



**HAL**  
open science

# Recalage basé sur l'intersection de coupes orthogonales (ROSI) pour l'estimation du mouvement en IRM cérébrale foetale

Chloé Mercier, Sylvain Faisan, Alexandre Pron, Nadine Girard, Guillaume Auzias, François Rousseau, Thierry Chonavel

► **To cite this version:**

Chloé Mercier, Sylvain Faisan, Alexandre Pron, Nadine Girard, Guillaume Auzias, et al.. Recalage basé sur l'intersection de coupes orthogonales (ROSI) pour l'estimation du mouvement en IRM cérébrale foetale. rfiap, Jul 2024, Lille, France. hal-04904724

**HAL Id: hal-04904724**

**<https://hal.science/hal-04904724v1>**

Submitted on 21 Jan 2025

**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.

# Recalage basé sur l'intersection de coupes orthogonales (ROSI) pour l'estimation du mouvement en IRM cérébrale fœtale.

C. Mercier<sup>1</sup> S. Faisan<sup>2</sup> A. Pron<sup>3</sup> N. Girard<sup>3</sup> G. Auzias<sup>3</sup> T. Chonavel<sup>1</sup> F. Rousseau<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Lab-STICC IMT Atlantique Brest, France

<sup>2</sup> ICube Strasbourg University Strasbourg, France

<sup>3</sup> INT, Aix-Marseille University Marseille, France

<sup>4</sup> LaTIM IMT Atlantique Brest, France

chloe.mercier@imt-atlantique.fr

## Résumé

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) du fœtus est utilisée pour étudier le développement du cerveau. Cependant, l'image est affectée par les mouvements de l'enfant et de la mère. Pour réduire les artefacts de mouvement, les images IRM du fœtus sont généralement acquises à l'aide de séquences IRM ultrarapides. Trois ensembles de coupes orthogonales (ou plus) sont obtenues selon différents axes de l'espace. Cependant, des mouvements subsistent entre les coupes. S'il ne sont pas corrigés, ces mouvements peuvent introduire des artefacts dans le volume 3D reconstruit. Les approches de correction de mouvement existantes utilisent un processus itératif en deux étapes avec une étape de recalage suivie d'une étape de reconstruction. Malheureusement, elles ont tendance à détecter et à supprimer un grand nombre de coupes mal recalées, ce qui se traduit par une qualité de reconstruction médiocre. Dans cet article, nous proposons une méthode de recalage indépendante de la reconstruction, basée sur l'intersection de coupes orthogonales et une nouvelle solution pour la détection des coupes mal recalées. Pour limiter le nombre de coupe mal recalée, l'optimisation du critère se fait en deux étapes. Après une optimisation traditionnelle du critère, les coupes potentiellement mal recalées sont détectées et leurs paramètres sont mis à jour en utilisant une approche de type multistart.

## Mots Clef

Cerveau Fœtal, Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), Recalage d'image, Correction de mouvement.

## Abstract

Magnetic resonance imaging (MRI) of the fetus is used to study brain development. However, the image is affected by child's and mother's motion. To reduce motion artefacts, fetal MRI images are usually acquired using ultrafast MRI sequences. Three (or more) orthogonal stacks of slices are obtained in different axes of space. However, motion remains between the slices. If not corrected, this motion can

introduce artefacts into the reconstructed 3D volume. Existing motion correction approaches use a two-step iterative process with a registration step followed by a reconstruction step. Moreover, they tend to detect and remove a large number poorly registered slices, resulting in poor reconstruction quality. In this paper, we propose a reconstruction-independent method based on orthogonal slice intersection and a new solution for detecting poorly registered slices. To limit the number of misaligned slices, the criterion is optimised in two stages. After traditional criterion optimisation, potentially misaligned slices are detected and their parameters are updated using a multistart approach

## Keywords

Fetal Brain, Magnetic Resonance Imaging (MRI), Image Registration, Motion Correction.

## 1 Introduction

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est utilisée pour étudier le développement du cerveau fœtal depuis les années 1980. Cependant, le mouvement (de la mère et du fœtus) a toujours été un véritable défi, limitant le pouvoir exploratoire des images acquises. Dans le contexte de l'imagerie prénatale, l'image complète du cerveau est constitué d'un ensemble de coupes 2D. Ces acquisitions sont généralement réalisées selon les trois axes de l'espace afin de fournir au radiologue une "vision" 3D du cerveau. Le temps d'acquisition d'une coupe est généralement suffisamment court (moins d'une seconde) pour "geler" le mouvement. Par conséquent, le mouvement du sujet produit principalement des artefacts de distorsion géométrique, et la pile de coupes 2D ne reflète pas directement la géométrie 3D du cerveau. Il est donc nécessaire d'estimer le mouvement rétrospectivement afin de reconstruire une image 3D du cerveau fœtal [17].

### 1.1 État de l'art

Les principales méthodes de reconstruction des données fœtales, appelées SVR pour "slice-to-volume registration",

reposent sur deux étapes : l'estimation du mouvement pour chaque coupe puis la fusion des données [15, 8, 4]. Dans le cas de l'imagerie prénatale, le problème de recalage est de type 2D vers 3D, c'est-à-dire qu'il faut estimer le mouvement entre des coupes (2D) et un volume de référence (3D). De plus, ce volume est l'image que l'on souhaite reconstruire et n'est donc pas connu. A partir d'une première estimation du volume de référence, l'alignement de chaque coupe est estimé en minimisant un critère de recalage entre la coupe courante et le volume de référence. Ce dernier est ensuite recalculé à partir de l'ensemble des transformations estimées pour chaque coupe. La qualité du volume reconstruit dépend fortement de la qualité du recalage des coupes. Ce processus est répété de manière itérative jusqu'à convergence de l'algorithme. Afin de rendre ces approches plus robustes aux mouvements du sujet, des méthodes par apprentissage profond ont été développées [5, 19]. Cependant, le processus itératif de reconstruction demeure insuffisamment robuste pour l'analyse de grandes bases d'images acquises en routine clinique. Ainsi, il est nécessaire de détecter les coupes mal recalées afin de ne pas les inclure lors de l'étape de reconstruction [11, 1] ou de pondérer leur influence lors de la reconstruction [18]. Pour pallier ce problème, une solution consiste à séparer complètement l'étape de recalage des coupes et la reconstruction 3D en utilisant l'intersection des coupes issues d'acquisitions orthogonales [10]. Cette approche permet de résoudre de façon indépendante le problème de correction de mouvements des coupes et la reconstruction d'un volume 3D. Dans cet article, nous proposons une version étendue du travail présenté lors de la conférence internationale "International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications" (IPTA) [12] dans lequel nous développons une méthode d'estimation du mouvement des coupes par intersection associée à une détection de coupes mal recalées à l'aide d'une approche par apprentissage. Des modifications ont été apportées à l'algorithme de détection proposé dans IPTA, avec notamment l'emploi de features plus robustes. De plus, nous proposons un algorithme de type multistart pour corriger la position des coupes détectées mal recalées. L'évaluation menée sur données synthétiques et réelles montre l'intérêt de l'approche proposée par rapport aux méthodes SVR.

## 2 Méthode

### 2.1 Vue d'ensemble de la méthode proposée

La méthode proposée comprend quatre blocs distincts (Figure 1). Premièrement, les coupes issues d'images orthogonales sont recalées en minimisant l'erreur entre les profils le long de leur intersection (section 2.2 et 2.3). L'algorithme de Nelder-Mead est utilisé pour l'optimisation. Cependant, il arrive que les algorithmes d'optimisation échouent à estimer le minimum global d'une fonction, du fait de la présence de minima locaux. Les deuxièmes et troisièmes étapes visent à détecter et à corriger les coupes pour lesquelles l'algorithme a échoué à trouver la solu-

tion optimale. Nous proposons un classifieur pour détecter les coupes avec une mauvaise estimation du mouvement (section 2.4). Pour sortir des minima locaux rencontrés lors de l'optimisation, un algorithme de type multistart est utilisé (section 2.5). Les coupes à risque d'être mal recalées sont corrigées à l'aide de l'algorithme de multistart. Les coupes non corrigées après le multistart sont éliminées avant la reconstruction. Détecter trop de coupes mal recalées avant l'étape de multistart entraînera simplement un processus d'optimisation plus long. Cependant, éliminer un trop grand nombre de coupes, avant de reconstruire l'image, peut engendrer une perte d'information et, en fin de compte, compromettre la qualité de la reconstruction. Notons  $p$  la probabilité qu'une coupe soit détectée mal recalée en sortie du classifieur. Les coupes potentiellement mal recalées ( $p > 0,2$ ) sont corrigées à l'aide d'un algorithme de type multistart. Après le multistart, les coupes non corrigées et avec une forte probabilité d'être mal recalées ( $p > 0,5$ ), sont supprimées. Enfin, après avoir supprimé les outliers détectés, une deuxième étape d'optimisation est réalisée pour affiner l'alignement des coupes bien recalées. Ce processus d'optimisation en deux étapes garantit un alignement précis pour la reconstruction 3D finale.

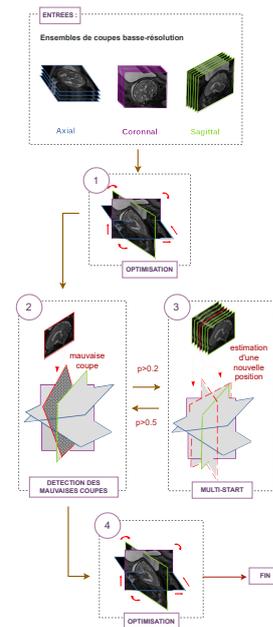


FIGURE 1 – Illustration de la méthode proposée : (1) Les mouvements entre les coupes issues d'images orthogonales sont corrigés en minimisant la différence entre les profils d'intersection. (2) Un algorithme par apprentissage permet de détecter les coupes mal recalées. (3) Les coupes potentiellement mal recalées ( $p > 0.2$ ) sont corrigées en utilisant le multistart. (2) Les coupes avec une forte probabilité d'être mal recalées et non corrigées par le multistart ( $p > 0.5$ ) sont supprimées. (4) Une nouvelle estimation du mouvement est effectuée sur l'ensemble des coupes bien recalées.

## 2.2 Représentation du mouvement

Nous proposons une méthode d'estimation du mouvement indépendante de la reconstruction du volume. La méthode est appelée ROSI pour "Registration based on Orthogonal Slices Intersection", en anglais. La méthode proposée exploite les informations des coupes issues d'images orthogonales [10]. Les coupes associées à  $I_1$ ,  $I_2$  et  $I_3$  sont considérées comme alignées lorsque leurs intensités coïncident le long de leurs intersections (Figure 2). Pour ce faire, on estime, pour chaque coupe  $k$ , une transformation rigide (en coordonnées homogènes) désignée par  $M_k$ , qui aligne toutes les coupes dans un système de référence commun. Cette transformation peut être définie formellement comme suit :

$$M_k = T(\mathbf{c}_k)M(\boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{t}_k)T(-\mathbf{c}_k)R_{f(k)}R_{k,2d \rightarrow 3d} \quad (1)$$

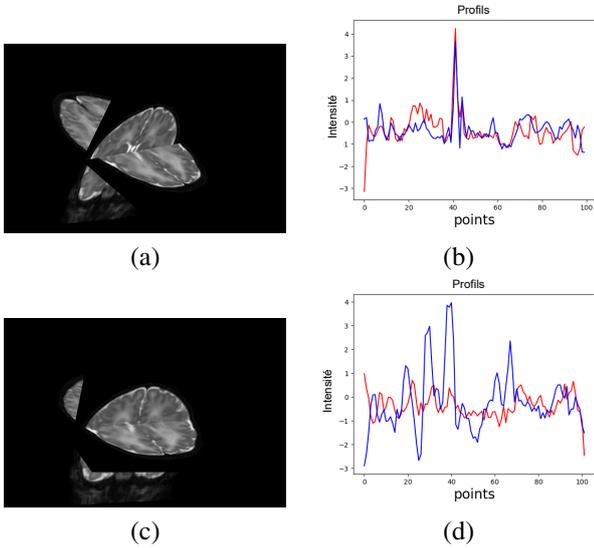


FIGURE 2 – Visualisation de l'intersection entre deux coupes orthogonales et leur profils correspondant. Deux coupes mal recalées (a) ont des profils différents le long de leur intersection, tandis que (b) deux coupes bien recalées ont des profils similaires.

Dans (1),  $k$  est une coupe, appartenant à l'image  $I_{f(k)}$ , où  $f(k)$  est l'indice de l'image  $I$ ,  $R_{k,2d \rightarrow 3d}$  représente une transformation rigide qui convertit les coordonnées 2D de la coupe  $k$  vers les coordonnées 3D de l'image  $I_{f(k)}$ . Ensuite,  $R_{f(k)}$  permet de passer des coordonnées (voxel) de l'image  $I_{f(k)}$  vers le repère monde (millimétrique). La matrice à estimer est notée  $M(\boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{t}_k)$ . Il y a 6 paramètres à estimer : 3 pour la rotation ( $\boldsymbol{\theta}_k$ ) et 3 pour la translation ( $\mathbf{t}_k$ ). Les rotations sont exprimées en degrés à l'aide de la représentation d'Euler [14] et les translations en millimètres. Notez que  $\mathbf{c}_k$  est égal à  $R_{f(k)}R_{k,2d \rightarrow 3d}(\mathbf{x}_k)$ , où  $\mathbf{x}_k$  représente les coordonnées 2D du centroïde du masque associé à la coupe  $k$ . Pour effectuer une rotation autour du point de coordonnées  $\mathbf{c}_k$ , il faut d'abord effectuer

une translation de  $-\mathbf{c}_k$  (notée  $T(-\mathbf{c}_k)$ ), puis appliquer  $M(\boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{t}_k)$ , et enfin effectuer la translation inverse. Cette stratégie permet de faire en sorte que le centre de rotation corresponde au centre de gravité de la coupe que l'on déforme.

## 2.3 Fonction de coût

Le critère utilisé pour l'optimisation est calculé de la manière suivante : pour une paire de coupes ( $k, k'$ ), on définit

$$S^2(k, k') = \sum_v (s_k(v) - s_{k'}(v'))^2 \mathbb{1}_{m_k(v)=1 \text{ ou } m_{k'}(v')=1} \quad (2)$$

$$N(k, k') = \sum_v \mathbb{1}_{m_k(v)=1 \text{ ou } m_{k'}(v')=1}, \quad (3)$$

où  $\mathbb{1}_E = 1$  si  $E$  est vrai et 0 sinon,  $s_k(v)$  (resp.  $s_{k'}(v')$ ) représente l'intensité de la coupe  $k$  au pixel  $v$ , et où  $m_k(v)$  (resp.  $m_{k'}(v')$ ) représente la valeur du masque  $k$  au pixel  $v$ . La valeur du masque vaut 1 pour la structure d'intérêt, 0 sinon. Finalement, le critère à optimiser est le suivant :

$$\frac{\sum_{k,k'; k > k'} S^2(k, k')}{\sum_{k,k'; k > k'} N(k, k')}. \quad (4)$$

## 2.4 Détection des coupes mal recalées

Une estimation imprécise du mouvement des coupes peut parfois se produire en raison de la présence de minima locaux ou de mouvements trop importants dans le volume initial. Pour résoudre ce problème, nous proposons une nouvelle stratégie de détection des coupes mal recalées. Contrairement aux méthodes existantes dans la littérature [1, 10], qui reposent sur un seuil basé sur une seule caractéristique, nous utilisons un algorithme de classification (forêt aléatoire) entraîné sur trois caractéristiques différentes. Notons que, dans la méthode proposée, la précision de l'estimation du mouvement d'une coupe dépend fortement de ses coupes orthogonales, en raison de l'absence d'une image de référence. La médiane des caractéristiques est donc sélectionnée pour être robuste aux erreurs importantes des autres coupes sélectionnées.

En nous inspirant de (4), nous calculons l'écart quadratique médian (EQMed) associé à chaque coupe  $k$  :

$$med_k \left( \frac{S^2(k, k')}{N(k, k')} \right). \quad (5)$$

Cependant, la présence de bruit dans les données agit comme une variable de nuisance. Par exemple, même si la coupe est bien recalée, un bruit important peut entraîner un EQMed élevé. Par conséquent, nous normalisons l'EQMed :

$$med_k \left( \frac{1}{\sigma_{f(k)}^2 + \sigma_{f(k')}^2} \frac{S^2(k, k')}{N(k, k')} \right), \quad (6)$$

où  $\sigma_{f(k)}$  représente l'écart-type du bruit qui corrompt l'image  $I_{f(k)}$ . L'écart type  $\sigma_{f(k)}$  est estimé en utilisant la stratégie proposée dans [6] sur les structures d'intérêt définies par le masque correspondant.

De plus, nous calculons un indice de Dice médian pour chaque coupe  $k$  afin d'évaluer l'alignement des masques. L'indice médian de Dice est défini comme suit :

$$\text{med}_{k'} \left( \frac{2M(k, k')}{P(k, k') + Q(k, k')} \right) \quad (7)$$

où

$$M(k, k') = \sum_v \mathbb{1}_{m_k(v)=1} \text{ et } m_{k'}(v')=1, \quad (8)$$

et

$$P(k, k') = \sum_v \mathbb{1}_{m_k(v)=1}, Q(k, k') = \sum_v \mathbb{1}_{m_{k'}(v)=1}. \quad (9)$$

Notez que  $P(k, k')$  est une fonction de  $k'$  et  $Q(k, k')$  une fonction de  $k$  car  $k$  et  $k'$  sont tous deux nécessaires pour calculer l'intersection.

Nous avons introduit une caractéristique supplémentaire qui remplit la même fonction que l'indice de Dice, mais qui n'est pas influencée par le volume du masque. Cet indice, appelé Diff, est calculé de la manière suivante :

$$\text{med}_{k'} (2M(k, k') - P(k, k') - Q(k, k')). \quad (10)$$

## 2.5 Correction des coupes mal recalées

Pour éviter de tomber dans des minima locaux, des solutions telles que les algorithmes génétiques [3], le multistart [7] ou les algorithmes d'essaims de particules [9] ont été considérés. Dans cet article, nous proposons une stratégie basée sur une approche multistart. Pour assurer la robustesse aux grands mouvements et aux minima locaux, nous estimons plusieurs positions initiales en utilisant les coupes bien recalées comme référence. On note  $b$  l'indice d'une coupe située avant  $k$ , et  $a$  l'indice d'une coupe située après  $k$  de telle sorte que  $f(b) = f(k) = f(a)$  et  $b < k < a$ . Les positions initiales sont obtenues à partir des trois coupes bien recalées précédant la coupe  $k$  et des trois coupes bien recalées suivant la coupes  $k$ . À noter que le nombre de coupes  $a$  ou  $b$  peut être inférieur à trois, suivant la position de la coupe dans l'image ou la qualité du recalage global. Pour estimer les nouvelles positions, nous calculons la position moyenne entre chaque couple de coupes  $(a, b)$  (soit au maximum 9 positions possible). De plus, une nouvelle position est également estimé pour chaque coupe (6 nouvelles positions maximum estimées). Au total, un maximum de  $9 + 6 = 15$  nouvelles positions sont estimées mais les paramètres initiaux les plus proches sont supprimés.

En coordonnées homogènes, la matrice de mouvement  $M_k$  est définie par :  $M_k = \begin{bmatrix} R_k & \mathbf{t}_k \\ \mathbf{0}^{[1 \times 3]} & 1 \end{bmatrix}$ .

Dans le cas où la nouvelle solution est obtenues à partir d'un couple de coupes  $(a, b)$ , la nouvelle translation estimée  $\mathbf{t}_k$  est calculée telle que :

$$\mathbf{t}_k = \frac{\Delta_{bk} \mathbf{t}_b + \Delta_{ka} \mathbf{t}_a}{\Delta_{bk} + \Delta_{ka}} \quad (11)$$

où  $\Delta_{bk}$  (resp.  $\Delta_{ka}$ ) la distance entre la coupe  $b$  et  $k$  (resp.  $k$  et  $a$ ). La nouvelle rotation estimée  $R_k$  est obtenue en calculant la moyenne géodésique entre  $R_a$  et  $R_b$ . Si l'on considère  $R_a = e^A R_b$  et  $R_k = e^{At} R_b$ ,  $R_k$  peut s'exprimer :

$$R_k = e^{\log(R_a R_b^{-1})t} R_b \quad (12)$$

avec  $t = \frac{\Delta_{bk}}{\Delta_{ka} + \Delta_{bk}}$ . La composition des deux matrices :  $R_{k, 2d \rightarrow 3d} R_{f(k)}^{-1}$  étant rigide, on peut estimer les paramètres initiaux  $\theta_k$  et  $\mathbf{t}_k$  de la manière suivante :

$$M(\theta_k, \mathbf{t}_k) = T(-\mathbf{c}_k) M_k R_{k, 2d \rightarrow 3d}^{-1} R_{f(k)}^{-1} T(\mathbf{c}_k) \quad (13)$$

Dans le cas où la nouvelle solution est estimé à partir d'une seule coupe, le calcul effectué est le suivant : On note  $r$ , la coupe bien recalée proche de  $k$ , avec  $f(r) = f(k)$  et  $r \in a$  ou  $r \in b$ . Avant l'application de la correction de mouvement,  $k$  et  $r$  sont parallèles dans l'espace 3D. Nous estimons de nouveaux paramètres pour  $k$  afin que  $k$  reste parallèle à  $r$ . Ceci est réalisé en calculant les paramètres  $\theta_k, \mathbf{t}_k$ , tels que :

$$M(\theta_k, \mathbf{t}_k) = T(\mathbf{c}_k) T(-\mathbf{c}_r) M(\theta_r, \mathbf{t}_r) T(\mathbf{c}_r) T(-\mathbf{c}_k) \quad (14)$$

À partir de chaque nouvelle position initiale  $M(\theta_k, \mathbf{t}_k)$  nous construisons une grille pour les paramètres de rotation et procédons à une recherche sur la grille. La grille est composée de 125 points, allant de  $(\theta_k - 6)$  à  $(\theta_k + 6)$ . Trois nouveaux paramètres de translation sont estimés à chaque point et la fonction de coût est évaluée. Pour accélérer l'algorithme, les translations sont estimées en maximisant le Dice (équation 15) entre les masques plutôt qu'en minimisant l'EQM (équation 4).

$$\frac{\sum_{k, k'; k > k'} 2M(k, k')}{\sum_{k, k'; k > k'} P(k, k') + Q(k, k')} \quad (15)$$

Nous conservons les cinq plus petits minima locaux et minimisons la fonction de coût (équation 16) à partir de ces valeurs. Pour aider à corriger la position des coupes, nous introduisons un terme favorisant un bon recalage des masques dans la fonction de coût.

$$\frac{\sum_{k, k'; k > k'} S^2(k, k')}{\sum_{k, k'; k > k'} N(k, k')} + \omega \frac{\sum_{k, k'; k > k'} 2M(k, k')}{V} \quad (16)$$

où  $V$  est la somme des volumes des masques :

$$V = \sum_{k, k'; k > k'} \sum_v \mathbb{1}_{m_k(v) = 1} \quad (17)$$

## 2.6 Implémentation

Le critère est optimisé à l'aide d'une méthode d'optimisation par blocs alternés, dans laquelle les paramètres associés à la coupe  $k$  ( $\theta_k$  et  $t_k$ ) sont mis à jour tandis que les paramètres associés aux autres coupes restent inchangés. Le calcul du critère dans (4) bénéficie du fait que seuls 6 paramètres sont modifiés pour chaque mise à jour. Enfin, l'optimisation des paramètres pour une coupe est réalisée à l'aide de la méthode Nelder-Mead. En bref, la méthode de Nelder-Mead est une méthode de recherche directe qui utilise un polygone, appelé simplexe, pour trouver des solutions locales. Le simplexe est composé de  $n+1$  sommets, en  $n$  dimensions, et subit quatre opérations différentes : la réflexion, l'expansion, la contraction et le rétrécissement pour atteindre les minima locaux [16]. Cette méthode d'optimisation ne permet pas nécessairement de trouver un minimum global, mais le fait de repartir de l'estimation initiale, comme nous le faisons, permet de résoudre le problème. Trois hyperparamètres peuvent influencer les résultats de la méthode d'optimisation proposée : la taille initiale du simplexe ( $ds$ ), la taille finale du simplexe ( $fs$ ) et un seuil de convergence local ( $th$ ). Nous définissons  $ds = 4$ ,  $fs = 0,25$  et  $th = 2$ . Nous avons mené des expériences en utilisant différentes valeurs pour  $ds$ ,  $fs$ , et  $th$ , et nous n'avons pas observé d'impact significatif du choix des hyperparamètres.

L'algorithme de correction de mouvement est suivi de la détection et correction des coupes mal recalées. De même que pour l'étape de correction du mouvement, l'algorithme de Nelder-Mead est utilisé pour minimiser la fonction de coût lors de l'approche de multistart.

## 3 Matériels et procédure pour l'évaluation

### 3.1 Données

En raison de l'absence de vérité de terrain en IRM fœtale, notre algorithme a été évalué sur des données simulées générées à partir de la base de données dHCP [2]. Les données simulées ont été créées à partir d'une image 3D en simulant trois images orthogonales (axiale, sagittale et coronale) constituées de coupes d'une épaisseur de 3 mm et d'une résolution de 0,5x0,5 mm. Les données sont générées avec quatre niveaux de mouvements différents, exprimés en degrés pour les rotations et en millimètres pour les translations : faible ( $\theta_k : [-1, 1]$ ,  $t_k : [-1, 1]$ ), moyen ( $\theta_k : [-3, 3]$ ,  $t_k : [-3, 3]$ ), grand ( $\theta_k : [-5, 5]$ ,  $t_k : [-5, 5]$ ) et très grand ( $\theta_k : [-8, 8]$ ,  $t_k : [-8, 8]$ ). De plus, un bruit aléatoire gaussien a été introduit dans les données, avec des écarts types distincts pour chaque image  $I_1$ ,  $I_2$  et  $I_3$  [13]. Comme décrit dans [8], la fonction d'étalement du point (PSF en anglais) est modélisée par une fonction gaussienne, de largeur égale à l'épaisseur de la coupe. Au total, nous générons quatre ensembles de données (en utilisant différentes images 3D) pour chaque niveau de mouvement.

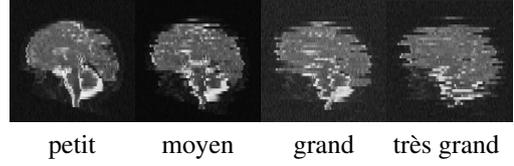


FIGURE 3 – Exemple de données, simulant des images acquises en orientation axiale et présentées en orientation sagittale.

En plus des données simulées, les données de 39 fœtus âgés de 24 à 37 semaines, ont été inclus dans cette étude. L'utilisation rétrospective des données IRM acquises en routine clinique à l'hôpital la Timone a été approuvée par le comité d'éthique d'Aix-Marseille Université (ref 2022-04-14-003). Toutes les données ont été acquises en ultra fast spin echo (HASTE) sur trois scanner Siemens différents (Skyra et Spectra (3T)  $n=17$  et SymphonyTim (1.5T)  $n=22$ ).

### 3.2 Méthode d'évaluation du recalage

La qualité du recalage est évaluée à l'aide de la Target Registration Error (TRE). Notons  $M_k$  la transformation appliquée à la coupe  $k$  et  $\hat{M}_k$  la transformation réellement estimée. Étant donné deux coupes qui s'intersectent  $k$  et  $k'$ , nous pouvons calculer, comme décrit dans la section 2.2, les points  $v$  (de la coupe  $k$ ) et  $v'$  (de la coupe  $k'$ ) tels que  $M_k(v) = M_{k'}(v')$ . Nous ne considérons que les points  $v$  et  $v'$  qui appartiennent aux masques ( $m_k(v) = m_{k'}(v') = 1$ ). L'erreur de recalage ( $TRE$ ) est définie comme la distance en millimètres dans le système de référence entre  $\hat{M}_k(v)$  et  $\hat{M}_{k'}(v')$  :

$$TRE_k = \frac{1}{\#\{(k', v')\}} \sum_{k'} \sum_{v'} \|\hat{M}_k(v) - \hat{M}_{k'}(v')\|. \quad (18)$$

### 3.3 Entraînement de l'algorithme de classification

Pour entraîner le classifieur, nous avons simulé 12 acquisitions. Le mouvement est corrigé au préalable à l'aide de l'algorithme proposé. Quatre acquisitions ont été simulées avec un mouvement moyen, quatre avec un mouvement important et quatre autres avec un mouvement très important. Aucune image simulée avec un faible mouvement n'a été incluse, car toutes les coupes étaient parfaitement recalées. Le  $TRE$  moyen pour chaque coupe fournit des informations importantes sur la précision du recalage. Cependant, en raison de l'absence d'image de référence, la précision de l'estimation du mouvement d'une coupe dépend fortement de ses coupes orthogonales. Nous procédons de manière itérative pour estimer les coupes mal recalées, de manière robuste. Premièrement, le  $TRE$  moyen, est calculé entre chaque coupe orthogonale. La coupe avec le  $TRE$  le plus important est considérée mal recalée et n'est pas prise en compte dans les itérations suivantes. Le calcul s'arrête

lorsque toutes les coupes restantes ont un  $TRE$  moyen inférieur à 1.5 mm.

## 4 Résultats

Parmi les logiciels disponibles en ligne pour corriger les mouvements et reconstruire les données fœtales (SVRTK [11], NiftyMIC [1] et MialSRTK [18]), nous comparons nos résultats à NiftyMIC, très utilisé dans la communauté pour sa robustesse.

**Données simulées.** Nous évaluons la précision de l’algorithme en calculant le  $TRE$  médian, avant, et après recalage sur les données simulées (Figure 4). Le  $TRE$  médian est choisi comme métrique, car un mouvement important d’une coupe peut affecter de manière disproportionnée le  $TRE$  moyen des coupes qu’elle intersecte, alors que le  $TRE$  médian fournit une mesure plus robuste. Le  $TRE$  est illustré pour les données simulées avec de petits (bleu), moyens (orange), grands (vert) et très grands (rouge) mouvements. Dans les cas où l’ensemble de l’algorithme est appliqué et où les coupes mal recalées sont détectées et rejetées, la grande majorité des coupes présente un  $TRE$  très faible (a)-(b). Sans multistart, ni détection des coupes mal recalées, un faible nombre de coupes ont un  $TRE$  median supérieur à 1.5 mm (c). Le nombre de coupes mal recalées augmente avec l’augmentation du niveau de mouvements simulés. La présence de minima locaux peut expliquer la mauvaise estimation du mouvement sur ces coupes. Cependant, appliquer la procédure de multistart permet d’améliorer l’estimation.

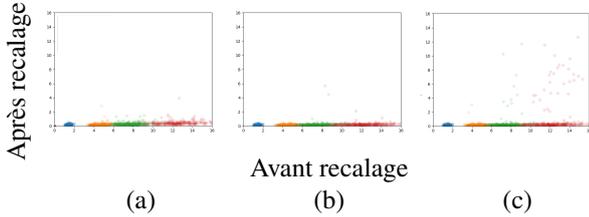


FIGURE 4 –  $TRE_k$  median (en millimètre), estimé avant (en abscisse) et après (en ordonnées) recalage, avec l’algorithme complet (a), sans multistart (b), et sans multistart ni détection des outliers (c). Le  $TRE_k$  est estimé sur des données simulées avec de petit (bleu), moyens (orange), grand (vert) et très grands (rouge) mouvements

La figure 5 présente le  $TRE$  médian obtenu par coupe par l’algorithme de NiftyMIC. Bien que l’algorithme semble recalcer correctement pour les faibles mouvements, il ne parvient pas à recalcer les mouvements moyens, grands et très grands.

L’algorithme de détection des coupes mal recalées permet de détecter plus de 70% des coupes mal recalées dans les données simulées, avec un faible taux de fausse alarme (FA) (table 4). NiftyMIC utilise un seuil à 0.8 sur la corrélation croisée normalisée ( $ccn$ ) pour détecter les outliers. L’algorithme ne parvient pas du tout à recalcer les mouvements moyens, grands et très grands. Pour des petits mou-

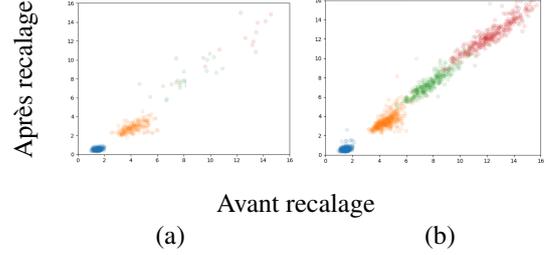


FIGURE 5 –  $TRE_k$  median (en millimètre), estimé avant (en abscisse) et après (en ordonnées) recalage, avec NiftyMIC, avec l’algorithme complet (a), et sans rejet des mauvaises coupes (b). Le  $TRE_k$  est estimé sur des données simulées avec de petit (bleu), moyens (orange), grands (vert) et très grands (rouge) mouvements

vements toutes les coupes sont bien recalées, mais 0.5% des coupes sont quand même détectées (table 5).

TABLE 1 – Pourcentage de coupes détectées comme mal recalées ( $p > 0.5$ ) et de coupes avec un  $TRE$  médian supérieur à 1,5 détectées sur des données simulées recalées avec ROSI. VP indique le pourcentage de vrai positif et FA le pourcentage de fausse alarme détectées.

	Détectées	$TRE_k > 1.5$	VP $\uparrow$	FA $\downarrow$
Petit	0%	0%	×	×
Moyen	1.9%	2.7%	70%	0%
Grand	2.5%	0.5%	100%	1.9%
Très-grand	9.5%	9.8%	85%	×

TABLE 2 – Pourcentage de mauvaises coupes détectées ( $ccn > 0.8$ ) et de coupes avec un  $TRE$  médian supérieur à 1,5 détectées sur des données simulées recalées avec NiftyMIC. VP indique le pourcentage de vrai positif et FA le pourcentage de fausse alarme détectées.

	Détectées	$TRE_k > 1.5$	VP $\uparrow$	FA $\downarrow$
Petit	0.5%	0%	×	100%
Moyen	92%	100%	92%	×
Grand	92%	100%	92%	×
Très-grand	53%	100%	53%	×

Pour chaque niveau de mouvement, le  $PSNR$  est calculé sur les quatre images reconstruites, puis moyenné. La table 3 représente les  $PSNR$  obtenus pour les deux méthodes. Le  $PSNR$  obtenu avec la méthode proposée est plus élevé pour les trois plages de mouvement simulées. Lorsque le mouvement augmente, le  $PSNR$  diminue, mais très faiblement par rapport à ce qui est observé avec NiftyMIC. Une évaluation à l’aide de la *structural similarity* ( $SSIM$ ) (non reportée ici par manque de place) permet d’aboutir à la même conclusion.

TABLE 3 – PSNR moyen (dB)  $\uparrow$  obtenus sur les reconstructions 3D des données simulées. L'écart type est donné entre parenthèses.

Motion	NiftyMIC	ROSI
Low	30.79 (0.52)	<b>32.65 (0.55)</b>
Medium	25.4 (0.49)	<b>31.54 (0.63)</b>
Large	23.9 (0.88)	<b>30.30 (0.41)</b>
Extra-large	22.32 (0.32)	<b>29.95 (0.53)</b>

**Données réelles.** Les données recalées avec ROSI puis reconstruites, à partir de la méthode de reconstruction proposée dans [1] sont comparées aux données recalées et reconstruites en utilisant la méthode de NiftyMIC. Les reconstructions ont été visuellement évaluées et réparties en trois catégories : bonne reconstruction (reconstruction nette, sans artefact de mouvement), reconstruction de qualité moyenne (reconstruction nette, mais présentant quelques artefacts de mouvement, souvent visible par un trait noir au milieu de l'image), reconstruction de mauvaise qualité (structure du cerveau pas clairement identifiable, image floue, trou noir dans l'image, due à un manque d'information). On observe un plus grand nombre de données reconstruites avec ROSI ainsi qu'un nombre de coupes rejetées généralement plus faible (tables 4 et 5). La table 6 montre l'évaluation de qualité visuelle des données, ainsi que le pourcentage de coupes mal recalées pour chaque catégorie, sur des données recalées avec ROSI, mais sans multistart. Le pourcentage de coupes rejetées est plus important sans l'utilisation du multistart. La figure 6 montre un exemple d'acquisition recalées avec NiftyMIC (a) et ROSI (b). Des trous sont visibles dans l'image (a) mais ne sont pas visibles dans (b). La figure 7 présente des exemples d'acquisitions recalées avec les 2 méthodes (ROSI et NiftyMIC), sans détection des outliers et multistart. Sur la première ligne, l'image obtenue en (a) est floue mais nette en (b). Sur la deuxième ligne, des traits noirs apparaissent sur l'image (a) mais ne sont pas visibles sur l'image (b).

TABLE 4 – Évaluation qualitative des données reconstruites avec ROSI, ainsi que le pourcentage de coupes rejetées pour chaque catégorie

Qualité	nombre de volumes reconstruits	% de coupes rejetées
Bon	26	3.7%
Moyen	9	13.5 %
Mauvais	4	36%

## 5 Conclusion et Discussion

Dans cet article, nous avons présenté ROSI, une méthode de correction du mouvement en IRM fœtale qui est complètement indépendante de la reconstruction. La méthode utilise les intersections entre les coupes issues d'images

TABLE 5 – Évaluation qualitative des données reconstruites avec NiftyMIC, ainsi que le pourcentage de coupes rejetées pour chaque catégorie

Qualité	nb de volumes reconstruits	% de coupes rejetées
Bon	23	2.7%
Moyen	9	29.2 %
Mauvais	7	45.6%

TABLE 6 – Évaluation qualitative des données reconstruites avec ROSI, sans multistart, ainsi que le pourcentage de coupes rejetées pour chaque catégorie

Qualité	nb de volumes reconstruit	% de coupes rejetées
Good	26	9.5%
Medium	9	21.9%
Bad	4	43.4%

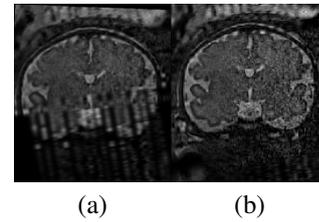


FIGURE 6 – Exemple de données reconstruites, présentées en orientation coronale : (a) l'image reconstruite avec NiftyMIC, (b) l'image reconstruite avec ROSI

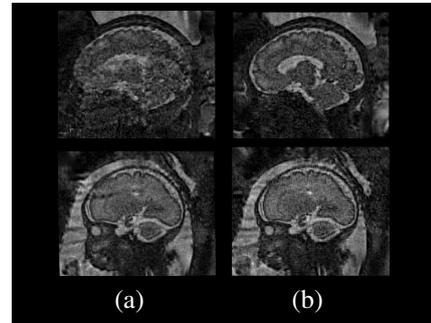


FIGURE 7 – Exemples de données reconstruites, présentées en orientation sagittale : (a) l'image est reconstruite avec NiftyMIC, sans détection des mauvaises coupes (b) l'image est reconstruite avec ROSI, sans détection des coupes mal recalées, ni multistart.

orthogonales. Nos expériences sur des données simulées illustrent la robustesse de l'algorithme proposé face à des mouvements importants. Nous obtenons de meilleurs résultats que l'algorithme SVR NiftMIC en termes de TRE et PSNR. Pour les données réelles, le nombre de données reconstruites de bonne qualité était plus élevé pour ROSI que pour NiftyMIC. Nous avons également suggéré d'uti-

liser un classifieur d'apprentissage automatique pour détecter les coupes mal recalées. Enfin, nous avons proposé de corriger la position des coupes détectées par l'algorithme précédent. Pour cela, nous avons développé une stratégie de multistart. Elle montre une bonne performance sur des données simulées. Sur des données réelles, on observe une diminution importante du nombre de coupe mal recalée, cependant cette diminution ne se répercute pas sur la qualité visuelle des reconstructions. Cette absence d'amélioration peut-être due à la mauvaise qualité des données, et il pourrait être intéressant de différencier entre les coupes mal recalées et celles présentant des artefacts.

**Remerciements** Ce travail a bénéficié du soutien de l'Agence Nationale de la Recherche française (projets ANR-19-CHIA-0015, ANR-19-CE45-0014, ANR-21-NEU2-0005).

## Références

- [1] Michael Ebner, Guotai Wang, Wenqi Li, Michael Aertsen, Premal A Patel, Rosalind Aghwane, Andrew Melbourne, Tom Doel, Steven Dymarkowski, Paolo De Coppi, et al., *An automated framework for localization, segmentation and super-resolution reconstruction of fetal brain mri*, *NeuroImage* **206** (2020), 116324.
- [2] A David Edwards, Daniel Rueckert, Stephen M Smith, Samy Abo Seada, Amir Alansary, Jennifer Almalbis, Joanna Allsop, Jesper Andersson, Tomoki Arichi, Sophie Arulkumaran, et al., *The developing human connectome project neonatal data release*, *Frontiers in neuroscience* **16** (2022), 886772.
- [3] Stephanie Forrest, *Genetic algorithms*, *ACM computing surveys (CSUR)* **28** (1996), no. 1, 77–80.
- [4] Ali Gholipour, Judy A Estroff, and Simon K Warfield, *Robust super-resolution volume reconstruction from slice acquisitions : application to fetal brain mri*, *IEEE transactions on medical imaging* **29** (2010), no. 10, 1739–1758.
- [5] Benjamin Hou, Bishesh Khanal, Amir Alansary, Steven McDonagh, Alice Davidson, Mary Rutherford, Jo V Hajnal, Daniel Rueckert, Ben Glocker, and Bernhard Kainz, *3-d reconstruction in canonical coordinate space from arbitrarily oriented 2-d images*, *IEEE transactions on medical imaging* **37** (2018), no. 8, 1737–1750.
- [6] John Immerkaer, *Fast noise variance estimation*, *Computer vision and image understanding* **64** (1996), no. 2, 300–302.
- [7] Mark Jenkinson and Stephen Smith, *A global optimization method for robust affine registration of brain images*, *Medical image analysis* **5** (2001), no. 2, 143–156.
- [8] Shuzhou Jiang, Hui Xue, Alan Glover, Mary Rutherford, Daniel Rueckert, and Joseph V Hajnal, *Mri of moving subjects using multislice snapshot images with volume reconstruction (svr) : application to fetal, neonatal, and adult brain studies*, *IEEE transactions on medical imaging* **26** (2007), no. 7, 967–980.
- [9] James Kennedy and Russell Eberhart, *Particle swarm optimization*, *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*, vol. 4, IEEE, 1995, pp. 1942–1948.
- [10] Kio Kim, Piotr A Habas, Francois Rousseau, Orit A Glenn, Anthony J Barkovich, and Colin Studholme, *Intersection based motion correction of multislice mri for 3-d in utero fetal brain image formation*, *IEEE transactions on medical imaging* **29** (2009), no. 1, 146–158.
- [11] Maria Kuklisova-Murgasova, Gerardine Quaghebeur, Mary A Rutherford, Joseph V Hajnal, and Julia A Schnabel, *Reconstruction of fetal brain mri with intensity matching and complete outlier removal*, *Medical image analysis* **16** (2012), no. 8, 1550–1564.
- [12] Chloé Mercier, Sylvain Faisan, Alexandre Pron, Nadine Girard, Guillaume Auzias, Thierry Chonavel, and François Rousseau, *Retrospective motion estimation for fetal brain mri*, *2023 Twelfth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, IEEE, 2023, pp. 1–6.
- [13] Riwa Meshaka, Trevor Gaunt, and Susan C Shelmerdine, *Artificial intelligence applied to fetal mri : A scoping review of current research*, *The British Journal of Radiology* **96** (2023), no. 1147, 20211205.
- [14] R. Pio, *Euler angle transformations*, *IEEE Transactions on Automatic Control* **11** (1966), no. 4, 707–715.
- [15] Francois Rousseau, Orit A Glenn, Bistra Iordanova, Claudia Rodriguez-Carranza, Daniel B Vigneron, James A Barkovich, and Colin Studholme, *Registration-based approach for reconstruction of high-resolution in utero fetal mr brain images*, *Academic radiology* **13** (2006), no. 9, 1072–1081.
- [16] Saša Singer and John Nelder, *Nelder-mead algorithm*, *Scholarpedia* **4** (2009), no. 7, 2928.
- [17] Colin Studholme and François Rousseau, *Quantifying and modelling tissue maturation in the living human fetal brain*, *International Journal of Developmental Neuroscience* **32** (2014), 3–10.
- [18] Sébastien Tourbier, Xavier Bresson, Patric Hagmann, Jean-Philippe Thiran, Reto Meuli, and Meritxell Bach Cuadra, *An efficient total variation algorithm for super-resolution in fetal brain mri with adaptive regularization*, *NeuroImage* **118** (2015), 584–597.
- [19] Junshen Xu, Daniel Moyer, Borjan Gagoski, Juan Eugenio Iglesias, P Ellen Grant, Polina Golland, and Elfar Adalsteinsson, *Nesvor : Implicit neural representation for slice-to-volume reconstruction in mri*, *IEEE Transactions on Medical Imaging* (2023).