

Modélisation Statistique des Formes du squelette fœtal : vers une création de modèles ajustables pour des simulations d'accouchement plus spécifiques.

Morgane Devismes¹, Tan-Nhu Nguyen²⁻³, Tien-Tuan Dao¹

¹ Univ. Lille, Centrale Lille, UMR 9013 – LaMcube – Laboratoire de Mécanique, Multiphysique, Multiéchelle, F-59000 Lille, France

² Medical Instrumentation Design LAB, School of Biomedical Engineering, International University, Vietnam

³ Vietnam National University Ho Chi Minh City, Vietnam

Résumé — Cette étude présente le développement d'un modèle statistique des formes (SSM) de l'enveloppe du squelette fœtal, basé sur 96 scanners d'enfants de 0 à 1 an. Une fois les os segmentés, alignés et mis en correspondance, une analyse en composante principale (PCA) a été conduite pour obtenir un modèle moyen et ses modes de déformations principaux associés. Une analyse en régression partielle (PLSR) a ensuite permis de prédire la forme osseuse d'un sujet à partir de données anthropométriques, atteignant une précision de 2mm environ pour la tête et 7mm pour le modèle corps entier.

Mots clefs — Modélisation Statistique des Formes, Simulations d'accouchement, modélisation fœtale, Prédiction de la géométrie osseuse.

1. Introduction

L'accouchement est un processus physiologique complexe pouvant entraîner de nombreuses complications à la fois maternelles et fœtales. Afin d'améliorer la compréhension de ce processus et d'améliorer la prise en charge par le personnel soignant, des simulateurs mécaniques d'accouchement ont été développés, ayant pour vocation l'entraînement du personnel médical [1,2]. Bien que les modèles mécaniques actuels aient été largement perfectionnés, ils présentent toujours d'importantes limitations (1 seul scénario par mannequin, pas de fluides, pas de modification possible de la géométrie ou des propriétés mécaniques). En parallèle, des modèles numériques ont été développés, permettant des simulations plus variables et biofidèles. Malgré les avantages de ces modèles numériques, plusieurs défis restent à relever pour obtenir des simulations d'accouchement prédictives, c'est-à-dire permettant d'anticiper la survenue de complications. Dans leur revue des modèles numériques d'accouchement présentée en 2021, Chen et Grimm [3] soulignent les différents efforts encore nécessaires pour atteindre des simulations réalistes. Parmi les éléments mentionnés, ils indiquent que les futures simulations devront inclure des modèles ajustables, dont la géométrie pourra être facilement adaptée pour s'approcher d'une géométrie patient-spécifique.

Bien que la création de modèles patient-spécifiques basés sur l'imagerie constituent une référence pour des simulations personnalisées, leur création est trop chronophage pour une utilisation courante. A l'inverse, la mise à échelle de modèles génériques permet une génération rapide de modèles mais

introduit des erreurs de mesures importantes [4,5]. Récemment, le développement de la modélisation statistique de formes (SSM) a permis de générer rapidement des modèles anatomiques précis. Ces modèles contiennent de façon générale une forme moyenne de référence ainsi qu'une combinaison de paramètres pondérés appelés composantes principales ou modes, qui caractérisent la variation morphologique de l'os. Les modes de déformation sont le plus souvent obtenus par une analyse en composantes principales (PCA), et de nouvelles géométries peuvent être obtenues en variant les poids associés à chacun des modes. De plus, les résultats de PCA peuvent être utilisés pour entraîner un algorithme de régression, permettant de relier les valeurs associées à chaque mode (et ainsi la géométrie de l'os) à des prédicteurs anthropométriques facilement accessibles, tels que l'âge, le sexe, la taille [...].

Initialement développés pour les os isolés chez des sujets adultes [6,7], les SSM ont été étendus aux modèles articulés multi-os et multi-organes, permettant de prédire simultanément la forme et la pose, avec une erreur de prédiction de l'ordre de quelques millimètres [8,9]. A ce jour, bien que des modèles pédiatriques aient été proposés [10,11] il n'existe pas encore de modèle spécifique au fœtus, bien que celui-ci serait essentiel pour ajuster de façon précise les modèles utilisés pour les simulations d'accouchement. L'objectif de ce travail est donc de créer un SSM complet du squelette fœtal et de permettre la prédiction de sa géométrie à partir de mesures anthropométriques accessibles, ouvrant la voie à des simulations d'accouchement plus réalistes.

2. Matériel et Méthodes

2.1. Prétraitement et préparation des données d'imageries pour la modélisation statistique

La création d'un modèle statistique de forme (SSM) nécessite un ensemble de formes similaires, placées dans une même posture et en correspondance, c'est-à-dire que chaque point d'un modèle doit correspondre à la même région anatomique pour l'ensemble des sujets.

Afin de construire notre SSM fœtal, nous avons utilisé des images de tomodensitométrie (CT-scan) provenant de la base de données NMDID [12]. Au total, les squelettes de 96 sujets âgés de moins de 10 mois (âge moyen = 1.7 ± 2.1 mois, masse = 4.9 ± 3.3 kg, taille = 53.4 ± 9.8 cm) ont été segmentés à partir des images disponibles, à l'aide du logiciel 3D-Slicer, générant 23 segments osseux par sujet. Les maillages ont été exportés au format STL et nettoyés via la librairie Python Pymeshlab. Afin de positionner tous les sujets dans une posture identique, des repères anatomiques ont été placés afin de définir les systèmes de coordonnées articulaires selon les recommandations de la Société Internationale de Biomécanique [13,14]. Tous les squelettes ont alors été placés dans la position standard de référence (debout, bras écartés) et alignés. Ces travaux constituant le premier modèle SSM corps complet, nous avons choisi d'effectuer deux simplifications majeures : d'une part, uniquement les contours osseux ont été considérés, afin de limiter la complexité de la géométrie. Ces contours ont été obtenus à l'aide d'un algorithme alpha-shape de la librairie Python Open3D. D'autre part, nous avons fait le choix de construire un modèle statique non articulé, tous les sujets étant placés dans une même posture avant analyse. Cela permet de limiter le nombre de paramètres à optimiser.

Enfin, la correspondance entre les maillages a été établie en utilisant un protocole d'alignement rigide puis de déformation non rigide incluant notamment l'algorithme SVD (Singular Value Decomposition) et la déformation contrôlée par une cage [15,16]. Les différentes étapes du prétraitement des données sont présentées dans la Figure 1.

La construction de ce modèle a impliqué différents choix méthodologiques permettant d'en assurer la stabilité numérique. A titre d'exemple, la variabilité du degré d'ossification entre les différents sujets de la base de données ainsi que la résolution parfois limitée de certaines structures osseuses ont rendu la

segmentation ainsi que la mise en correspondance des structures particulièrement sensibles au bruit et à la présence d'artefacts. Le protocole de fitting (alignement), combinant transformations rigides et non rigides, a ainsi été ajusté de manière à préserver les repères anatomiques principaux en limitant l'apparition de déformations non physiologiques. Par ailleurs, la réduction de la géométrie aux seules enveloppes osseuses a été retenue comme compromis afin de maîtriser la dimension du problème et de favoriser la convergence des analyses de PCA et de régression, malgré une perte d'information locale. L'ensemble de ces choix a pour objectif d'assurer la robustesse du modèle en tenant compte des particularités liées à l'utilisation d'imagerie fœtale.

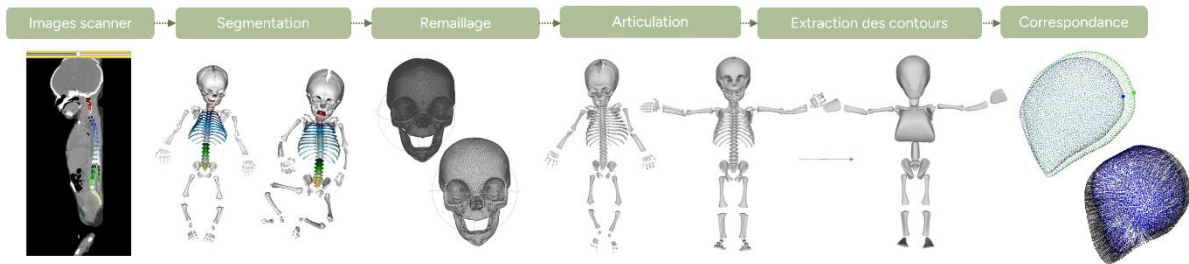


Figure 1 – Etapes de prétraitement nécessaires à la création du SSM

2.2. Création du modèle statistique

Après obtention des correspondances, quatre modèles SSM de complexité croissante ont été créés grâce à une analyse en composantes principales (PCA). Le premier modèle ne contenait que la tête. Le second incluait la tête, la colonne cervicale et le thorax. Le troisième modèle ajoutait à ces éléments le bassin, les clavicules et les scapulas. Enfin, le quatrième modèle représentait l'ensemble du squelette fœtal, à l'exception des mains et des pieds qui ont été exclus. Pour cette étude, la PCA a été appliquée à l'aide de la bibliothèque scikit-learn disponible sur Python.

2.3. Prédiction de la géométrie fœtale

Les résultats des quatre PCA (formes moyennes et composantes principales associés) ont été exportés puis utilisés afin d'entraîner un algorithme de régression partielle (*Partial Least Squares Regression PLSR*) à l'aide de la bibliothèque scikit-learn. Cette régression relie des prédicteurs facilement mesurables, comme des mesures d'échographie, aux poids des composantes principales, afin de permettre une reconstruction de la géométrie osseuse à partir de ces seuls prédicteurs.

Différents prédicteurs ont été envisagés, dont le sexe, la taille, la masse, ainsi que des mesures anatomiques supplémentaires (volume crânien, diamètres céphaliques, largeur d'épaules, longueur fémorale...). L'âge gestationnel des sujets fœtaux n'étant pas disponible dans les métadonnées, l'âge des sujets n'a pas été retenu comme facteur prédictif. Une stratégie de sélection itérative des variables a permis d'identifier la meilleure combinaison de facteurs tout en évitant les risques de surapprentissage. Chaque prédicteur retenu devait présenter une bonne reproductibilité (faible variabilité inter-mesure) et rester accessible en pratique clinique, afin de maintenir un compromis entre performance numérique du modèle et transférabilité vers l'usage clinique.

La précision du modèle a été évaluée notamment par sa compacité, correspondant au nombre de modes nécessaires pour décrire la forme d'un modèle, et par l'erreur de précision, mesurant la différence entre la géométrie prédite et la forme réelle d'un sujet n'ayant pas été inclus dans les analyses de PCA et de PLSR. D'un point de vue numérique, la mise en œuvre de la PLSR a nécessité un compromis entre richesse descriptive et stabilité du modèle, compte tenu du faible effectif et du nombre élevé de variables potentielles. Le nombre de modes de déformation a ainsi été limité afin de réduire le risque de surapprentissage.

Compte tenu de la petite taille de la population étudiée, une validation croisée a été réalisée : chaque sujet a été successivement exclu du jeu d'entraînement, puis utilisé comme sujet test pour évaluer la performance de la prédiction sur un cas inédit. Les résultats de prédiction ont été comparés à deux géométries de référence : la forme moyenne issue de la PCA et une forme moyenne mise à échelle selon la taille du sujet. Le coefficient de détermination R^2 a servi à quantifier la qualité des prédictions, des valeurs proches de 1 indiquant une meilleure précision du modèle par rapport aux références.

3. Résultats

3.1. Analyse en Composantes Principales (PCA)

La Figure 2 présente la variance expliquée cumulée pour chacun des 4 modèles étudiés. Elle indique la proportion de la forme décrite par le modèle selon le nombre de modes utilisés, illustrant ainsi la compacité du modèle.

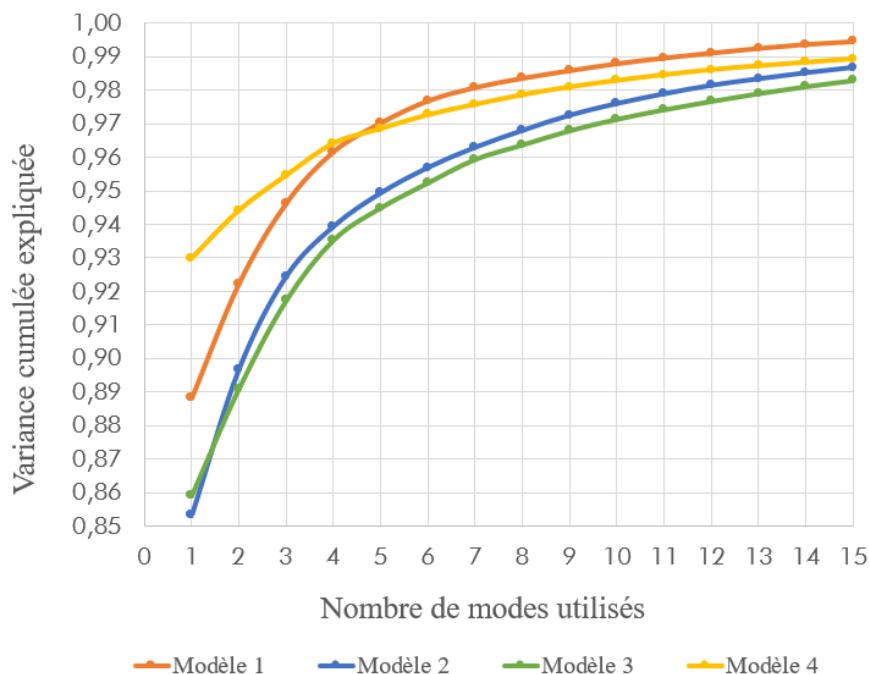


Figure 2 – Evaluation de la compacité du modèle

3.2. Régression et prédiction de la géométrie

Les résultats de la PCA ont ensuite été utilisés pour entraîner une régression PLSR, en testant les différentes combinaisons de prédicteurs afin d'identifier la plus pertinente pour chaque modèle (de la tête seule au corps complet). Les erreurs de prédiction, exprimées en mm, ont été comparées à celles des modèles de référence (forme moyenne et forme moyenne mise à échelle).

Pour le modèle 1 (tête seule), les meilleurs prédicteurs étaient le volume crânien (réduit à sa racine cubique en mm), ainsi que 3 diamètres crâniens (*plus précisément les diamètres occipitofrontal, suboccipitofrontal et suboccipito-bregmatique*). L'utilisation des 3 premiers modes permettait de capturer 95% de la variance de la forme, et permettaient une prédiction de la géométrie avec une erreur

moyenne de 2.1 ± 1.42 mm. Afin de visualiser la qualité des prédictions effectuées, la Figure 3 représente la meilleure prédiction ainsi que la moins bonne.

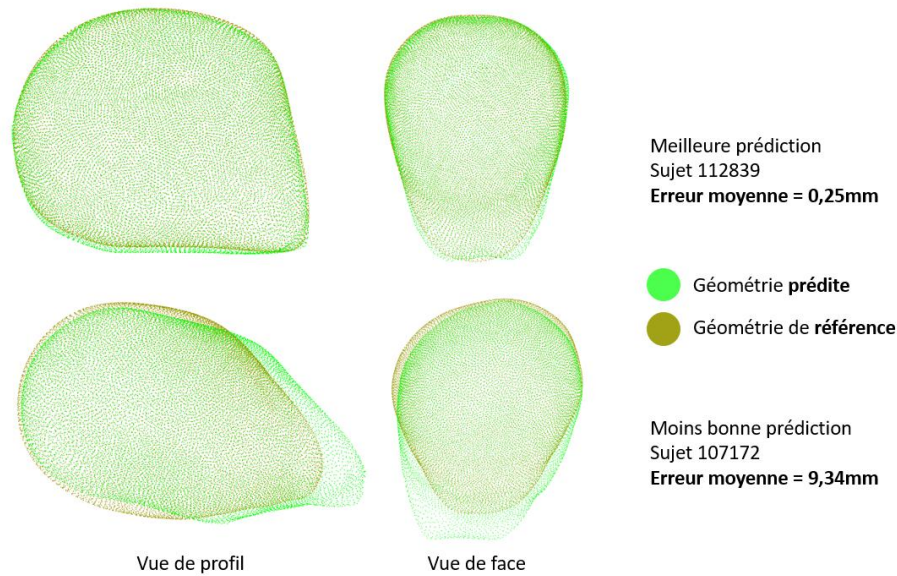


Figure 3 – Meilleure et moins bonne prédictions proposées par le modèle 1 (tête seule)

Les modèles 2 à 4, correspondant respectivement à des ensembles anatomiques de complexité croissante (de la région cervico-thoracique au corps complet), ont montré une augmentation progressive de l'erreur de prédiction. Le modèle 4, représentant le corps foetal complet à l'exception des mains et des pieds, a obtenu les meilleurs performances globales, avec une erreur de prédiction moyenne de 6.69 ± 3.85 mm, et un coefficient de détermination $R^2 = 0.87$ par rapport à la forme moyenne. Ce modèle est basé sur une prédiction par 8 prédicteurs anthropométriques simples incluant le volume et les diamètres crâniens, les largeurs du thorax, des épaules et du bassin, la profondeur du pelvis et le poids. De même que pour le premier modèle, la Figure 4 montre différents résultats de prédiction (le meilleur et le moins bon).

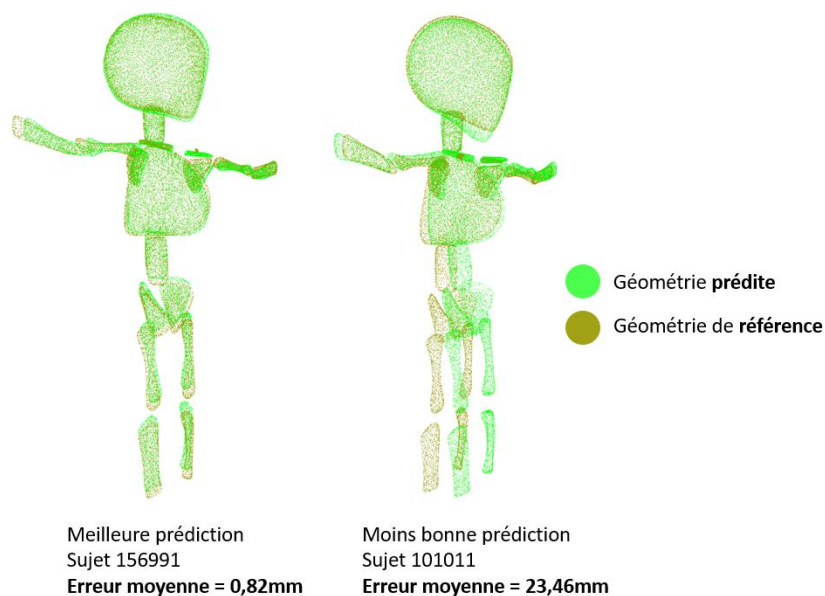


Figure 4 – Meilleure et moins bonne prédictions proposées par le modèle 4 (corps complet)

4. Discussion

4.1. Régression et prédiction de la géométrie

L'analyse en composantes principales a permis de créer quatre modèles SSM. L'étude de la variance cumulée a montré qu'une complexité croissante du modèle (c'est-à-dire un modèle incluant plus de structures osseuses) nécessite un nombre de modes plus important pour décrire une même proportion de la forme. Par exemple, 90% de la variance sont expliqués par les 2 premiers modes pour le modèle de tête seule, alors qu'il en faut 3 pour les modèles 2 et 3. De façon surprenante, le modèle 4 (corps complet) s'est révélé plus compact que les modèles limités au tronc ou au thorax. Cette compacité s'explique par la géométrie simple des os longs des membres (fémur, humérus) dont les variations se résument principalement à la longueur et la largeur. Les résultats obtenus semblent cohérents avec les données retrouvées dans la littérature. Cette compacité des modèles construits montre que les premiers modes suffisent à reproduire de façon fidèle la géométrie globale du squelette, bien que des erreurs locales subsistent.

4.2. Prédiction de la forme fœtale à partir du modèle SSM

L'un des objectifs de la création de modèles statistiques de la forme du squelette fœtal était de prédire la morphologie du fœtus à partir de paramètres mesurables par imagerie médicale de routine. Pour tous les modèles, les prédictions obtenues à partir des modèles statistiques se sont révélées plus précises que l'utilisation des formes moyennes (brute ou mise à échelle avec la taille du sujet). Le modèle 1 a permis une prédiction avec une erreur de mesure de 2.10 ± 1.42 mm, nettement inférieur à l'erreur obtenue avec la forme moyenne (7.06 ± 3.21 mm) et légèrement meilleur que la forme moyenne mise à échelle (erreur = 2.60 ± 1.30 mm).

L'augmentation de la complexité anatomique entraîne une légère hausse de l'erreur de prédiction, principalement liée à l'absence d'articulations dans le modèle, qui entraîne des erreurs liées à la position de certains segments. Comparativement aux valeurs évoquées dans la littérature, les erreurs de prédiction pour le squelette complet sont un peu plus élevées. Cet écart s'explique par la taille limitée de l'échantillon étudié, mais également par la variabilité plus importante dans la géométrie des crânes fœtaux et par la présence de cas extrêmes (notamment certains crânes déformés au cours de la naissance). Les résultats obtenus suggèrent également que l'introduction de certaines articulations pourrait permettre d'améliorer de façon importante l'erreur de prédiction pour les modèles complets. Malgré ces limites, les modèles SSM présentés permettent une prédiction robuste et adaptée pour des applications de simulation d'accouchement.

5. Conclusion et perspectives

Ce travail constitue une première tentative de création d'un modèle statistique de forme complet du squelette fœtal. Pour gérer la complexité de cet objectif, deux simplifications principales ont été adoptées : seuls les contours osseux ont été conservés, et un modèle statique (sans articulations) a été créé. Malgré ces limitations, les modèles générés permettent une prédiction réaliste de la forme globale du squelette fœtal. Un tel outil permet d'ajuster de façon plus biofidèle les modèles utilisés pour les simulations d'accouchement. L'ajout ciblé de quelques articulations (colonne, clavicule, scapula) permettrait de réduire l'erreur de prédiction tout en maintenant une certaine compacité des modèles. Malgré la taille limitée de l'échantillon étudié et l'absence d'articulations, ce SSM offre une première approche pour générer des géométries fœtales spécifiques au patient, ouvrant la voie à des simulations d'accouchement plus réalistes.

Références

- [1] J. Lepage, M. Cosson, O. Mayeur, M. Brieu, C. Rubod. Pedagogical childbirth simulators : utility in obstetrics, *Eur. J. Obstetri. Gynecol. Reprod. Biol.*, 197 (41-47), 2016.
- [2] H. Owen. Early use of simulation in medical education, *Simul. Healthc.* 7 (102-116), 2012.
- [3] S. Chen, M.J. Grimm. Childbirth computational models: characteristics and applications, *J. Biomech. Eng.* 143, 2021.
- [4] D. Bakke, T. Besier. Shape model constrained scaling improves repeatability of gait data, *J. Biomech*, 107 (109838), 2020.
- [5] M.E. Lund, M.S. Andersen, M. de Zee, J. Rasmussen. Scaling of musculoskeletal models from static and dynamic trials, *Int. Biomech*, 2 (1-11), 2015.
- [6] J. Zhang, D. Malcolm, J. Hislop-Jambrich, C.D.L. Thomas, P.M.F. Nielsen, An anatomical region-based statistical shape model of the human femur, *Comput. Methods Biomech. Biomed. Eng. Imaging Visual.* 2 (176-185), 2014.
- [7] L. Savonnet, S. Duprey, S. Van Sint Jan, X. Wang, Pelvis and femur shape prediction using principal component analysis for body model on seat comfort assessment. *PloS One* 14 (e0221201), 2019.
- [8] K. Nawazish, A.C. Peterson, A. Benjamin, M. Alan, P.R. Atkins, A.L. Lenz, A.E. Anderson, S.Y. Elhabian, Statistical multi-level shape models for scalable modeling of multi-organ anatomies, *Front. Bioeng. Biotechnol.* 11, 2023.
- [9] J. Zhang, J. Fernandez, J. Hislop-Jambrich, T.F. Besier, Lower limb estimation from sparse landmarks using an articulated shape model, *J. Biomech.* 49 (3875-3881), 2016.
- [10] E. O' Sullivan, L.S. van de Lande, A.-J.C. Oosting, A. Papaioannou, N.O. Jeelani, M. J. Koudstaal, R.H. Khonsari, D.J. Dunaway, S. Zafeiriou, S. Schievano, The 3D skull 0–4 years: a validated, generative, statistical shape model, *Bone Rep.* 15 (101154), 2021.
- [11] L. Carman, T.F. Besier, N.B. Rooks, J. Choisine, An articulated shape model to predict paediatric lower limb bone geometry using sparse landmarks, *J. Biomech.* 172 (112211), 2024.
- [12] Edgar, H., Daneshvari Berry, S., Moes, E., Adolphi, N., Bridges, P., Nolte, K., 2020.
- [13] G. Wu, et al., Standardization and Terminology Committee of the International Society of Biomechanics, ISB recommendation on definitions of joint coordinate system of various joints for the reporting of human joint motion—part I: ankle, hip, and spine, *Int. Soc. Biomech. J. Biomech.* 35 (543–548), 2002
- [14] G. Wu, et al., Standardization and Terminology Committee of the International Society of Biomechanics, ISB recommendation on definitions of joint coordinate system of various joints for the reporting of human joint motion—part II: shoulder, elbow, wrist and hand, *Int. Soc. Biomech. J. Biomech.* 38 (981-992), 2005
- [15] L. Zhang, J.S. Marron, H. Shen, Z. Zhu, Singular value decomposition and its visualization, *J. Comput. Graph. Statist.* 16, (833-854), 2007
- [16] D. Ströter, J.M. Thiery, K. Hormann, J. Chen, Q. Chang, S. Besler, J.S. Mueller-Roemer, T. Boubekur, A. Stork, D.W. Fellner, A survey on age-based deformation of 3D models, *Comput. Graph. Forum* 43 (e15060), 2024.