. IEEE, pp. 1858–1867.
<https://doi.org/10.1109/WACV48630.2021.00190>

- Mathis, A., Mamidanna, P., Cury, K.M., Abe, T., Murthy, V.N., Mathis, M.W., Bethge, M., 2018. DeepLabCut: markerless pose estimation of user-defined body parts with deep learning. *Nat Neurosci* 21, 1281–1289. <https://doi.org/10.1038/s41593-018-0209-y>
- Matsui, K., Shimada, K., Andrew, P.D., 2006. Deviation of skin marker from bone target during movement of the scapula. *Journal of Orthopaedic Science* 11, 180–184. <https://doi.org/10.1007/s00776-005-1000-y>
- Matsumura, A., Ueda, A., Nakamura, Y., 2019. A new method of estimating scapular orientation during various shoulder movements: A comparison of three non-invasive methods. *Journal of Electromyography and Kinesiology* 44, 46–55. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2018.11.007>
- McClure, P.W., Michener, L.A., Sennett, B.J., Karduna, A.R., 2001. Direct 3-dimensional measurement of scapular kinematics during dynamic movements in vivo. *J Shoulder Elbow Surg* 10, 269–277. <https://doi.org/10.1067/mse.2001.112954>
- Meskers, C.G.M., van de Sande, M.A.J., de Groot, J.H., 2007. Comparison between tripod and skin-fixed recording of scapular motion. *J Biomech* 40, 941–946. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2006.02.011>
- Michaud, B., Duprey, S., Begon, M., 2017. Scapular kinematic reconstruction – segmental optimization, multibody optimization with open-loop or closed-loop chains: which one should be preferred? *Int Biomech* 4, 86–94. <https://doi.org/10.1080/23335432.2017.1405741>
- Michaud, B., Jackson, M., Arndt, A., Lundberg, A., Begon, M., 2016. Determining in vivo sternoclavicular, acromioclavicular and glenohumeral joint centre locations from skin markers, CT-scans and intracortical pins: A comparison study. *Med Eng Phys* 38, 290–296. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2015.12.004>
- Miller, N.R., Shapiro, R., McLaughlin, T.M., 1980. A technique for obtaining spatial kinematic parameters of segments of biomechanical systems from cinematographic data. *J Biomech* 13, 535–547. [https://doi.org/10.1016/0021-9290\(80\)90054-8](https://doi.org/10.1016/0021-9290(80)90054-8)
- Minagawa, H., Yamamoto, N., Abe, H., Fukuda, M., Seki, N., Kikuchi, K., Kijima, H., Itoi, E., 2013. Prevalence of symptomatic and asymptomatic rotator cuff tears in the general population: From mass-screening in one village. *J Orthop* 10, 8–12. <https://doi.org/10.1016/j.jor.2013.01.008>
- Moore, D.D., Walker, J.D., MacLean, J.N., Hatsopoulos, N.G., 2022. Validating markerless pose estimation with 3D X-ray radiography. *Journal of Experimental Biology* 225, jeb243998. <https://doi.org/10.1242/jeb.243998>
- Mori, G., Malik, J., 2006. Recovering 3D human body configurations using shape contexts. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 28, 1052–1062. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2006.149>
- Moro, M., Marchesi, G., Odone, F., Casadio, M., 2020. Markerless gait analysis in stroke survivors based on computer vision and deep learning, in: *Proceedings of the 35th Annual ACM Symposium on Applied Computing*. ACM, New York, NY, USA, pp. 2097–2104. <https://doi.org/10.1145/3341105.3373963>
- Mroz, S., Baddour, N., McGuirk, C., Juneau, P., Tu, A., Cheung, K., Lemaire, E., 2021. Comparing the Quality of Human Pose Estimation with BlazePose or OpenPose, in: 2021

- 4th International Conference on Bio-Engineering for Smart Technologies (BioSMART). IEEE, pp. 1–4. <https://doi.org/10.1109/BioSMART54244.2021.9677850>
- Mündermann, L., Corazza, S., Andriacchi, T.P., 2006. The evolution of methods for the capture of human movement leading to markerless motion capture for biomechanical applications. *J Neuroeng Rehabil* 3, 6. <https://doi.org/10.1186/1743-0003-3-6>
- Myers, J., Jolly, J., Nagai, T., Lephart, S., 2006. Reliability and Precision of in Vivo Scapular Kinematic Measurements Using an Electromagnetic Tracking Device. *J Sport Rehabil* 15, 125–143. <https://doi.org/10.1123/jsr.15.2.125>
- Naa'im, A., Moissenet, F., Duprey, S., Begon, M., Chèze, L., 2017. Effect of various upper limb multibody models on soft tissue artefact correction: A case study. *J Biomech* 62, 102–109. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2017.01.031>
- Nakano, N., Sakura, T., Ueda, K., Omura, L., Kimura, A., Iino, Y., Fukashiro, S., Yoshioka, S., 2020. Evaluation of 3D Markerless Motion Capture Accuracy Using OpenPose With Multiple Video Cameras. *Front Sports Act Living* 2, 50. <https://doi.org/10.3389/fspor.2020.00050>
- Nath, T., Mathis, A., Chen, A.C., Patel, A., Bethge, M., Mathis, M.W., 2019. Using DeepLabCut for 3D markerless pose estimation across species and behaviors. *Nat Protoc* 14, 2152–2176. <https://doi.org/10.1038/s41596-019-0176-0>
- Needham, L., Evans, M., Cosker, D.P., Wade, L., McGuigan, P.M., Bilzon, J.L., Colyer, S.L., 2021. The accuracy of several pose estimation methods for 3D joint centre localisation. *Sci Rep* 11, 20673. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-00212-x>
- Nicholson, K.F., Richardson, R.T., Rapp, E.A., Quinton, R.G., Anzilotti, K.F., Richards, J.G., 2017. Validation of a mathematical approach to estimate dynamic scapular orientation. *J Biomech* 54, 101–105. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2017.01.025>
- Nicholson, K.F., Richardson, R.T., van Roden, E.A.R., Quinton, R.G., Anzilotti, K.F., Richards, J.G., 2019. Machine learning algorithms for predicting scapular kinematics. *Med Eng Phys* 65, 39–45. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2019.01.005>
- Nishinaka, N., Tsutsui, H., Mihara, K., Suzuki, K., Makiuchi, D., Kon, Y., Wright, T.W., Moser, M.W., Gamada, K., Sugimoto, H., Banks, S.A., 2008. Determination of in vivo glenohumeral translation using fluoroscopy and shape-matching techniques. *J Shoulder Elbow Surg* 17, 319–322. <https://doi.org/10.1016/j.jse.2007.05.018>
- Niyetkaliyev, A.S., Hussain, S., Jamwal, P.K., Alici, G., 2017. Modelling of the human shoulder girdle as a 6-4 parallel mechanism with a moving scapulothoracic joint. *Mech Mach Theory* 118, 219–230. <https://doi.org/10.1016/j.mechmachtheory.2017.08.010>
- Öhberg, F., Bäcklund, T., Sundström, N., Grip, H., 2019. Portable Sensors Add Reliable Kinematic Measures to the Assessment of Upper Extremity Function. *Sensors* 19, 1241. <https://doi.org/10.3390/s19051241>
- Ohl, X., Stanchina, C., Billuart, F., Skalli, W., 2010. Shoulder bony landmarks location using the EOS® low-dose stereoradiography system: a reproducibility study. *Surgical and Radiologic Anatomy* 32, 153–158. <https://doi.org/10.1007/s00276-009-0566-z>
- Otte, K., Kayser, B., Mansow-Model, S., Verrel, J., Paul, F., Brandt, A.U., Schmitz-Hübsch, T., 2016. Accuracy and Reliability of the Kinect Version 2 for Clinical Measurement of Motor Function. *PLoS One* 11, e0166532. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0166532>

- Pagnon, D., Domalain, M., Reveret, L., 2022a. Pose2Sim: An open-source Python package for multiview markerless kinematics. *J Open Source Softw* 7, 4362. <https://doi.org/10.21105/joss.04362>
- Pagnon, D., Domalain, M., Reveret, L., 2022b. Pose2Sim: An End-to-End Workflow for 3D Markerless Sports Kinematics—Part 2: Accuracy. *Sensors* 22, 2712. <https://doi.org/10.3390/s22072712>
- Pagnon, D., Domalain, M., Reveret, L., 2021. Pose2Sim: An End-to-End Workflow for 3D Markerless Sports Kinematics—Part 1: Robustness. *Sensors* 21, 6530. <https://doi.org/10.3390/s21196530>
- Peng, Z., Zhou, Y., Wang, P., 2009. Multi-pose Face Detection Based on Adaptive Skin Color and Structure Model, in: 2009 International Conference on Computational Intelligence and Security. IEEE, pp. 325–329. <https://doi.org/10.1109/CIS.2009.143>
- Perrott, M.A., Pizzari, T., Cook, J., McClelland, J.A., 2017. Comparison of lower limb and trunk kinematics between markerless and marker-based motion capture systems. *Gait Posture* 52, 57–61. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.10.020>
- Pishchulin, L., Insafutdinov, E., Tang, S., Andres, B., Andriluka, M., Gehler, P., Schiele, B., 2016. DeepCut: Joint Subset Partition and Labeling for Multi Person Pose Estimation, in: 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, pp. 4929–4937. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.533>
- Poppe, R., 2007. Vision-based human motion analysis: An overview. *Computer Vision and Image Understanding* 108, 4–18. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2006.10.016>
- Pottorf, O., Vapne, D., Ghigiarelli, J., Haase, K., 2023. Reliability and Concurrent Validity of a Markerless, Single Camera, Portable 3D Motion Capture System for Assessment of Glenohumeral Mobility. *Int J Sports Phys Ther* 18, 1176–1185. <https://doi.org/10.26603/001C.88003>
- Prinold, J.A.I., Bull, A.M.J., 2014. Scaling and kinematics optimisation of the scapula and thorax in upper limb musculoskeletal models. *J Biomech* 47, 2813–2819. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2014.05.015>
- Prinold, J.A.I., Shaheen, A.F., Bull, A.M.J., 2011. Skin-fixed scapula trackers: A comparison of two dynamic methods across a range of calibration positions. *J Biomech* 44, 2004–2007. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2011.05.010>
- Pronk, G.M., 1991. *The Shoulder Girdle: analysed and modelled kinematically*. Delft University of Technology.
- Pueo, B., 2016. High speed cameras for motion analysis in sports science. *Journal of Human Sport and Exercise* 11, 53–73. <https://doi.org/10.14198/jhse.2016.111.05>
- Quental, C., Folgado, J., Ambrósio, J., Monteiro, J., 2012. A multibody biomechanical model of the upper limb including the shoulder girdle. *Multibody Syst Dyn* 28, 83–108. <https://doi.org/10.1007/s11044-011-9297-0>
- Rammer, J.R., Krzak, J.J., Riedel, S.A., Harris, G.F., 2014. Evaluation of upper extremity movement characteristics during standardized pediatric functional assessment with a Kinect®-based markerless motion analysis system, in: 2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, pp. 2525–2528. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2014.6944136>

- Rapp, E.A., Richardson, R.T., Russo, S.A., Rose, W.C., Richards, J.G., 2017. A comparison of two non-invasive methods for measuring scapular orientation in functional positions. *J Biomech* 61, 269–274. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2017.07.032>
- Rawashdeh, S., Rafeldt, D., Uhl, T., 2016. Wearable IMU for Shoulder Injury Prevention in Overhead Sports. *Sensors* 16, 1847. <https://doi.org/10.3390/s16111847>
- Richardson, R.T., 2021. An individualized linear model approach for estimating scapular kinematics during baseball pitching. *J Biomech* 114, 110160. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2020.110160>
- Rigoni, M., Gill, S., Babazadeh, S., Elsewaisy, O., Gillies, H., Nguyen, N., Pathirana, P.N., Page, R., 2019. Assessment of Shoulder Range of Motion Using a Wireless Inertial Motion Capture Device—A Validation Study. *Sensors* 19, 1781. <https://doi.org/10.3390/s19081781>
- Rogowski, I., Creveaux, T., Chèze, L., Dumas, R., 2014. Scapulothoracic kinematics during tennis forehand drive. *Sports Biomech* 13, 166–175. <https://doi.org/10.1080/14763141.2014.885073>
- Roren, A., Fayad, F., Roby-Brami, A., Revel, M., Fermanian, J., Poiraudau, S., Robertson, J., Lefevre-Colau, M.M., 2013. Precision of 3D scapular kinematic measurements for analytic arm movements and activities of daily living. *Man Ther* 18, 473–480. <https://doi.org/10.1016/j.math.2013.04.005>
- Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., Berg, A.C., Fei-Fei, L., 2015. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *Int J Comput Vis* 115, 211–252. <https://doi.org/10.1007/s11263-015-0816-y>
- Sahara, W., Sugamoto, K., Murai, M., Tanaka, H., Yoshikawa, H., 2006. 3D kinematic analysis of the acromioclavicular joint during arm abduction using vertically open MRI. *Journal of Orthopaedic Research* 24, 1823–1831. <https://doi.org/10.1002/jor.20208>
- Sarsfield, J., Brown, D., Sherkat, N., Langensiepen, C., Lewis, J., Taheri, M., McCollin, C., Barnett, C., Selwood, L., Standen, P., Logan, P., Simcox, C., Killick, C., Hughes, E., 2019. Clinical assessment of depth sensor based pose estimation algorithms for technology supervised rehabilitation applications. *Int J Med Inform* 121, 30–38. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2018.11.001>
- Schlagenhauf, F., Sreeram, S., Singhose, W., 2018. Comparison of Kinect and Vicon Motion Capture of Upper-Body Joint Angle Tracking, in: 2018 IEEE 14th International Conference on Control and Automation (ICCA). IEEE, pp. 674–679. <https://doi.org/10.1109/ICCA.2018.8444349>
- Scott, B., Chadwick, E., McInnes, M., Blana, D., 2023. Assessing single camera markerless motion capture during upper limb activities of daily living. *Gait Posture* 106, S184. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2023.07.222>
- Šenk, M., Chèze, L., 2010. A new method for motion capture of the scapula using an optoelectronic tracking device: a feasibility study. *Comput Methods Biomech Biomed Engin* 13, 397–401. <https://doi.org/10.1080/10255840903263945>
- Šenk, M., Chèze, L., 2006. Rotation sequence as an important factor in shoulder kinematics. *Clinical Biomechanics* 21, S3–S8. <https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2005.09.007>

- Seth, A., Matias, R., Veloso, A.P., Delp, S.L., 2016. A Biomechanical Model of the Scapulothoracic Joint to Accurately Capture Scapular Kinematics during Shoulder Movements. *PLoS One* 11, e0141028. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0141028>
- Shaheen, A.F., Alexander, C.M., Bull, A.M.J., 2011. Tracking the scapula using the scapula locator with and without feedback from pressure-sensors: A comparative study. *J Biomech* 44, 1633–1636. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2011.02.139>
- Sheets, A.L., Abrams, G.D., Corazza, S., Safran, M.R., Andriacchi, T.P., 2011. Kinematics Differences Between the Flat, Kick, and Slice Serves Measured Using a Markerless Motion Capture Method. *Ann Biomed Eng* 39, 3011–3020. <https://doi.org/10.1007/s10439-011-0418-y>
- Sheng, B., Chen, L., Cheng, J., Zhang, Y., Hua, Z., Tao, J., 2024. A markless 3D human motion data acquisition method based on the binocular stereo vision and lightweight open pose algorithm. *Measurement* 225, 113908. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.113908>
- Shotton, J., Fitzgibbon, A., Cook, M., Sharp, T., Finocchio, M., Moore, R., Kipman, A., Blake, A., 2011. Real-time human pose recognition in parts from single depth images, in: *CVPR 2011*. IEEE, pp. 1297–1304. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2011.5995316>
- Small, C.F., Pichora, D.R., Bryant, J.T., Griffiths, P.M., 1993. Precision and accuracy of bone landmarks in characterizing hand and wrist position. *J Biomed Eng* 15, 371–378. [https://doi.org/10.1016/0141-5425\(93\)90073-8](https://doi.org/10.1016/0141-5425(93)90073-8)
- Stagni, R., Fantozzi, S., Cappello, A., 2009. Double calibration vs. global optimisation: Performance and effectiveness for clinical application. *Gait Posture* 29, 119–122. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2008.07.008>
- Steinebach, T., Grosse, E.H., Glock, C.H., Wakula, J., Lunin, A., 2020. Accuracy evaluation of two markerless motion capture systems for measurement of upper extremities: Kinect V2 and Captiv. *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing & Service Industries* 30, 291–302. <https://doi.org/10.1002/hfm.20840>
- Stoll, C., Hasler, N., Gall, J., Seidel, H.-P., Theobalt, C., 2011. Fast articulated motion tracking using a sums of Gaussians body model, in: *2011 International Conference on Computer Vision*. IEEE, pp. 951–958. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126338>
- Storn, R., Price, K., 1997. Differential Evolution-A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces, *Journal of Global Optimization*. Kluwer Academic Publishers. <https://doi.org/https://doi.org/10.1023/A:1008202821328>
- Tempelhof, S., Rupp, S., Seil, R., 1999. Age-related prevalence of rotator cuff tears in asymptomatic shoulders. *J Shoulder Elbow Surg* 8, 296–299. [https://doi.org/10.1016/S1058-2746\(99\)90148-9](https://doi.org/10.1016/S1058-2746(99)90148-9)
- Terry, G.C., Chopp, T.M., 2000. Functional anatomy of the shoulder. *J Athl Train* 35, 248–55.
- The DeepLabCut Team, 2023. The pose_cfg.yaml Guideline Handbook [WWW Document]. URL https://deeplabcut.github.io/DeepLabCut/docs/recipes/pose_cfg_file_breakdown.html#2-full-parameter-list (accessed 9.20.24).
- Tölgyessy, M., Dekan, M., Chovanec, E., 2021a. Skeleton Tracking Accuracy and Precision Evaluation of Kinect V1, Kinect V2, and the Azure Kinect. *Applied Sciences* 11, 5756. <https://doi.org/10.3390/app11125756>

- Tölgýessy, M., Dekan, M., Chovanec, Ľ., Hubinský, P., 2021b. Evaluation of the Azure Kinect and Its Comparison to Kinect V1 and Kinect V2. *Sensors* 21, 413. <https://doi.org/10.3390/s21020413>
- Torvinen, P., Ruotsalainen, K.S., Zhao, S., Cronin, N., Ohtonen, O., Linnamo, V., 2024. Evaluation of 3D Markerless Motion Capture System Accuracy during Skate Skiing on a Treadmill. *Bioengineering* 11, 136. <https://doi.org/10.3390/bioengineering11020136>
- Toshev, A., Szegedy, C., 2014. DeepPose: Human Pose Estimation via Deep Neural Networks, in: 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, pp. 1653–1660. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.214>
- Vafadar, S., Skalli, W., Bonnet-Lebrun, A., Khalifé, M., Renaudin, M., Hamza, A., Gajny, L., 2021. A novel dataset and deep learning-based approach for marker-less motion capture during gait. *Gait Posture* 86, 70–76. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2021.03.003>
- Valevicius, A.M., Jun, P.Y., Hebert, J.S., Vette, A.H., 2018. Use of optical motion capture for the analysis of normative upper body kinematics during functional upper limb tasks: A systematic review. *Journal of Electromyography and Kinesiology* 40, 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2018.02.011>
- van Andel, C., van Hutten, K., Eversdijk, M., Veeger, D., Harlaar, J., 2009. Recording scapular motion using an acromion marker cluster. *Gait Posture* 29, 123–128. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2008.07.012>
- van Andel, C.J., Wolterbeek, N., Doorenbosch, C.A.M., Veeger, D. (H. E.J.), Harlaar, J., 2008. Complete 3D kinematics of upper extremity functional tasks. *Gait Posture* 27, 120–127. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2007.03.002>
- van der Helm, F.C.T., 1994. Analysis of the kinematic and dynamic behavior of the shoulder mechanism. *J Biomech* 27, 527–550. [https://doi.org/10.1016/0021-9290\(94\)90064-7](https://doi.org/10.1016/0021-9290(94)90064-7)
- van der Windt, D.A.W.M., Thomas, E., Pope, D.P., de Winter, A.F., Macfarlane, G.J., Bouter, L.M., Silman, A.J., 2000. Occupational risk factors for shoulder pain: a systematic review. *Occup Environ Med* 57, 433–442. <https://doi.org/10.1136/oem.57.7.433>
- Van Hooren, B., Pecasse, N., Meijer, K., Essers, J.M.N., 2023. The accuracy of markerless motion capture combined with computer vision techniques for measuring running kinematics. *Scand J Med Sci Sports* 33, 966–978. <https://doi.org/10.1111/sms.14319>
- Vitali, A., Maffioletti, F., Regazzoni, D., Rizzi, C., 2020. Quantitative Assessment of Shoulder Rehabilitation Using Digital Motion Acquisition and Convolutional Neural Network. *J Comput Inf Sci Eng* 20. <https://doi.org/10.1115/1.4047772>
- Wade, L., Needham, L., Evans, M., McGuigan, P., Colyer, S., Cosker, D., Bilzon, J., 2023. Examination of 2D frontal and sagittal markerless motion capture: Implications for markerless applications. *PLoS One* 18, e0293917. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0293917>
- Wade, L., Needham, L., McGuigan, P., Bilzon, J., 2022. Applications and limitations of current markerless motion capture methods for clinical gait biomechanics. *PeerJ* 10, e12995. <https://doi.org/10.7717/peerj.12995>
- Washabaugh, E.P., Shanmugam, T.A., Ranganathan, R., Krishnan, C., 2022. Comparing the accuracy of open-source pose estimation methods for measuring gait kinematics. *Gait Posture* 97, 188–195. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2022.08.008>

- Wenghofer, J., HE Beange, K., Ramos, W.C., Mavor, M.P., Graham, R.B., 2024. Dynamic assessment of spine movement patterns using an RGB-D camera and deep learning. *J Biomech* 166, 112012. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2024.112012>
- Woltring, H.J., 1991. Representation and calculation of 3-D joint movement. *Hum Mov Sci* 10, 603–616. [https://doi.org/10.1016/0167-9457\(91\)90048-3](https://doi.org/10.1016/0167-9457(91)90048-3)
- Wu, G., van der Helm, F.C.T., (DirkJan) Veeger, H.E.J., Makhsous, M., Van Roy, P., Anglin, C., Nagels, J., Karduna, A.R., McQuade, K., Wang, X., Werner, F.W., Buchholz, B., 2005. ISB recommendation on definitions of joint coordinate systems of various joints for the reporting of human joint motion—Part II: shoulder, elbow, wrist and hand. *J Biomech* 38, 981–992. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2004.05.042>
- Wylde, M.J., 2021. Placement of inertial measurement units in Racket Sports: Perceptions of coaches for IMU use during training and competition. *International Journal of Racket Sports Science* 3, 2695–4508. <https://doi.org/10.30827/Digibug.70282>
- Yang, L., Zhang, L., Dong, H., Alelaiwi, A., El Saddik, A., 2015. Evaluating and Improving the Depth Accuracy of Kinect for Windows v2. *IEEE Sens J* 15, 4275–4285. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2015.2416651>
- Yang, Y., Ramanan, D., 2013. Articulated Human Detection with Flexible Mixtures of Parts. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 35, 2878–2890. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2012.261>
- Yoshida, Y., Matsumura, N., Yamada, Y., Yamada, M., Yokoyama, Y., Miyamoto, A., Nakamura, M., Nagura, T., Jinzaki, M., 2022. Three-Dimensional Quantitative Evaluation of the Scapular Skin Marker Movements in the Upright Posture. *Sensors* 22, 6502. <https://doi.org/10.3390/s22176502>
- Zaremski, J.L., Krabak, B.J., 2012. Shoulder Injuries in the Skeletally Immature Baseball Pitcher and Recommendations for the Prevention of Injury. *PM&R* 4, 509–516. <https://doi.org/10.1016/j.pmrj.2012.04.005>
- Zhang, W., Liu, Z., Zhou, L., Leung, H., Chan, A.B., 2017. Martial Arts, Dancing and Sports dataset: A challenging stereo and multi-view dataset for 3D human pose estimation. *Image Vis Comput* 61, 22–39. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2017.02.002>

10 Annexes

10.1 Positionnement des caméras

Caméras
avant

1



2

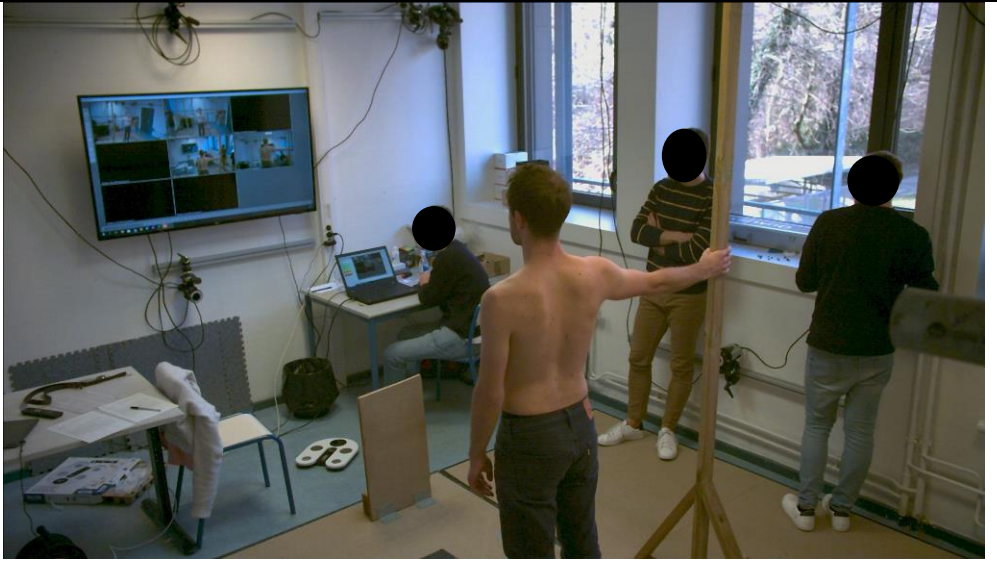


3

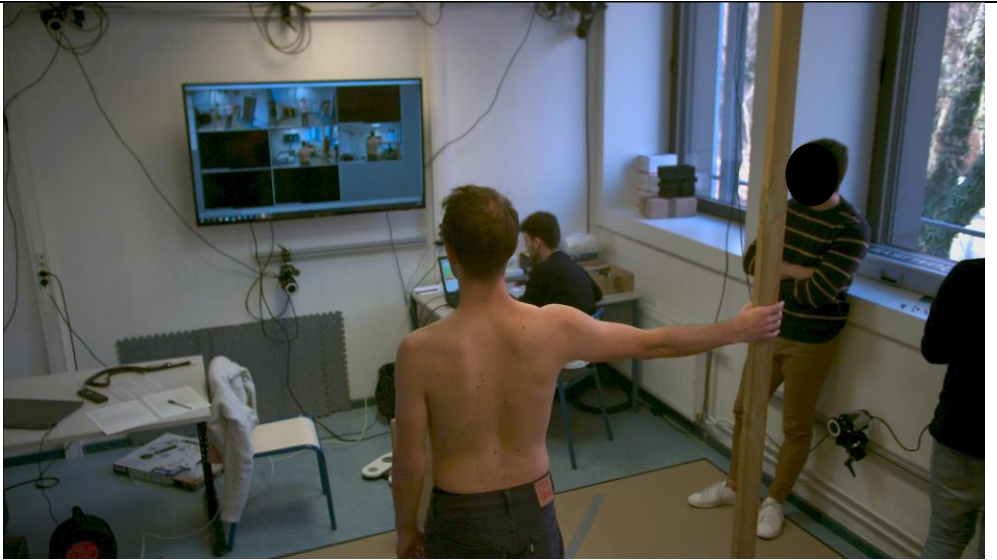


Caméras
arrière

4

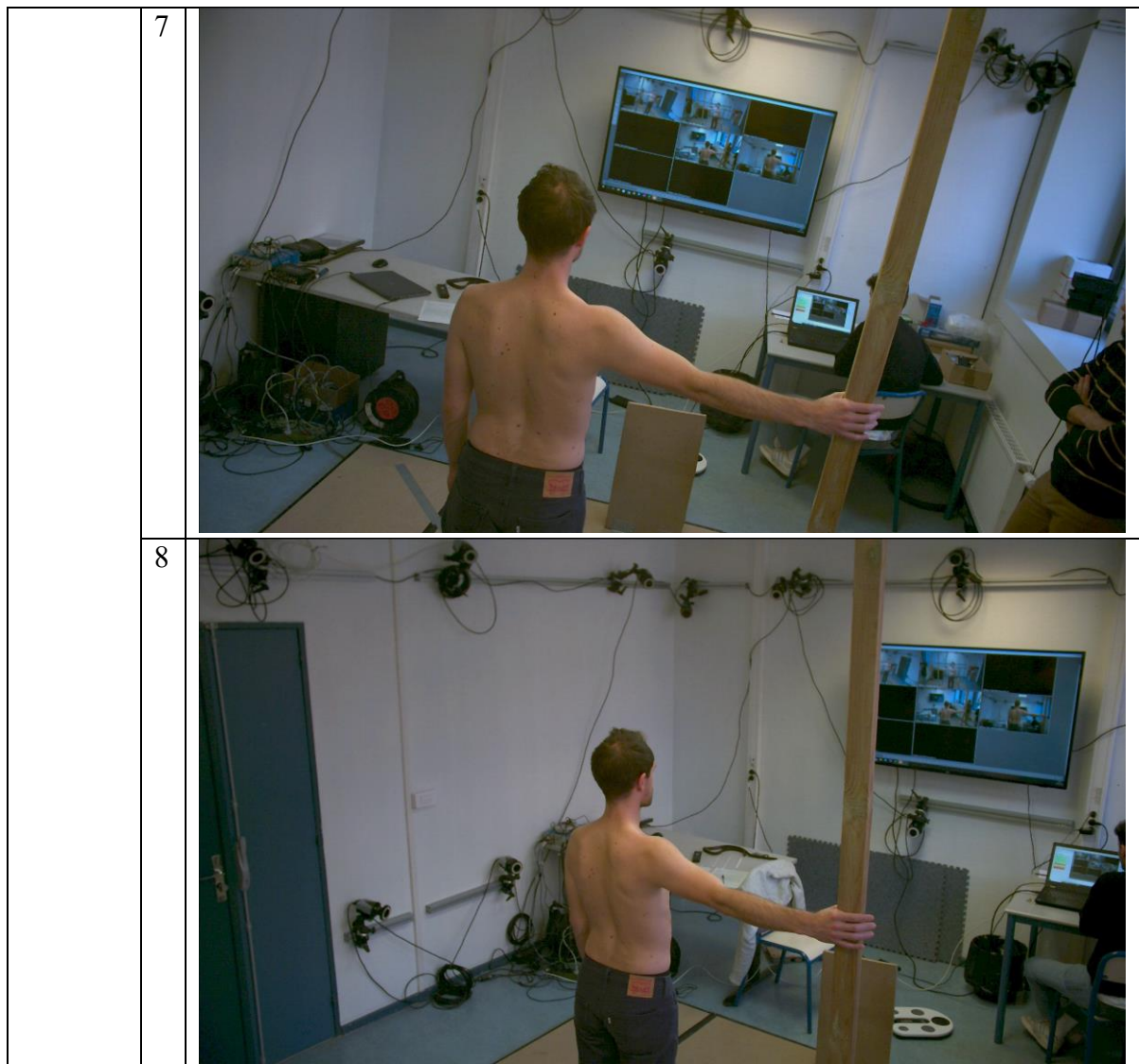


5



6





10.2 Algorithme d'estimation de points DeepLabCut™

10.2.1 Optimisation des paramètres d'entraînement

Les paramètres d'entraînement modifiables dans DeepLabCut™ sont nombreux. La liste complète est détaillée dans la documentation DeepLabCut™ (The DeepLabCut Team, 2023). Les paramètres qui ont été étudiés dans ces travaux sont listés ci-dessous. Sauf indication contraire, les tests d'optimisation des paramètres du modèle ont été réalisés avec un jeu de données intermédiaire de 2660 images dont 80% d'entraînement. Le nombre d'itérations total était de 150 000, et l'instantané présentant la meilleure performance (évalué toutes les 10 000 itérations à partir de 100 000 itérations) était conservé. Les performances sont comparées en estimant la distance euclidienne moyenne (en pixel) pour tous les points anatomiques labélisés avec un seuil de confiance supérieur à 60%. Le nombre de détections, c'est-à-dire le nombre total de points anatomiques correctement identifiés sur les images de test (seuil de confiance supérieur à 60%) est aussi utilisé.

10.2.1.1 Réseau

10.2.1.1.1 Architecture

Plusieurs types d'architectures pré-entraînées sont proposés pour le réseau de neurones. Ils peuvent différer par leur performance, mais le temps d'entraînement est aussi à prendre en considération. Les architectures testées sont de type (Figure 51, Figure 52) :

- ResNet : ResNet-50, ResNet-101, ResNet-152, DLCRNet_ms5 (réseau développé par DeepLabCut™ sur une base de ResNet-50).
- EfficientNet : EfficientNet-b0, EfficientNet-b3, EfficientNet-b6.

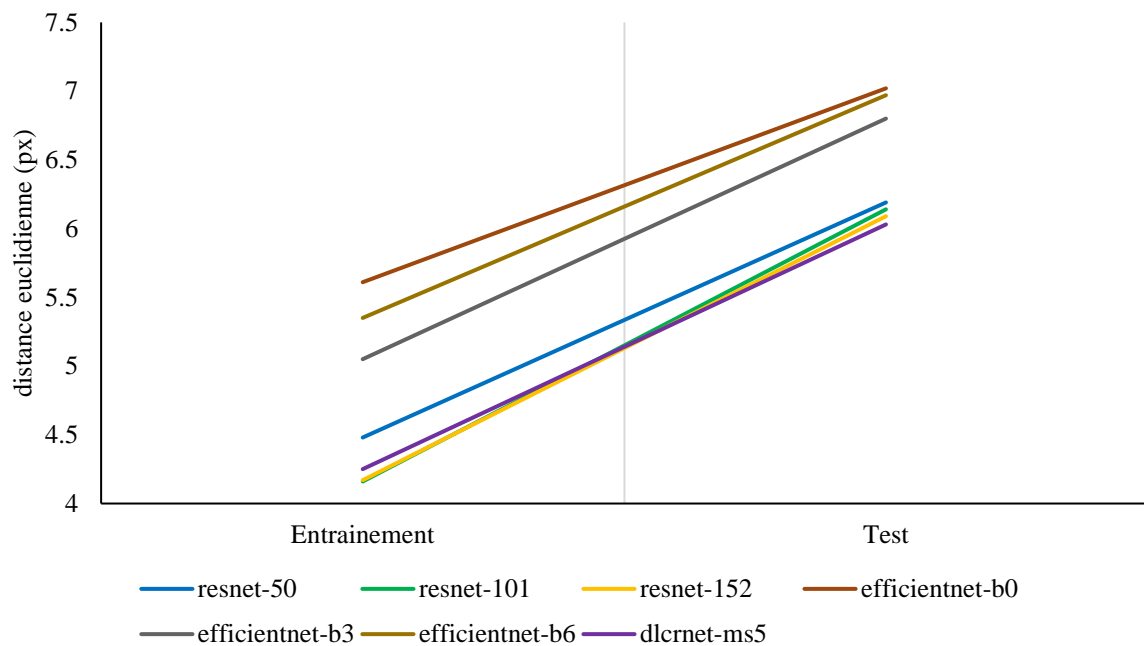


Figure 51. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données d'entraînement et de test selon l'architecture du réseau de neurone pour l'entraînement DeepLabCut™

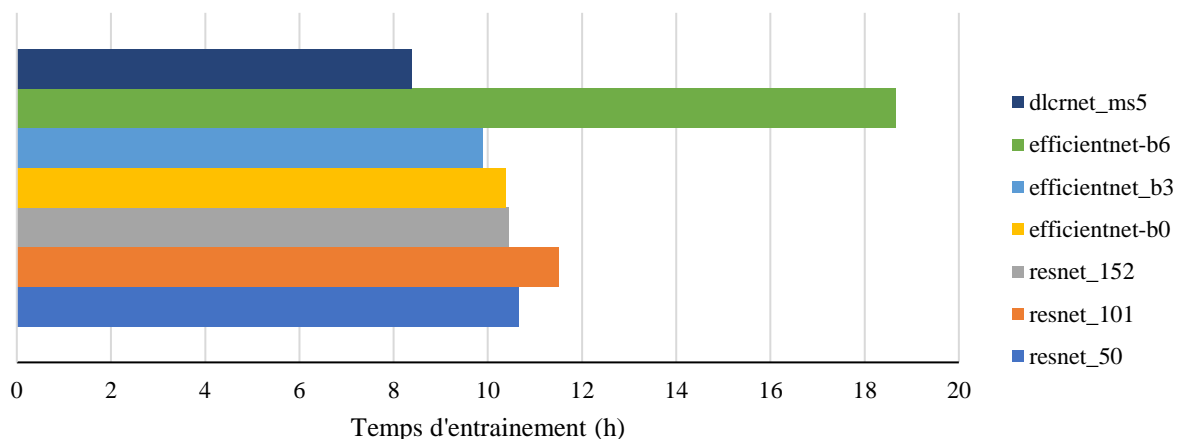


Figure 52. Comparaison des temps d'entraînement (pour 150 000 itérations) selon l'architecture du réseau de neurones pour l'entraînement DeepLabCut™

Pour l'algorithme final, le modèle DLCRNet_ms5 a été conservé.

10.2.1.1.2 Taille de l'échantillon d'entrée

La taille de l'échantillon détermine la quantité de données (en nombre d'images) qui est prise en donnée d'entrée pour une itération d'apprentissage, afin d'ajuster les paramètres des nœuds du réseau de neurones. La taille par défaut est de 8 images, une taille de 16 a été testée, sur un entraînement de 100 000 itérations (Figure 53, Figure 54).

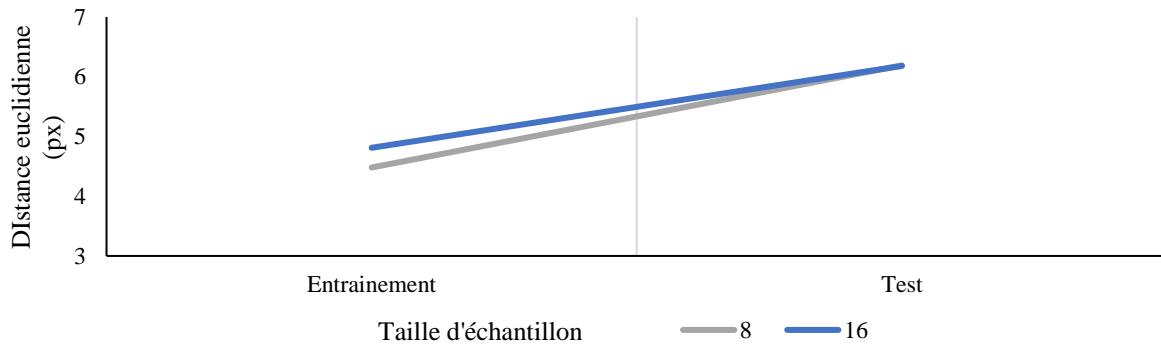


Figure 53. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données d'entraînement et de test selon la taille d'échantillon pour l'entraînement DeepLabCut™

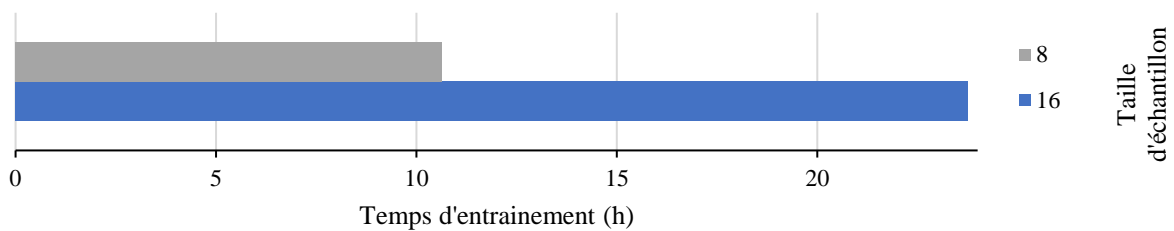


Figure 54. Comparaison des temps d'entraînement (pour 100 000 itérations) selon la taille d'échantillon pour l'entraînement DeepLabCut™

Etant donné la différence de temps pour le faible écart de performance, la taille d'échantillon par défaut de 8 a été utilisée.

10.2.1.1.3 Itérations

Il est essentiel de fixer le nombre d'itérations maximum d'apprentissage afin d'éviter le surentraînement. Pour cela, il est possible de s'intéresser à l'erreur d'apprentissage (sans unité). Elle correspond à l'erreur commise par le modèle sur les données d'entraînement dans le processus d'apprentissage. L'évolution de l'erreur d'apprentissage présente un plateau et évolue peu au-delà 100 000 itérations (Figure 55).

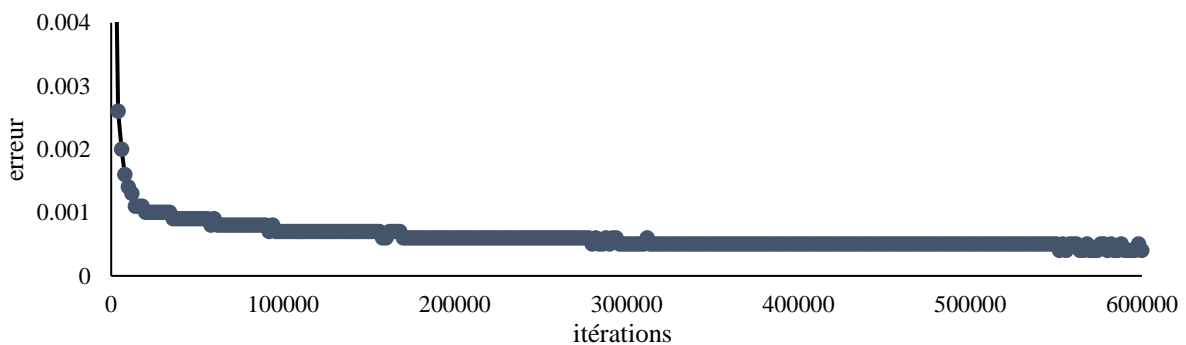


Figure 55. Evolution de l'erreur en fonction de l'itération d'apprentissage

De même, l'évolution de la distance euclidienne moyenne par rapport à la labélisation sur les données de tests évolue peu au-delà de 100 000 itérations (moins de 0.5 px de différence) (Figure 56).

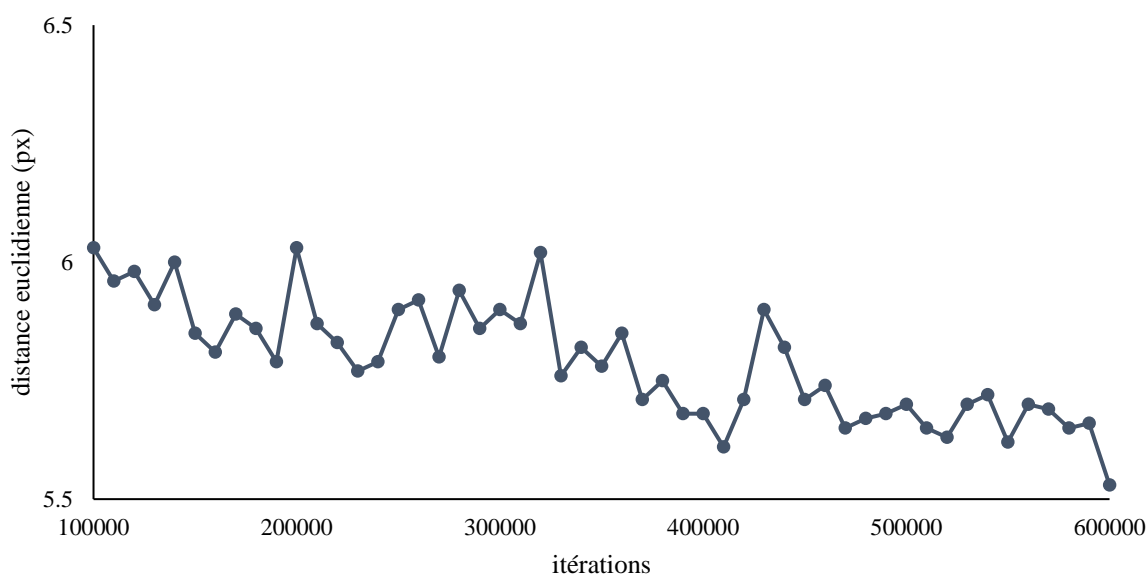


Figure 56. Distance euclidienne moyenne (en px) par rapport à la labélisation de référence sur les données de tests.

Pour l'ensemble des tests d'apprentissage, un nombre d'itérations de 150 000 a ainsi été choisi, avec sauvegarde des instantanés d'apprentissage tous les 5 000 ou 10 000 itérations à partir de 100 000 itérations, puis sélection du meilleur instantané. Le choix du nombre d'itérations a été confirmé par un test ultérieur avec un jeu de données plus complet (3284 images) et sur les résultats de précision 3D après triangulation. La faible évolution de l'erreur au-delà de 100 000 itérations a été une nouvelle fois révélée et le choix précédemment effectué a été confirmé (Figure 57). Le temps d'entraînement a aussi été pris en compte dans ce choix, étant donné qu'il est proportionnel au nombre d'itérations réalisées.

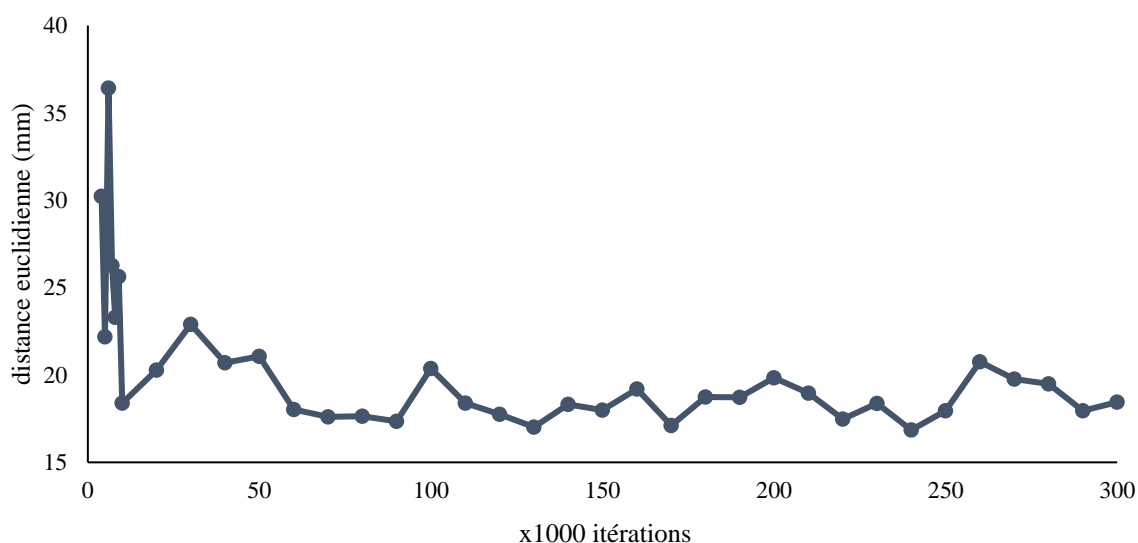


Figure 57. Distance euclidienne moyenne (en mm) sur les coordonnées 3D par rapport aux coordonnées de référence sur les données de test.

10.2.1.2 Modification et augmentation des images

Plusieurs paramètres d'apprentissage permettent d'apporter des modifications sur les images du jeu de données d'entraînement dans DeepLabCut™. Certaines modifications, appliquées de manière aléatoires, sont destinées à apporter de la diversité dans le jeu de données.

10.2.1.2.1 Echelle

Une réduction des images par rapport à leur dimension brute peut être appliquée afin d'accélérer le processus d'apprentissage. Par défaut, une échelle de 0.8 (réduction de la taille de 20%) est appliquée. Afin de conserver le maximum d'informations, un paramètre d'échelle à 1 (pas de réduction) a été testé (Figure 58), puis sélectionné. Ce test a été réalisé sur un jeu de données préliminaire avant optimisation des autres paramètres.

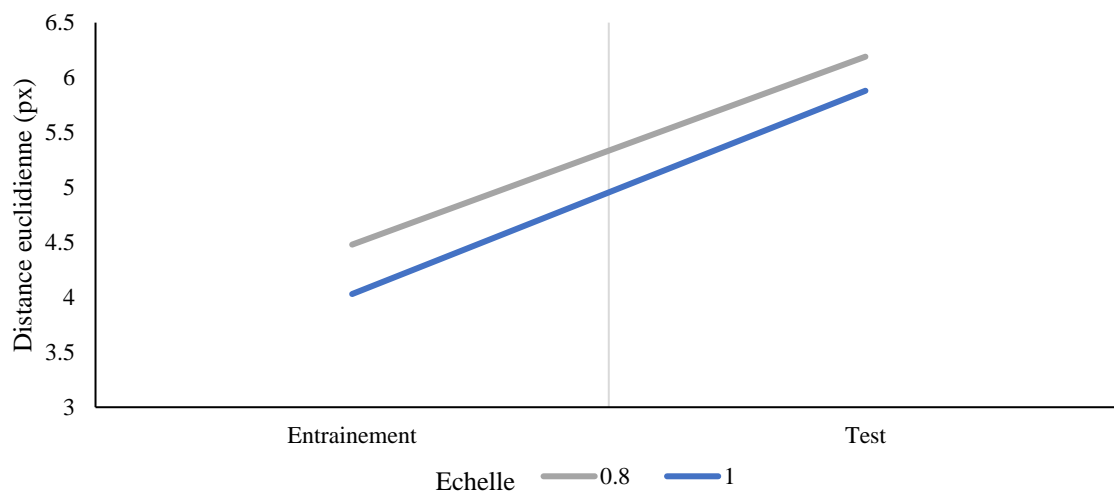


Figure 58. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données d'entraînement et de test selon l'échelle des images pour l'entraînement DeepLabCut™

10.2.1.2.2 Rotation

La rotation est un paramètre d'augmentation des images consistant à appliquer une rotation aléatoirement sur une proportion des images du jeu de données d'entraînement (Figure 59). La proportion d'images subissant une rotation est définie par l'utilisateur, mais la sélection des images subissant la rotation est aléatoire. La proportion d'images subissant une rotation est définie par défaut à 40%. Une proportion de 70% a également été testée (Figure 60). L'angle de rotation est défini aléatoirement entre 0° et la valeur maximum définie par l'utilisateur. L'angle maximum de rotation est défini par défaut à 25°, mais des valeurs de 30°, 45°, 75° et 90° ont été testées (Figure 61). Etant donné les faibles différences sur la précision des estimations sur les données de test, le nombre de détections a aussi été comparé (Figure 62).



Figure 59. Illustration de la rotation d'une image

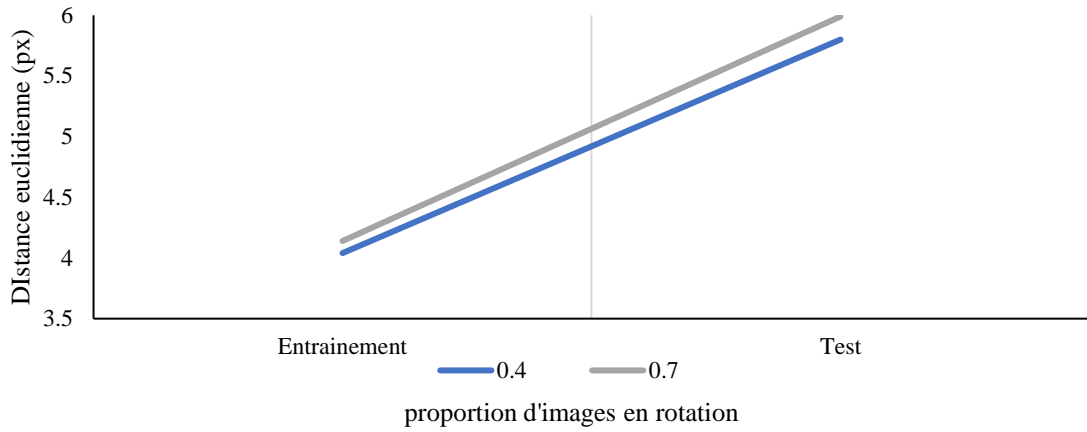


Figure 60. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données d'entraînement et de test selon la proportion d'images en rotation pour l'entraînement DeepLabCut™

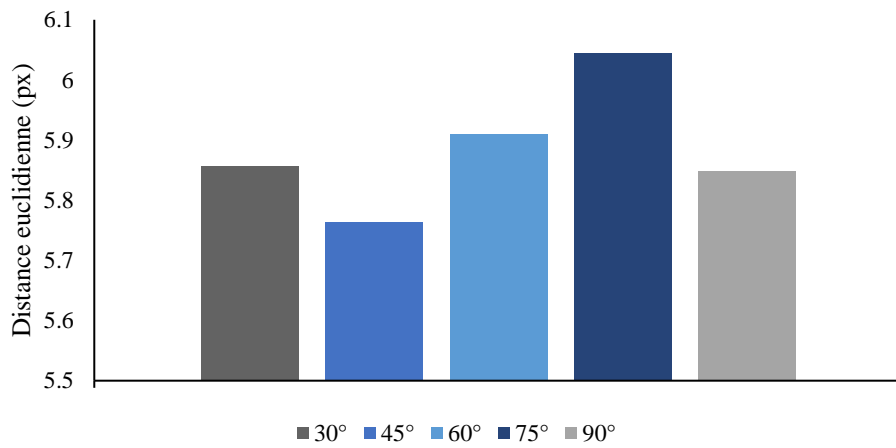


Figure 61. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données de test selon l'angle maximum de rotation pour l'entraînement DeepLabCut™

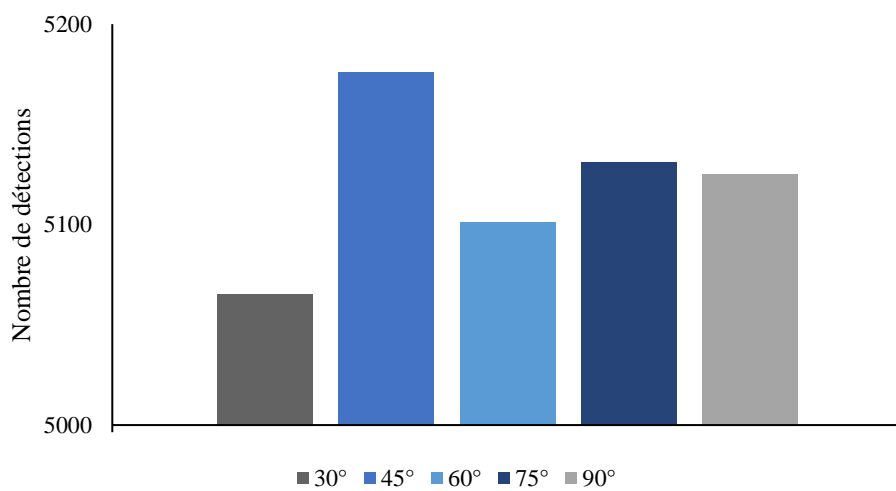


Figure 62. Comparaison du nombre de détections sur le jeu de données de test selon l'angle maximum de rotation pour l'entraînement DeepLabCut™

Une proportion de 40% d'images en rotation avec un angle maximum de 45° est finalement conservé.

10.2.1.2.3 Recadrage

Le recadrage (Figure 63) est appliqué similairement à la rotation, sur une proportion définie du jeu de données d'entraînement, selon des dimensions aléatoires avec des bornes maximums définies par l'utilisateur. La proportion par défaut d'images recadrées est de 40%, ce paramètre n'a pas été modifié. Les dimensions maximums de recadrage par défaut sont de 400 px sur la longueur et 400 px sur la largeur. Les dimensions de 200 px et 500 px en longueur et en largeur ont été testées en comparant la précision sur les données de tests et le nombre de détections (Figure 64, Figure 65).



Figure 63. Illustration d'une image ayant subi un recadrage centré de 400 px en longueur et en largeur. L'image est réduite sur une zone de 200 px sur chaque côté, représentée en noire.

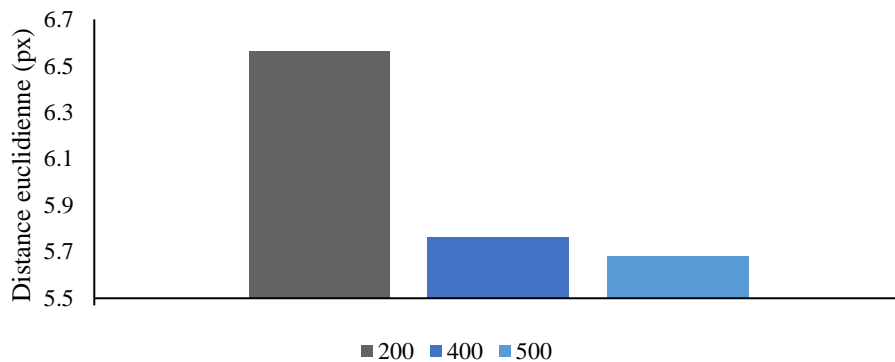


Figure 64. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données de test selon le recadrage pour l'entraînement DeepLabCut™

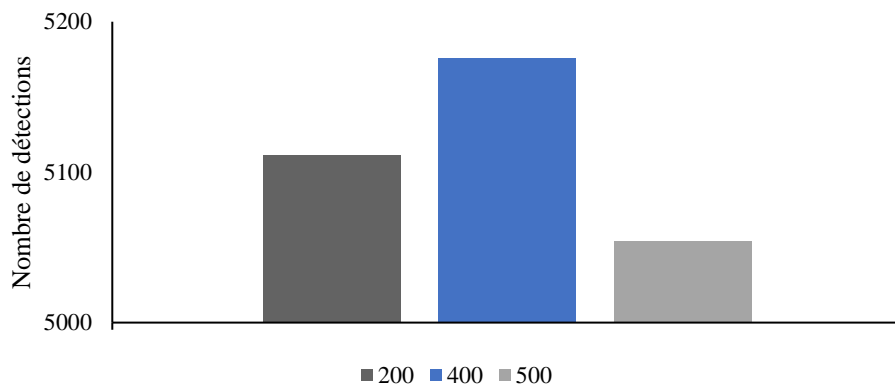


Figure 65. Comparaison du nombre de détections sur le jeu de données de test selon le recadrage pour l'entraînement DeepLabCut™

Les dimensions de recadrage par défaut de 400 px en longueur et en largeur sont conservées.

10.2.1.2.4 *Suppression de l'arrière-plan*

La suppression de l'arrière-plan n'est pas un paramètre disponible dans DeepLabCut™, mais ce critère a été testé afin d'évaluer son influence sur la qualité de détection. Les conditions testées étaient :

- Original : pas de suppression.
- ARsupE : arrière-plan supprimé sur les données d'entraînement, données de tests originales.
- ARsupT : arrière-plan supprimé sur les données de test, données d'entraînement originales.
- ARsupET : arrière-plan supprimé sur les données d'entraînement et de test.

Les différentes conditions de suppression de l'arrière-plan comportent très peu de différences (écart maximum inférieur à 0.2 px) sur la précision de détection des coordonnées 2D sur les données de test (Figure 66). Des écarts sur le nombre de détections sont constatés avec un arrière-plan supprimé comparativement à la condition originale (Figure 67), notamment à cause d'une segmentation imparfaite des participants entraînant la suppression de certaines parties du corps et par conséquent plusieurs pertes de points anatomiques. Ces différences restent malgré tout limitées, montrant le faible impact de la suppression et par conséquent de la présence de l'arrière-plan sur la qualité de détection.

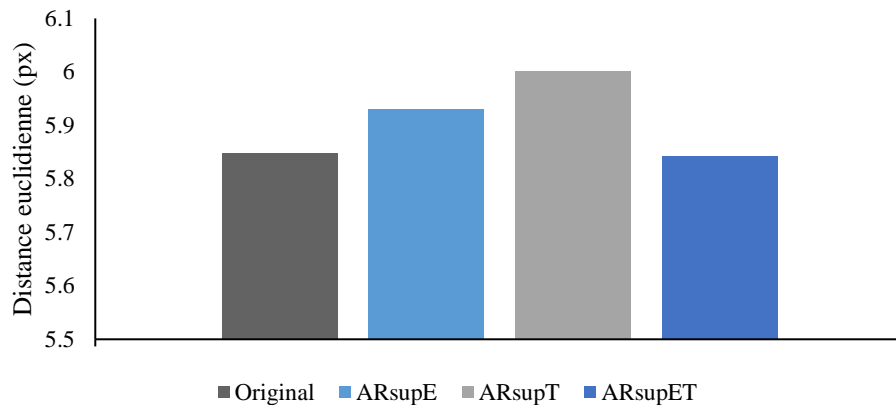


Figure 66. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données de test selon les conditions de suppression de l'arrière-plan

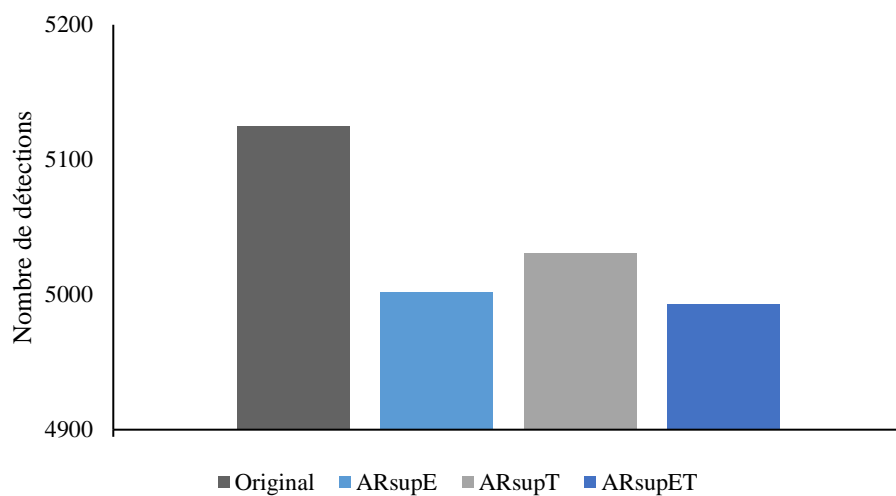


Figure 67. Comparaison du nombre de détections sur le jeu de données de test selon les conditions de suppression de l'arrière-plan

10.2.1.3 Squelette

Des relations entre les repères à identifier sont définies par défaut par l'algorithme d'apprentissage dans DeepLabCut™. Ces relations peuvent également être définies par l'utilisateur. Trois situations ont été testées pour évaluer l'influence de ces relations sur la qualité des estimations :

- Le squelette par défaut (Figure 68).
- Un squelette modifié, défini manuellement et destiné à correspondre davantage aux relations physiologiques entre les repères (Figure 69).
- Le squelette complet, reliant chaque repère à tous les autres.

La comparaison de la précision sur les données de test (Figure 70) et du nombre de détections (Figure 71) a conduit à sélectionner le squelette modifié comme paramètre pour l'apprentissage.

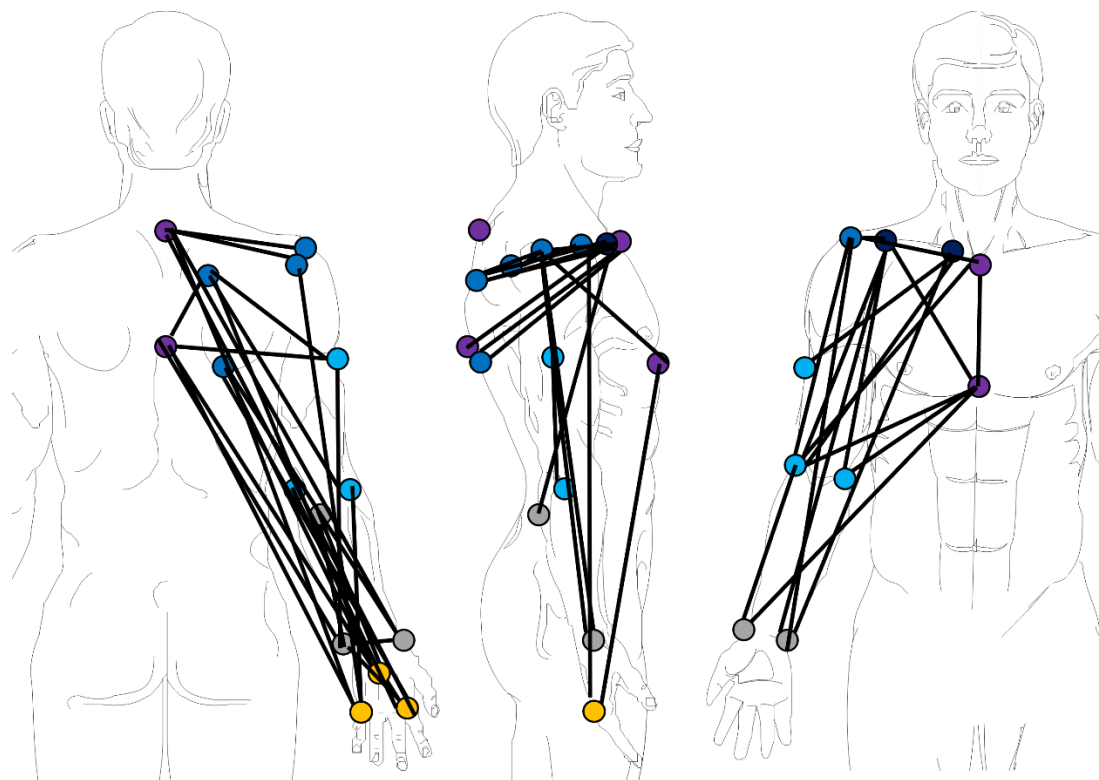


Figure 68. Squelette de relations entre les repères défini par défaut pour l'apprentissage DeepLabCut™

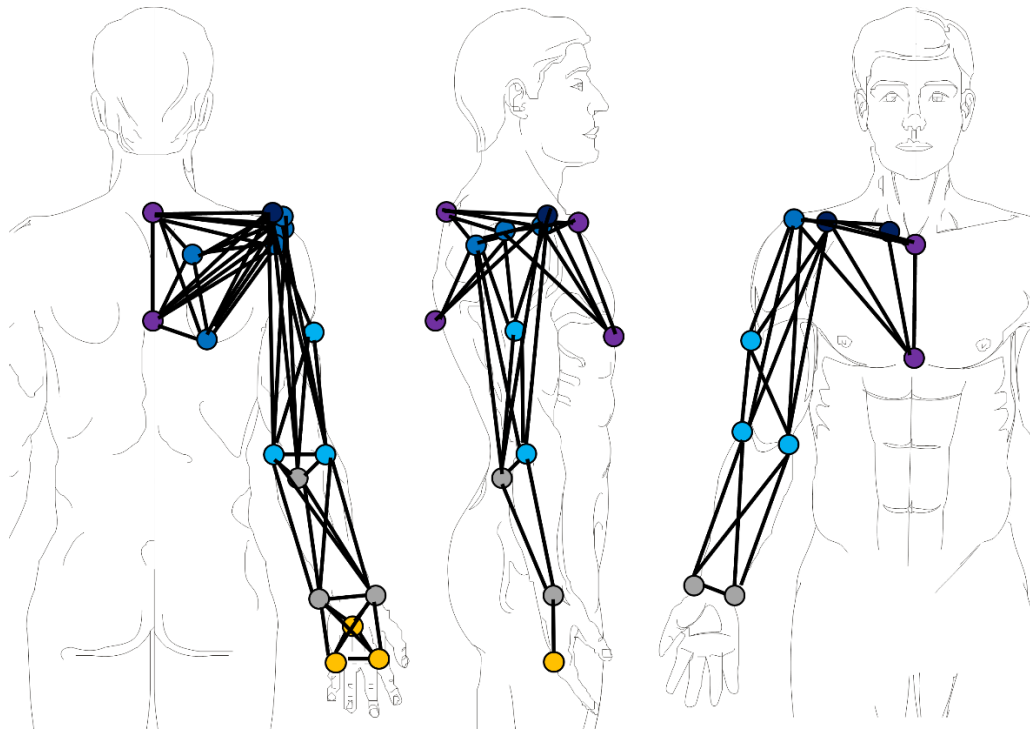


Figure 69. Squelette de relations entre les repères adapté manuellement pour l'apprentissage DeepLabCut™

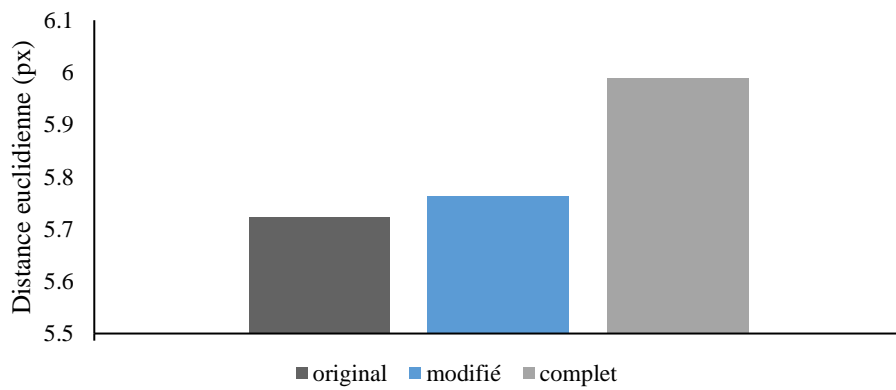


Figure 70. Comparaison des distances euclidiennes moyennes (en px) sur le jeu de données de test selon le squelette utilisé

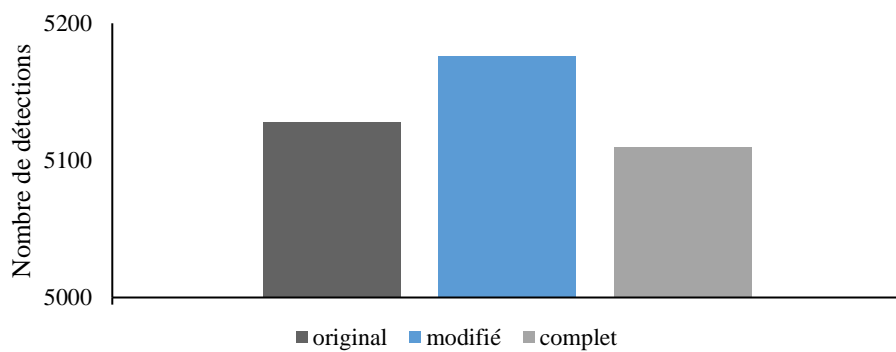


Figure 71. Comparaison du nombre de détections sur le jeu de données de test selon le squelette utilisé

10.2.2 Comparaison des réseaux par caméras

Afin de déterminer la pertinence d'utiliser un algorithme d'estimation de poses commun à toutes les caméras ou bien des algorithmes distincts, plusieurs conditions ont été comparées en créant des algorithmes d'estimation de poses différents selon les jeux de données d'entraînement et de tests, avec :

- Un jeu de données incluant les images de toutes les caméras.
- Un jeu de données incluant les images des caméras en avant du participant (caméras 1/2/3).
- Un jeu de données incluant les images des caméras en arrière du participant (caméras 4/5/6/7/8).
- Un jeu de données incluant les images d'une seule caméra a été créé pour les caméras 6 et 8, respectivement.

Le niveau de précision pour chaque caméra comporte des différences très faibles entre les algorithmes (Figure 72), défendant l'intérêt d'un algorithme commun à toutes les caméras. De même pour chaque point anatomique (Figure 73), les faibles différences sont également en faveur d'un algorithme commun.

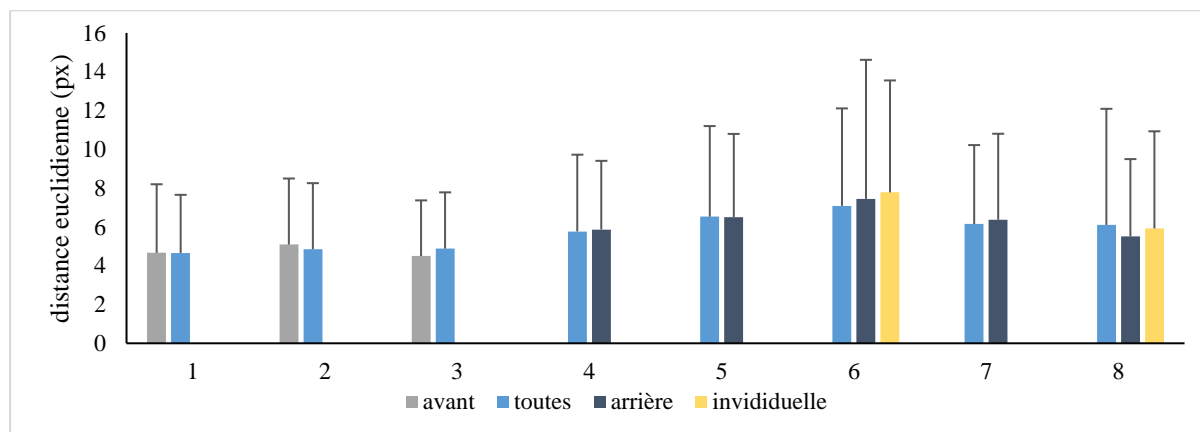


Figure 72. Distance euclidienne moyenne (en px) pour chaque caméra (1 à 8) sur les données de test selon le jeu de données utilisé.

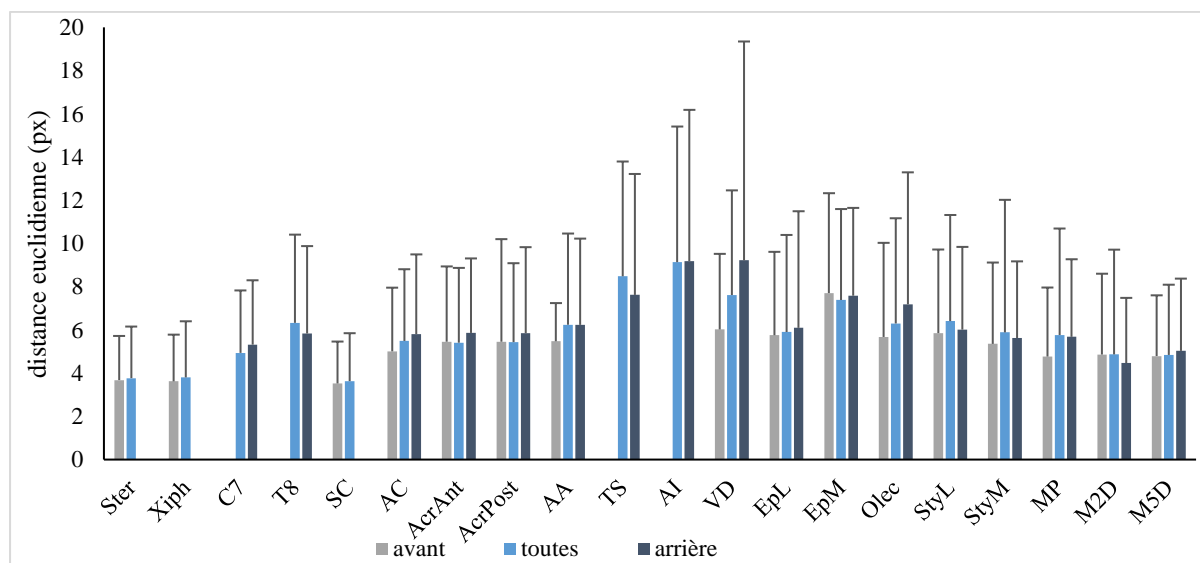


Figure 73. Distance euclidienne moyenne (en px) pour chaque point anatomique sur les données de test selon le jeu de données utilisé.