

UNIVERSITÉ DE BORDEAUX, SCIENCE ET TECHNOLOGIE
Images Et Sciences des Données



Collèges des sciences et technologies
PROJET TRAITEMENT D'IMAGES
UE : 4TMS819U

Sujet :

Estimation et caractérisation du mouvement en
imagerie médicale

- Enseignant : AUJOL Jean-François
- Encadrant de Projet : DENIS DE SENNEVILLE Baudouin

Présenté par : LEMACON Tristan
MADDI Radia
AINA Farius
DIALLO Aissatou
NDIAYE Mamour
BENHAMIDA Mohamed El-Amine.

Mai 2024

Table des matières

1	Introduction	2
2	Problématique et Objectifs	2
2.1	Problématique	2
2.2	Objectifs	3
3	Revue de littérature	3
4	Matériels et méthodes	4
4.1	Matériel	4
4.1.1	Imagerie par résonance magnétique (IRM)	4
4.1.2	Base de données	5
4.1.3	Ultrason focalisé de haute intensité (HIFU)	5
4.2	Méthodes :	5
4.2.1	Estimation du flot optique	5
4.2.2	Introduction à l'Algorithme de Horn-Schunck	6
4.2.3	Implémentation de l'algorithme	8
4.2.4	Validation et Tests	8
4.3	Analyse en Composantes Principales (ACP) sur les mouvements estimés	9
4.3.1	Objectif de l'ACP	9
4.3.2	Application de l'ACP	9
4.3.3	Carte d'amplitude et descripteurs de mouvements	9
5	Résultats	10
5.1	Résultats de l'Algorithme de Horn-Schunck	10
5.1.1	Résultat pour le calcul de EQM et la méthode de translation	10
5.1.2	Évolution de l'énergie en fonction de α et du nombre d'itérations	11
5.2	Résultats de l'ACP et exploitation des composantes principales	12
5.2.1	Résultats de l'ACP	12
5.2.2	Carte d'amplitude des composantes principales	12
5.2.3	Descripteurs de mouvement	13
5.3	Discussion	14
5.3.1	Choix du noyau gaussien pour le calcul du laplacien	14
5.3.2	Précision due au facteur α	14
5.3.3	Intérêt de l'ACP	15
6	Conclusion	15

1 Introduction

L'imagerie médicale joue un rôle crucial dans la modernisation des soins de santé, offrant des capacités sans précédent pour visualiser et traiter diverses conditions médicales en temps réel. Parmi les défis les plus significatifs dans ce domaine figure la gestion des mouvements des organes, qui peuvent compromettre l'efficacité des traitements interventionnels, notamment en oncologie. Les organes cibles tels que les reins et le foie sont constamment en mouvement, influencés par des activités physiologiques telles que la respiration et la circulation sanguine. Ce mouvement organique peut sérieusement affecter la précision du ciblage des traitements tels que la radiothérapie et la thérapie par ultrasons focalisés de haute intensité (HIFU), nécessitant des techniques avancées pour une estimation et une compensation précises du mouvement. Ce projet vise à développer et à valider des méthodes pour l'estimation du mouvement organique en temps réel en utilisant des méthodes avancées pour l'estimation de mouvement telle que le flot optique, basé sur la méthode de Horn et Schunck, et l'Analyse en Composantes Principales (ACP). Ces techniques permettent non seulement de suivre le mouvement des organes, mais aussi d'analyser et de caractériser les motifs de mouvement pour améliorer l'efficacité et la précision des interventions médicales. En intégrant ces approches, notre projet tente d'améliorer la délivrance de soins médicaux personnalisés et précis, en réduisant les risques pour les tissus sains et en augmentant les chances de réussite des traitements thérapeutiques. Ainsi, nous débiterons l'étude par une problématique, ensuite nous présenterons les objectifs puis la méthodologie adoptée. Suivrons les résultats et la discussion. Pour enfin finir le travail par une conclusion.

2 Problématique et Objectifs

2.1 Problématique

L'imagerie médicale est essentielle dans l'évolution des soins de santé, fournissant des outils avancés pour visualiser et intervenir dans diverses conditions médicales en temps réel. Un des défis majeurs dans ce secteur est la gestion des mouvements des organes, qui peuvent affecter l'efficacité des traitements, en particulier dans le domaine de l'oncologie interventionnelle.

Dans ce contexte dynamique, notre étude se concentre spécifiquement sur le traitement des images médicales pour découvrir des méthodes alternatives efficaces dans le traitement du cancer affectant des organes en constant mouvement, comme les reins, les poumons et le foie. Nous utilisons des méthodes pour suivre ces mouvements en temps réel, ce qui aide à mieux cibler les zones à traiter avec des médicaments comme la chimiothérapie. Cela pourrait grandement améliorer comment nous faisons les traitements médicaux et rendre les soins plus efficaces.

Ce projet explore l'utilisation du flot optique et de l'Analyse en Composantes Principales pour surmonter les défis posés par les mouvements physiologiques lors des procédures médicales. En ciblant avec précision et en calculant les doses thérapeutiques, nous visons à améliorer l'efficacité des traitements et à minimiser les risques pour les patients. Comment ces techniques peuvent-elles transformer le contrôle thérapeutique en temps réel et ouvrir la voie à des interventions plus sûres et plus efficaces ?

2.2 Objectifs

Spécifiquement, l'étude consistera à :

- implémenter une méthode de calcul du flot optique pour estimer les déformations élastiques des organes.
- étudier la cohérence spatio-temporelle des déplacements estimés à l'aide de l'Analyse en Composantes Principales (ACP), afin d'identifier les motifs de mouvement prépondérants du patient, puis les caractériser.
- fournir une base solide pour les algorithmes de tracking qui serviront à l'application clinique.

3 Revue de littérature

Dans cette revue, nous allons parler de trois articles importants qui montrent comment l'imagerie par résonance magnétique (IRM), une technique d'imagerie médicale, est utilisée pour voir et traiter les parties du corps qui bougent, comme le cœur, les poumons ou les reins, pendant qu'ils fonctionnent. Ces articles examinent comment les IRM peuvent aider les médecins à effectuer des traitements très précis sur des organes en mouvement, en utilisant des technologies qui suivent le mouvement en temps réel dans le but d'améliorer l'efficacité des traitements ainsi que leur sûreté. [2, 5, 4].

Les traitements médicaux de pointe tels que la thérapie par ultrasons focalisés de haute intensité (HIFU) et la radiothérapie exigent une précision extrême pour cibler efficacement les tissus malades tout en préservant les tissus sains environnants. Un défi majeur dans ces traitements est le mouvement involontaire des organes, souvent causé par la respiration et les battements cardiaques, qui peut altérer la précision du traitement et compromettre son efficacité.

L'article de Baudouin Denis de Senneville et al. [4] de (2007) démontre comment l'IRM peut être utilisée pour contrôler en temps réel le HIFU, ajustant dynamiquement le point focal des ultrasons pour s'adapter aux mouvements organiques. Cette approche réduit drastiquement les erreurs de température de plusieurs centaines de degrés à moins d'un degré, offrant ainsi une amélioration significative de la précision du traitement thermique sur des tissus en mouvement.

Parallèlement, l'étude de Thomas Brox et al. [2] de (2004) fournit une méthode avancée pour l'estimation précise du flux optique, essentielle non seulement en vision par ordinateur mais aussi en imagerie médicale. Leur méthode améliore la capacité à suivre les mouvements organiques avec précision, ce qui est crucial pour ajuster les paramètres de traitement en temps réel en réponse aux mouvements détectés.

Enfin, l'article [5] de 2011 par Denis de Senneville et ses collaborateurs introduit une méthode innovante utilisant l'analyse en composantes principales (ACP) pour caractériser et corriger les mouvements des organes lors des traitements par hyperthermie guidée par IRM. Cette technique offre une gestion précise des déplacements et optimise la focalisation du traitement, garantissant une localisation exacte et un calcul précis de la dose thérapeutique.

L'adoption de ces technologies de suivi et de correction des mouvements en temps réel pourrait révolutionner les pratiques actuelles dans le domaine de la radiologie interventionnelle et du traitement oncologique. Ces avancées ne se contentent pas d'augmenter la précision

des interventions ; elles minimisent également les risques associés aux traitements invasifs. La poursuite du développement et de l'intégration de ces technologies est essentielle pour élargir leur applicabilité clinique, notamment pour le traitement de tumeurs dans des régions difficiles à atteindre ou hautement sensibles.

En somme, les technologies développées dans ces études fournissent une base solide pour les futures innovations dans les traitements médicaux non invasifs. Elles soulignent l'importance de l'innovation continue dans le domaine de l'imagerie médicale et promettent de transformer les approches thérapeutiques conventionnelles. Pour réussir la transition vers des applications cliniques plus larges, une collaboration étroite entre chercheurs, cliniciens, et ingénieurs sera nécessaire, ainsi que des validations rigoureuses pour assurer la sécurité et l'efficacité de ces traitements innovants.

4 Matériels et méthodes

4.1 Matériel

4.1.1 Imagerie par résonance magnétique (IRM)

C'est une technique d'imagerie médicale non invasive qui utilise des champs magnétiques puissants et des ondes radio pour générer des images détaillées des organes et des tissus du corps. L'IRM fonctionne en alignant les protons d'hydrogène dans le corps à l'aide d'un puissant champ magnétique, puis en perturbant cet alignement avec des ondes radio. Lorsque les protons reviennent à leur alignement initial, ils émettent des signaux détectés pour créer des images détaillées des tissus internes.



FIGURE 1 – Figure de l'IRM prise sur Google

4.1.2 Base de données

Dans cette étude, nous avons utilisé 200 images en niveau de gris de basse résolution issues d'IRM (Imagerie par résonance magnétique) renseignant sur les mouvements d'organes vitaux tels que le coeur, les poumons et les reins. Ces images de taille 128×128 ont été prises à intervalle régulier de temps de l'ordre de 400 ms. Nous les avons normalisées puis réduites à un seizième de leur taille d'origine (32×32) afin d'optimiser le temps de calcul et de stabiliser la convergence de l'algorithme de Horn-Schunck qui a été choisi dans cette étude pour l'estimation des mouvements des organes.

4.1.3 Ultrason focalisé de haute intensité (HIFU)

C'est une méthode de traitement médical non invasive qui utilise des ultrasons pour cibler et détruire les tissus malades, tels que les tumeurs, sans nécessiter de chirurgie. Cette technique, qui repose sur la concentration précise d'ondes ultrasoniques pour élever la température et provoquer la mort cellulaire dans des zones spécifiques, est notamment utilisée dans le traitement de certains cancers et conditions médicales. Elle offre l'avantage de réduire les risques associés aux interventions chirurgicales tout en accélérant le temps de récupération : le travail est effectué dans le but de préparer son utilisation.

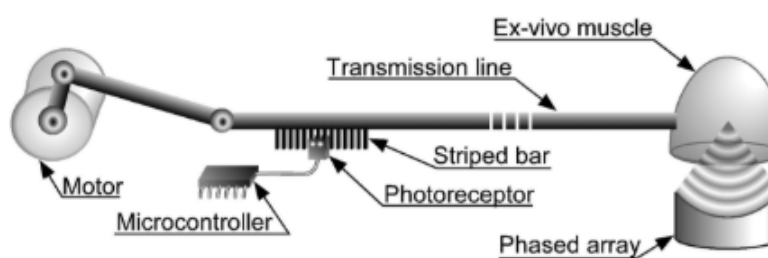


FIGURE 2 – Mécanisme utilisé pour déplacer la cible dans un morceau de viande en forme de cône. Le transducteur HIFU est placé au centre de l'aimant, et le moteur se trouve à l'extrémité du lit du patient.[4]

4.2 Méthodes :

4.2.1 Estimation du flot optique

L'estimation de mouvement implique l'analyse du déplacement de chaque pixel d'une image ou d'une région en mouvement afin de générer des vecteurs représentant ce mouvement [10]. Ce déplacement, observé à travers les variations de la distribution spatiale de l'intensité lumineuse, est couramment désigné sous le nom de flux optique (*optical flow*) [6]. Pour résoudre ce problème du flux optique, plusieurs méthodes sont disponibles dans la littérature, telles que les méthodes différentielles, les méthodes fréquentielles et les méthodes paramétriques [9]. Cependant, les méthodes différentielles demeurent les plus répandues, comme l'a souligné Nawal (2021), en raison de la linéarité de l'équation du flux optique par rapport au vecteur-vitesse et de leur coût d'exécution relativement faible. C'est sur ces méthodes que se concentrera la présente étude. Parmi les méthodes différentielles, on distingue deux approches : la méthode différentielle locale et la méthode différentielle globale [3]. La méthode

différentielle locale consiste à régulariser le calcul du mouvement apparent sur un voisinage local. Introduite pour la première fois par Lucas & Kanade [8], elle repose sur une optimisation locale par la méthode des moindres carrés, utilisant une contrainte basée sur le gradient local de l'intensité. Quant à la méthode différentielle globale, elle vise à minimiser l'énergie globale de l'image, en utilisant une contrainte d'ajustement aux données basée sur l'équation du flux optique, ainsi qu'une contrainte supplémentaire de lissage [1]. Elle est plus sensible au bruit que la stratégie locale. La première méthode globale proposée dans la littérature est celle de Horn et Schunck [7], qui impose une contrainte globale de lissage sur le champ des vitesses.

4.2.2 Introduction à l'Algorithme de Horn-Schunck

L'algorithme de Horn-Schunck est conçu pour estimer la régularité du flux optique sur toute une image. Cette méthode minimise les distorsions du flux et privilégie des solutions qui maintiennent une cohérence à travers le champ visuel.

Le choix de cet algorithme particulier s'explique par sa capacité à calculer un flux optique dense (pour chaque pixel de image), sa globalité (la meilleure solution est trouvée sur la base du flux de toute l'image) et la possibilité de paralléliser efficacement ses calculs.

La méthode de flux optique développée par Horn-Schunck trouve son utilité dans une variété d'applications concrètes, notamment dans le suivi du trafic aux intersections routières, où elle aide à collecter des données telles que le nombre de véhicules circulant et les longueurs des files d'attente. Elle a également été adaptée pour des usages tels que la segmentation des véhicules et la surveillance assistée des personnes âgées ou handicapées. Pour notre projet, nous avons choisi d'appliquer cet algorithme pour observer et analyser les mouvements des organes internes au fil du temps.

Formulation mathématique de la méthode :

L'algorithme de Horn-Schunck opère en établissant une fonctionnelle d'énergie globale qui décrit le flux optique sur toute l'image. Dans cette méthode, le calcul du flux optique pour chaque pixel, représenté par les déplacements horizontaux (u) et verticaux (v), est déterminé par la minimisation d'une fonction d'énergie spécifique. Cette fonction est formulée mathématiquement par l'équation suivante :

$$E = \int \int [(I_x u + I_y v + I_t)^2 + \alpha^2 (\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2)] dx dy$$

Dans cette équation :

- I_x , I_y , et I_t sont les gradients de l'intensité de l'image selon les axes x , y et le temps, respectivement.
- u et v sont les composantes horizontale et verticale du vecteur de flux optique \vec{V} .
- α est une constante qui contrôle la régularité imposée sur le champ de flux : des valeurs plus élevées résultent en un flux plus lisse.

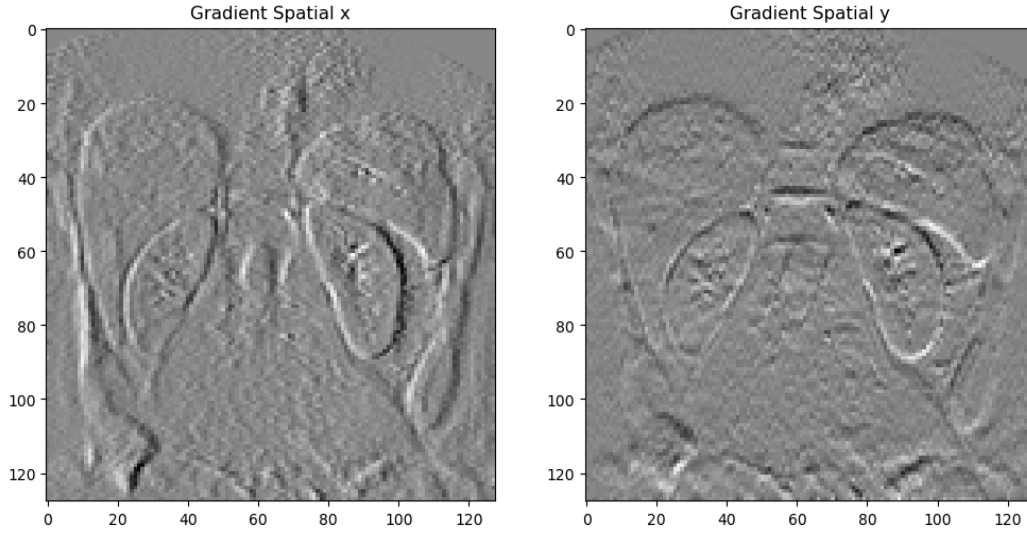


FIGURE 3 – Gradient Spatiaux

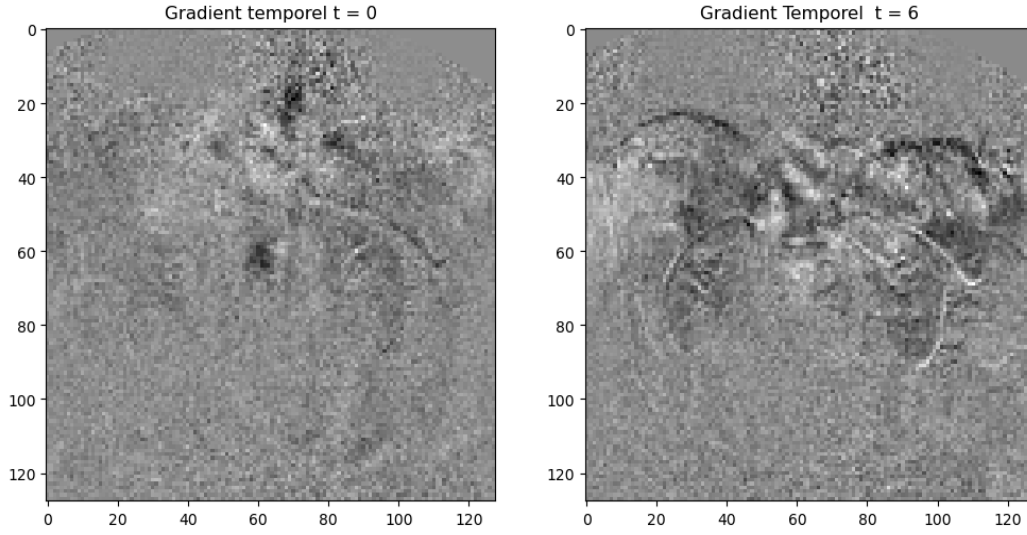


FIGURE 4 – Gradient temporels

Résolution numérique des équations : minimisation de l'énergie par la méthode d'Euler-Lagrange

L'algorithme de Horn-Schunck minimise la fonctionnelle d'énergie en résolvant un ensemble d'équations d'Euler-Lagrange dérivées de la fonctionnelle. Ces équations aident à calculer les vecteurs de flux optimaux qui minimisent l'expression énergétique. Elles sont :

$$I_x(I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta u = 0$$

$$I_y(I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta v = 0$$

Ici, Δ désigne l'opérateur Laplacien, qui est utilisé pour imposer une régularité en considérant les secondes dérivées de u et v .

4.2.3 Implémentation de l'algorithme

Dans les implémentations pratiques, le Laplacien Δ est généralement approximé en utilisant des différences finies. L'approche itérative ajuste les vecteurs de flux u et v en fonction des valeurs voisines, favorisant la cohérence à travers le champ de flux. Les formules itératives utilisées sont :

$$u^{k+1} = \bar{u}^k - \frac{I_x(I_x \bar{u}^k + I_y \bar{v}^k + I_t)}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2}$$

$$v^{k+1} = \bar{v}^k - \frac{I_y(I_x \bar{u}^k + I_y \bar{v}^k + I_t)}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2}$$

où les indices indiquent à nouveau la dérivation partielle et $\Delta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$ désigne l'opérateur Laplacien. En pratique, le Laplacien est approché numériquement en utilisant des différences finies, et peut être écrit $\Delta u(x, y) = \bar{u}(x, y) - u(x, y)$ où $\bar{u}(x, y)$ est une moyenne pondérée de u calculée dans un voisinage autour du pixel à la position (x, y) .

Ce processus est répété jusqu'à ce que les vecteurs de flux se stabilisent, indiquant que l'état d'énergie minimale a été atteint.

Cette méthode est exigeante sur le plan computationnel car elle induit une complexité temporelle quadratique $\Theta(n^2)$ pour une image de taille $(n \times n)$, mais est privilégiée pour les applications nécessitant une haute densité d'informations sur le flux optique à travers de grandes régions, fournissant une estimation complète et lisse du mouvement dans la scène.

4.2.4 Validation et Tests

Utilisation de la méthode de translation d'image et calcul de l'erreur quadratique moyenne pour la validation de l'algorithme :

Pour évaluer la précision de l'algorithme de **Horn-Schunck** dans l'analyse du flot optique sur les images de l'étude, nous avons employé une méthode de la translation des images. Notre cas consiste à décaler d'un pixel notre image pour permettre une comparaison directe. Après la translation, nous avons calculé l'erreur entre le mouvement réel de l'image et le mouvement estimé par l'algorithme de Horn-Schunck. La validité de l'algorithme a été quantifiée à l'aide de l'*erreur quadratique moyenne* (EQM) entre la matrice de translation et la matrice obtenue à la sortie de l'algorithme, c'est une mesure statistique qui évalue la moyenne des carrés des différences entre les valeurs prédites et les valeurs observées. Cette approche rigoureuse nous a permis de déterminer les performances de l'algorithme .

Optimisation de α et du Nombre d'Itérations pour l'Algorithme de Horn-Schunck :

L'optimisation du paramètre de régularisation α et du nombre d'itérations, a été réalisée pour minimiser l'EQM. Le choix de α et du nombre d'itérations optimal a été effectué en évaluant leur impact sur la réduction de l'EQM, permettant ainsi d'améliorer significativement la performance de l'algorithme.

4.3 Analyse en Composantes Principales (ACP) sur les mouvements estimés

4.3.1 Objectif de l'ACP

A cette étape, une analyse en composantes principales (ACP) a été faite afin d'extraire les principaux mouvements des organes ressortant des estimations issues de l'algorithme de Horn-Schunck. C'est une technique statistique qui nous permettra de décomposer les mouvements complexes et multidimensionnels en composantes principales, facilitant ainsi l'identification des motifs dominants, qui sont essentiels pour le ciblage précis du traitement.

4.3.2 Application de l'ACP

Il est également important de notifier qu'avant l'application de cette méthode, nous avons d'abord aplati chacune des 2 composantes horizontales et verticales du mouvement $\mathcal{M}_{128,128}$ chacune, puis nous les avons juxtaposées afin de créer des vecteurs de taille 32768 pour les 200 instants disponibles. Ce qui nous donne donc une matrice de données $\mathcal{M}_{32768,200}$. Par la suite, nous avons opté pour le package **sklearn.decomposition** pour réaliser l'ACP pour sa simplicité d'utilisation et nous avons obtenu les vecteurs propres et les valeurs propres associées à notre matrice.

4.3.3 Carte d'amplitude et descripteurs de mouvements

Les premières composantes principales obtenues seront ensuite analysées, et donc cartographiées pour les plus importantes d'entre elles en utilisant l'amplitude des composantes verticales et horizontales issues de ces dernières, afin d'évaluer leur cohérence avec les mouvements physiologiques attendus des organes. Cette analyse nous permettra ainsi d'identifier les motifs de mouvement synchronisés et potentiellement pertinents pour améliorer la précision des interventions thérapeutiques.

Ensuite, nous chercherons les descripteurs de mouvement $(d_k)_{k=1\dots M}$ (M étant le nombre de vecteurs propres utilisés) qui satisfont :

$$T(x, y) = \begin{pmatrix} u(x, y) \\ v(x, y) \end{pmatrix} = \sum_{k=1}^M d_k \begin{pmatrix} \phi_k(x, y) \\ \psi_k(x, y) \end{pmatrix} \quad \forall (x, y) \in \Omega$$

où $(\phi_k)_{k=1\dots M}$ et $(\psi_k)_{k=1\dots M}$ sont les composantes horizontales et verticales du vecteur propre k , respectivement, T représente la transformation spatiale entre la nouvelle image entrante et une image de référence, et (x, y) sont les coordonnées du pixel.

5 Résultats

5.1 Résultats de l'Algorithme de Horn-Schunck

5.1.1 Résultat pour le calcul de EQM et la méthode de translation

Calcul de EQM :

L'évaluation de l'algorithme de Horn-Schunck a révélé une erreur quadratique moyenne (EQM) minimale proche de 1%. Une faible EQM indique une correspondance étroite entre le flux optique estimé et le flux optique réel, ce qui est crucial pour des applications nécessitant une haute précision, notamment en contexte médical.

Résultat pour la méthode de translation :

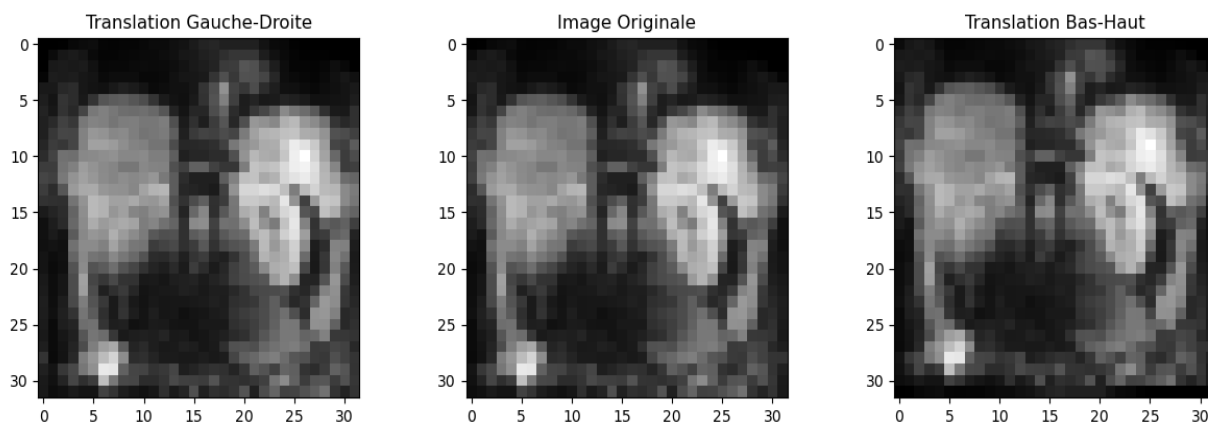


FIGURE 5 – Images traduites d'un pixel

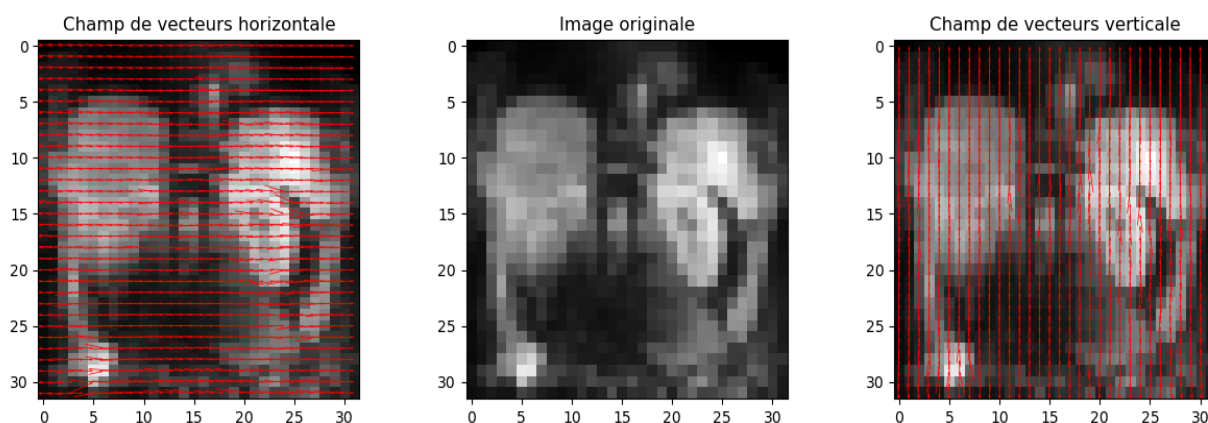


FIGURE 6 – Mouvements obtenus par l'algorithme de Horn-Schunck.

Sur cette figure nous voyons deux champs de vecteurs superposés sur l'image, représentant respectivement les composantes horizontales et verticales du mouvement. Les vecteurs

semblent uniformément distribués et indiquent une variation de mouvement dans l'espace de l'image. La direction des vecteurs suggère que l'algorithme a capté des mouvements cohérents sur l'ensemble de l'image, une indication que l'algorithme fonctionne bien pour détecter le mouvement pixel par pixel.

5.1.2 Évolution de l'énergie en fonction de α et du nombre d'itérations

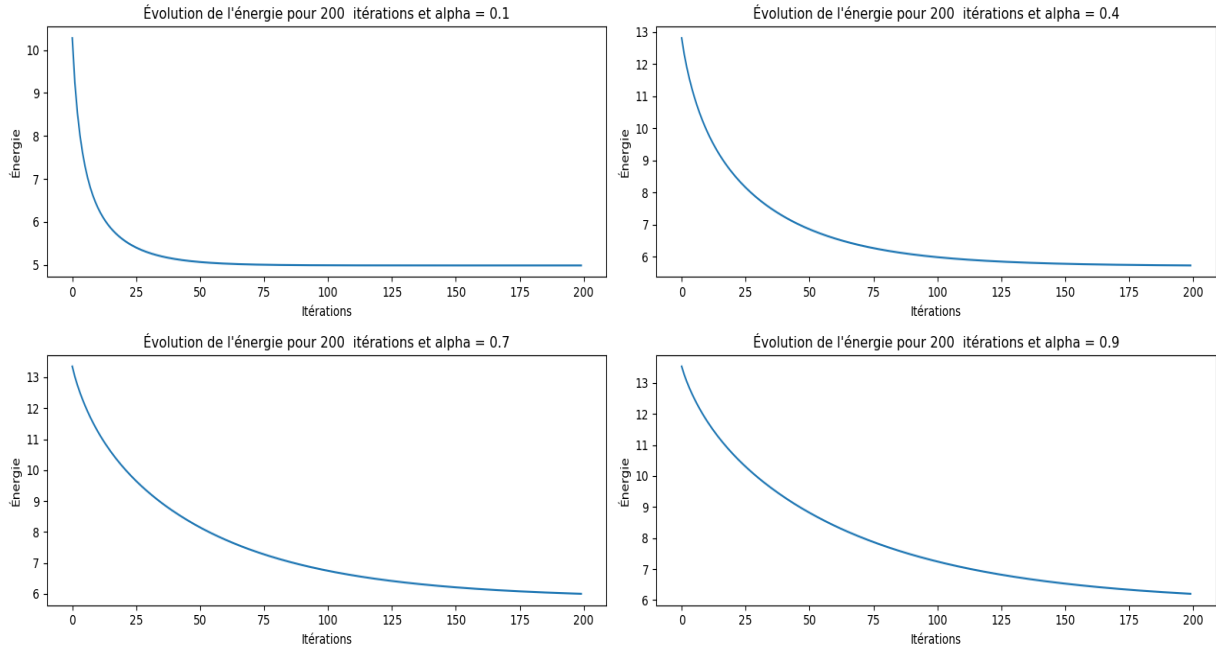


FIGURE 7 – Évolution de l'énergie en fonction de α et du nombre d'itérations

La figure 7 illustre l'impact du paramètre de régularisation α et du nombre d'itérations sur la performance de l'algorithme de Horn-Schunck dans le contexte de l'analyse du flot optique. Nous observons une série de courbes qui représentent l'évolution de l'énergie.

Chaque graphique correspond à une valeur distincte de α , variant de 0.1 à 0.9. Avec seulement 10 itérations, les courbes montrent une forte décroissance initiale qui suggère une convergence rapide mais qui ne se stabilise pas, indiquant que l'algorithme n'a pas encore atteint une solution optimale. À 50 itérations, la courbe commence à se stabiliser pour les plus petites valeurs de α , suggérant que l'équilibre entre la précision et la régularité est mieux maintenu. À 200 itérations, la plupart des courbes montrent une stabilisation plus marquée de l'énergie, ce qui suggère une convergence satisfaisante vers une estimation optimale du flot optique.

Les tendances observées indiquent que pour les petites valeurs de α , une augmentation modérée du nombre d'itérations peut mener à une convergence efficace, tandis que pour les valeurs plus grandes de α , un nombre plus élevé d'itérations est nécessaire pour atteindre une énergie minimale stable.

Après la validation de l'algorithme de Horn-Schunck, nous avons calculé les champs de vecteurs vitesse et une vidéo a été réalisé pour les visualiser en temps réel, cette dernière est accessible sur [le lien suivant](#).

5.2 Résultats de l'ACP et exploitation des composantes principales

5.2.1 Résultats de l'ACP

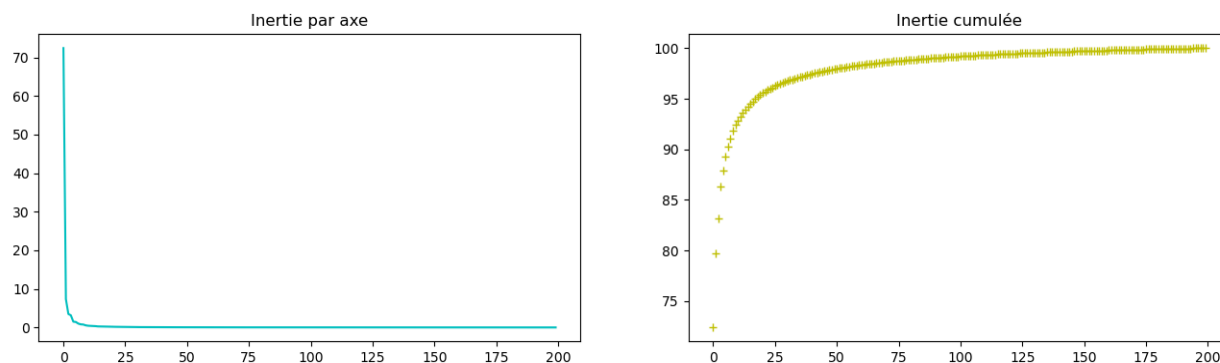


FIGURE 8 – Variabilité globale des 200 champs de vecteurs de l'étude

La figure 8 renseigne sur le pourcentage d'inertie détenu par chacune des 200 composantes principales des données et pouvant permettre d'expliquer les mouvements des organes. Les deux premières composantes expliqueraient à elles seules près de 80% du mouvement global des organes. Tandis que les sept premières en expliqueraient près de 91%. Ce qui suggère donc une très forte dominance de très peu de composantes principales correspondant à des mouvements particuliers que nous essaierons de décélérer par la suite.

5.2.2 Carte d'amplitude des composantes principales

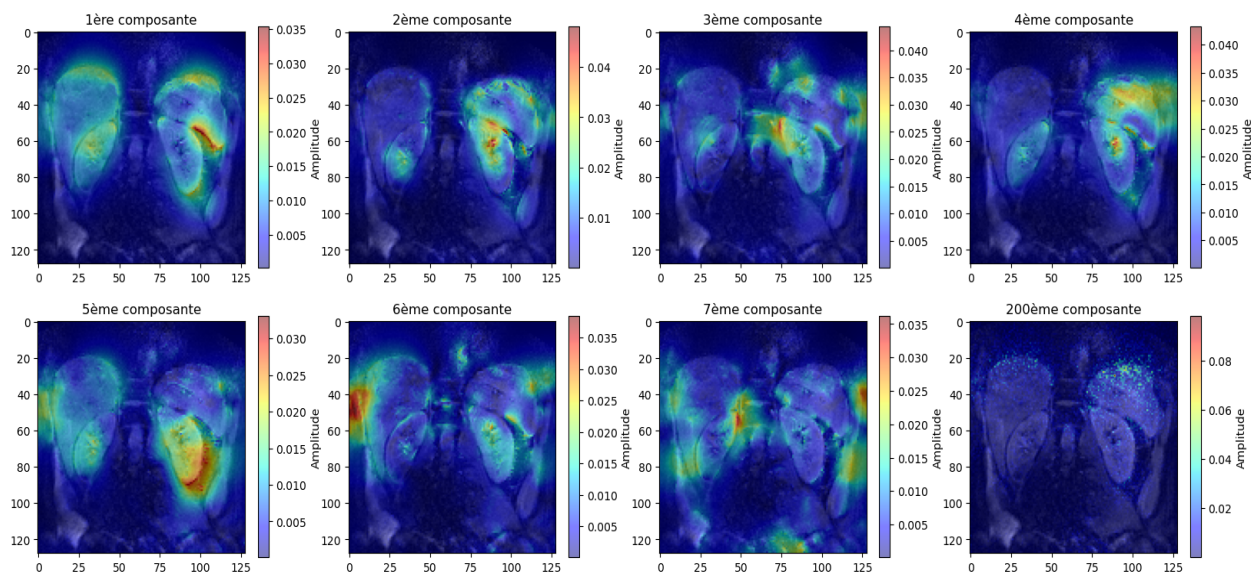


FIGURE 9 – Carte d'amplitude des composantes principales

La figure 9 montre les cartes d'amplitudes des 7 premières composantes principales et de la 200 ème composante principale. Ainsi, lorsque l'on s'intéresse à la première carte d'amplitude,

celle liée à la première composante, on peut y constater que les organes qui y bougent le plus sont les poumons suivi du coeur puis du rein en terme d'intensité.

Cela correspond aux zones de l'abdomen qui sont déplacées par la respiration, à savoir le haut des poumons et les organes proches du diaphragme.

Le même constat se fait également sur les six autres premières cartes d'amplitudes mais à des niveaux moins prononcés. Enfin, pour la 200 ème composante, on ne voit pas de mouvement sur la carte d'amplitude car cette composante ne contient pas d'informations. Nous pouvons donc conclure que les mouvements estimés pourraient donc se résumer aux mouvements de ces trois organes énumérées.

5.2.3 Descripteurs de mouvement

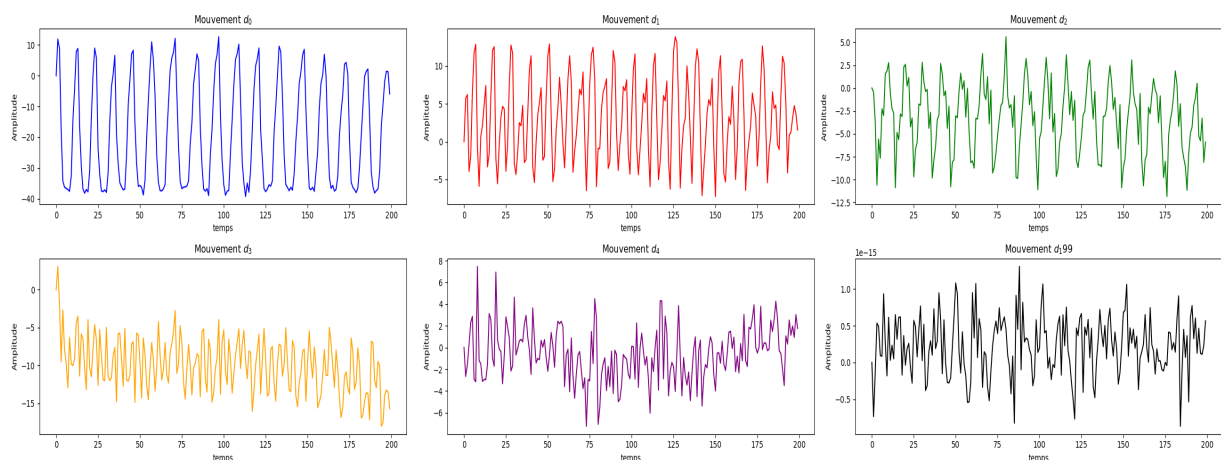


FIGURE 10 – 6 descripteurs du mouvement

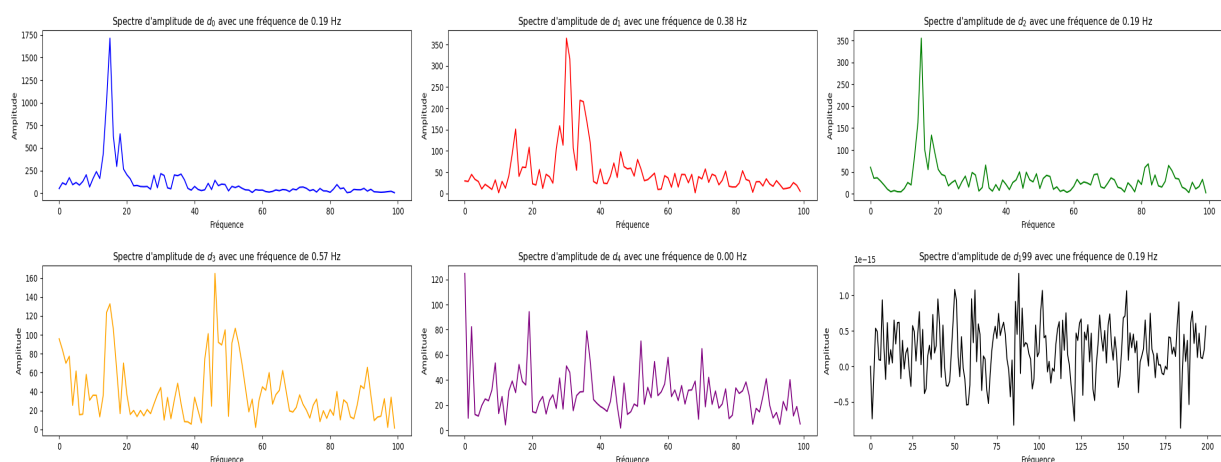


FIGURE 11 – Spectres d'amplitudes de 6 descripteurs de mouvements

Les figures 10 et 11 présentent respectivement 6 descripteurs de mouvement et leurs spectres d'amplitudes. Le premier descripteur de mouvement associé à la première composante principale à un mouvement cyclique de l'ordre de 5 s (12,5 images) avec un pic d'amplitude de 0.19 hz ce qui correspond à un mouvement respiratoire. Quand au second

descripteur de mouvement associé à la deuxième composante, elle a un cycle plus rapide que celle de la première composante et un pic d’amplitude s’élevant à 0,39 hz, ce qui est caractéristique d’un mouvement cardiaque. Le troisième descripteur de mouvement est quasiment identique en terme d’amplitude au premier descripteur et est donc également un motif de mouvement de respiration. Cependant, la dernière composante, avec une fréquence très proche de 0, ne montre pas de pic d’amplitude distinct, suggérant qu’elle ne contient pas d’information significative ou de mouvement périodique.

5.3 Discussion

5.3.1 Choix du noyau gaussien pour le calcul du laplacien

Un aspect crucial de notre méthode d’estimation du mouvement est le choix d’un noyau gaussien pour le calcul du Laplacien fixé à $\frac{1}{25}$, différentes aux valeurs de $\frac{1}{6}$ dans le contour et $\frac{1}{12}$ dans le reste utilisé par horn and schunk [7]. Ce dernier a été testé mais ne permet pas d’avoir les résultats attendus sur nos données.

Un noyau plus étendu, correspondant à un paramètre de lissage plus petit, permet de capturer les variations spatiales fines, ce qui est essentiel dans les données d’imagerie médicale où la précision du détail est primordiale. À l’inverse, un noyau plus concentré, impliquant un paramètre de lissage plus grand, tend à produire un lissage global et peut estomper des détails fins, conduisant à une estimation du mouvement qui privilégie les tendances globales au détriment des nuances locales. Notre choix du noyau $\frac{1}{25}$ nous permet non seulement d’avoir la convergence de l’algorithme sur nos données mais aussi la diminution de l’énergie pour chaque itération. Cet ajustement met en lumière notre engagement à adapter l’algorithme aux spécificités de nos données. L’objectif est de parvenir à une représentation du mouvement qui soit à la fois fidèle aux phénomènes physiologiques observés et suffisamment robuste pour guider avec exactitude les interventions médicales.

5.3.2 Précision due au facteur α

Nous avons déterminé un facteur α pour l’algorithme de Horn-Schunck que nous jugeons satisfaisant à partir de tests sur la durée de l’algorithme et sur la marge d’erreur obtenue après calcul, mais il est possible qu’il en existe un meilleur. Le nôtre donne une erreur de l’ordre de 1%, mais étant donné que nous cherchons à estimer les mouvements de patients souffrant de tumeurs, cette erreur de 1% pourrait et devrait être réduite.

Le but de ce travail étant de chercher à préparer l’application du canon à ultrasons, une erreur dans la position de celui-ci pourrait entraîner des blessures lors de la procédure, ce que nous cherchons à éviter.

Notre implémentation de l’algorithme permet la convergence vers un minimum de l’énergie en une centaine d’itérations à peu près, mais le temps de calcul de celles-ci pourrait peut-être s’améliorer avec une optimisation de notre code. Auquel cas, le gain de temps pourrait permettre de choisir un α plus élevé pour obtenir une plus grande précision tout en garantissant un temps de réponse satisfaisant pour une utilisation en temps réel de notre algorithme.

5.3.3 Intérêt de l'ACP

L'identification des composantes principales du mouvement, au-delà de permettre de mettre en évidence et de représenter les signes vitaux du patient, permet une simplification des données particulièrement utile pour des algorithmes de *tracking* et pour la compression. À partir de la vidéo, on résume l'ensemble des données en 7 composantes et leurs descripteurs qui permettent de reconstruire jusqu'à 91% de l'information initiale.

La complexité des méthodes permettant de construire des modèles prédictifs à partir de données dépendant fortement de la taille de celles-ci, on peut alors gagner en temps de calcul.

Estimation du gain :

Étant donné notre vidéo de taille 13 Mo, on la résume en $7 \times 2 \times 128 \times 128$ nombres flottants qui forment les composantes principales plus 7×200 qui forment les descripteurs et leurs variations temporelles. Un nombre flottant est codé par Python sur 64 bits, donc 8 octets. Dans le cas présent, on peut donc résumer 13 Mo de données en seulement $8 \times (7 \times 2 \times 128 \times 128 + 7 \times 200) = 1.8$ Mo à peu près. Mais la taille de nos composantes est indépendante de la longueur de la vidéo, et seuls leurs descripteurs gagnent en taille plus la vidéo dure longtemps.

Cela peut représenter un gain significatif pour la détermination de modèles qui peuvent prédire la position d'une zone de l'abdomen, qui gagnent en précision plus ils disposent de temps pour observer les phénomènes qu'ils tentent de représenter.

6 Conclusion

Il est possible d'estimer et de compenser les mouvements des organes pour améliorer la précision des traitements médicaux, comme la radiothérapie. En recalant les images pour qu'elles correspondent à une position fixe malgré le mouvement organique, on peut cibler plus précisément les zones de traitement. Cette méthode permet de déposer des doses de traitement de manière plus efficace, surtout si les organes ciblés se déplacent, comme lors de la respiration. Utiliser l'imagerie IRM en temps réel avec des algorithmes avancés de traitement d'images aide à estimer et caractériser ces mouvements, et à les relier à des composantes physiologiques spécifiques. Ainsi, ces informations sur le mouvement sont essentielles pour ajuster la position de tir thérapeutique en temps réel, augmentant l'efficacité du traitement tout en minimisant les risques pour les tissus sains.

En somme, en utilisant des techniques avancées telles que l'estimation du flot optique et l'Analyse en Composantes Principales (ACP), nous développons des méthodes pour suivre et compenser en temps réel les mouvements des organes causés par des activités physiologiques comme la respiration. Cette approche permet d'augmenter significativement la précision du ciblage lors des traitements, réduisant ainsi les risques pour les tissus sains et améliorant les chances de réussite des thérapies.

Les résultats obtenus avec l'algorithme de Horn-Schunck montrent une précision accrue dans l'estimation du mouvement, avec une erreur quadratique moyenne (EQM) minimale proche de 1%. Ces performances confirment la capacité de l'algorithme à détecter et quantifier avec précision le mouvement organique, offrant une base fiable pour les ajustements nécessaires durant les interventions médicales. L'optimisation des paramètres, tels que le fac-

teur de régularisation α et le nombre d'itérations, a permis de minimiser l'énergie du système et d'améliorer la fidélité des vecteurs de mouvement calculés, essentiels pour le recalage précis lors des procédures de thermothérapie ou de radiothérapie.

À la suite des résultats obtenus grâce à l'ACP, nous avons pu caractériser les mouvements détectés. Le premier descripteur de mouvement a été identifié comme un mouvement respiratoire, tandis que le seconde a été caractérisé comme un mouvement cardiaque. Cette distinction claire entre les deux types de mouvements physiologiques permet une correction plus ciblée et précise des images. D'après nos études, lorsque le patient est atteint d'une tumeur, nous nous focalisons principalement sur les mouvements respiratoires et cardiaques pour l'ajustement de l'ultrason, optimisant ainsi la précision de la thérapie.

Le rapport couvre la mise en œuvre de ces techniques, les résultats obtenus, et discute de leur potentiel pour transformer les pratiques médicales actuelles en rendant les interventions moins invasives et plus efficaces. L'intégration continue de ces avancées dans les procédures cliniques standard pourrait révolutionner le traitement des cancers et autres pathologies affectant les organes mobiles.

Références

- [1] Abir BETKA. *Estimation de mouvement par les techniques métaheuristiques*. PhD thesis, Université Mohamed Khider-Biskra, 2019.
- [2] Thomas Brox, Andrés Bruhn, Nils Papenberg, and Joachim Weickert. High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping. In *Computer Vision-ECCV 2004 : 8th European Conference on Computer Vision, Prague, Czech Republic, May 11-14, 2004. Proceedings, Part IV 8*, pages 25–36. Springer, 2004.
- [3] Fella CHERIF. *Estimation hiérarchique du mouvement par ondelettes géométriques*. PhD thesis, Université Mohamed Khider-Biskra, 2015.
- [4] Baudouin Denis De Senneville, Charles Mougenot, and Chrit TW Moonen. Real-time adaptive methods for treatment of mobile organs by mri-controlled high-intensity focused ultrasound. *Magnetic Resonance in Medicine : An Official Journal of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine*, 57(2) :319–330, 2007.
- [5] Baudouin Denis De Senneville, Mario Ries, Grégory Maclair, and Chrit Moonen. Mr-guided thermotherapy of abdominal organs using a robust pca-based motion descriptor. *IEEE transactions on medical imaging*, 30(11) :1987–1995, 2011.
- [6] Nawal Eldrogi. *Vision par ordinateur poursuivie automatique et caractérisation comportement de civelles*. PhD thesis, Université de Pau et des Pays de l’Adour, 2021.
- [7] Berthold KP Horn and Brian G Schunck. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 17(1-3) :185–203, 1981.
- [8] Bruce D. Lucas and Takeo Kanade. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In *IJCAI’81 : 7th international joint conference on Artificial intelligence*, volume 2, pages 674–679, 1981.
- [9] Franck Luthon. *Initiation au traitement d’images : Contours, couleurs, mouvements : Cours, exercices et tp corrigés*. 2021.
- [10] Béatrice Pesquet-Popescu, Marco Cagnazzo, and Frédéric Dufaux. Motion estimation techniques. *Telecom ParisTech*, pages 33–34, 2016.