

Recalage de signaux et d'images : Application à l'analyse d'otolithe de poisson

Signal and image registration: Application to fish otolith analysis

Kamal Nasreddine¹

Abdesslam Benzinou¹

Ronan Fablet²

¹ Ecole Nationale d'Ingénieurs de Brest, Laboratoire RESO, 29238 Brest cedex 3
kamal.nasreddine@enib.fr, abdesslam.benzinou@enib.fr

² Telecom Bretagne, Laboratoire LabSTICC, 29238 Brest cedex 3
ronan.fablet@telecom-bretagne.eu

Résumé

Une approche variationnelle et robuste est proposée pour le recalage de signaux 1D et appliquée au calcul des géodésiques de formes pour la classification. L'approche est ensuite étendue au recalage d'images de séquences de formes. Cette approche de recalage basé-géométrie est plus adaptée aux images peu contrastées où le recalage basé-intensité trouve toutes ses limites. Une étude de validation est menée sur des signaux et des images issus d'archives biologiques marines, qui présentent une grande variabilité interindividuelle, où les approches de recalage sont d'un intérêt tout particulier.

Mots Clef

Recalage de signaux, recalage d'images, géodésiques dans l'espace des formes, optimisation, classification de formes, otolithes de poissons.

Abstract

A robust variational setting is proposed for 1D signal registration and applied to the computation of shape geodesics for shape classification issues. This approach is extended to be applied for matching images of shape sequences. This geometric approach is mainly addressed to poorly contrasted images where the intensity-based registration fails. For validation purposes, experiments are carried out on real signals and images issued from marine biological archives which depict a high interindividual variability such that registration-based approaches are of particular interest.

Keywords

Signal registration, image registration, geodesics in shape space, optimization, shape classification, fish otoliths.

1 Introduction

Le développement de nouveaux outils fiables pour la caractérisation des ressources halieutiques est un enjeu majeur pour améliorer l'évaluation et la gestion des écosys-

tèmes marins exploités. Dans ce contexte, l'otolithe (Fig. 2, Fig. 3(a), Fig. 3(c) et Fig. 5(a)) concrétion de carbonate de calcium situé au niveau de l'oreille interne, est considéré comme une véritable archive biologique et environnementale à l'instar des cernes des arbres, permettant de reconstituer à la fois des paramètres environnementaux (température, salinité, ...) et des traits de vie individuels des poissons (âge, croissance, reproduction, migration, ...) [1–3]. A titre d'exemple, l'interprétation des marques saisonnières sur les otolithes pour estimer l'âge individuel est réalisée de manière routinière par des experts (c.à.d., plusieurs dizaines de milliers d'otolithes par an) pour déterminer les structures démographiques des pêcheries. Le potentiel d'archive de l'otolithe reste toutefois largement inexploité, et les techniques de vision par ordinateur et de traitement du signal offrent de nombreuses perspectives en matière de décryptage de cette archive, à la fois pour accroître la fiabilité des indicateurs et pour permettre des analyses quantitatives sur de grands échantillons.

Différentes techniques d'extraction d'indicateurs, tels que les centres, axes et marques de croissance, à partir de l'analyse des images d'otolithes ont été proposées [4–10]. Ces méthodes offrent de bonnes performances pour les cas les plus simples, mais la possibilité d'application à des situations plus complexes n'est pas immédiate. Les caractéristiques photométriques des images (faible contraste, non-stationnarité, bruit) et l'existence d'une forte variabilité interindividuelle dans les dépôts de marques (périodiques ou aperiodiques) rendent difficile la définition de méthodes génériques d'extraction robuste des structures d'intérêt. Dans le même temps, l'analyse des caractéristiques chimiques de l'otolithe s'est largement développée [1]. L'analyse conjointe des caractéristiques structurelles et chimiques à partir de différentes modalités d'observation apparaît comme un axe prometteur pour répondre aux objectifs de décryptage de l'archive. L'objectif de cette étude sera de formuler cette analyse conjointe comme un problème de mesure de similarité basée sur des signatures structurelles (marques de croissance, noyaux et axes

de croissance, forme spatio-temporelle, périodicité, check, ...) et chimiques (éléments traces, isotopes stables, spectrométrie infra-rouge) extraites à partir de différentes modalités (imagerie optique en lumière transmise et réfléchie, WDS, ICPMS, IRMS, RAMAN). L'outil développé sera appliqué aussi bien à la discrimination de stocks et l'identification d'espèces qu'à la mise en évidence de similarité ou différences de patrons structuraux et chimiques sur un jeu d'otolithes d'espèces cibles. Ceci conduirait par la suite à valider des marqueurs biologiques individuels.

La mesure de similarité entre signaux biologiques consiste à trouver un système de référence commun qui permet de les représenter et d'en éliminer les intervariabilités. Les outils de recalage sont alors d'un grand intérêt. Formellement, le recalage est considéré comme la recherche d'une transformation optimisant certaine mesure de similarité. Dans la littérature, on a généralement recours à des mesures de similarité issues de corrélation ou de mesures d'information mutuelle [11, 12]. Lorsque les signaux sont assez similaires, ces mesures restent suffisantes pour produire des résultats concluants. Toutefois, dans de nombreuses applications biologiques, les signaux présentent une variabilité interindividuelle assez importante, ce qui mène à des données aberrantes. Dans ce travail, nous proposons des approches robustes de recalage de signaux et d'images basées sur une formulation variationnelle.

2 Recalage de signaux 1D

2.1 Formulation variationnelle robuste

Etant donnés deux signaux $S(t)$ et $\tilde{S}(t)$, le recalage consiste à trouver la transformation qui fait correspondre au mieux les points de caractéristiques similaires (Fig. 1). Ceci revient à déterminer la fonction de transformation $\phi(t)$ telle que $S(t) = \tilde{S}(\phi(t))$. Ce problème est posé en terme de minimisation d'une fonctionnelle d'énergie $E(\phi)$ (Eq. (1)), impliquant un terme d'attache aux données, E_D , qui évalue la similarité entre $S(t)$ et $\tilde{S}(\phi(t))$ et un terme de régularisation, E_R .

$$E(\phi) = E_D(S, \tilde{S}(\phi)) + \alpha E_R(\phi) \quad (1)$$

$$E_R(\phi(t)) = \int_t |\dot{\phi}_t(t)|^2 dt \quad (2)$$

où $\dot{\phi}_t = \frac{d\phi}{dt}$. α est un paramètre qui contrôle la régularité de la solution. Pour respecter la causalité, la minimisation de $E(\phi)$ doit être effectuée sous la contrainte $\dot{\phi}_t > 0$.

Le choix de la mesure de similarité dépend de la nature des signaux à recalage. On considère ici des signaux de même nature de telle sorte que $E_D(S, \tilde{S}(\phi))$ pourrait être donnée par une norme $\|S - \tilde{S}(\phi)\|$.

Pour rendre cette métrique plus robuste aux données aberrantes, nous allons introduire une norme robuste qui consiste à utiliser une fonction de pondération ω dont la valeur s'ajuste selon l'ampleur de la variation des données

(la valeur de ω augmente pour les points qui présentent une variation modeste comparativement aux autres points). La mesure de similarité ainsi proposée est de la forme :

$$\begin{aligned} E_D(S, \tilde{S}(\phi)) &= \int_t \|S(t) - \tilde{S}(\phi(t))\|_\rho dt \quad (3) \\ &= \int_t \omega(t) \|S(t) - \tilde{S}(\phi(t))\| dt \end{aligned}$$

où $\|\cdot\|_\rho$ est un estimateur robuste et ω la fonction de pondération correspondante.

Plusieurs formes d'estimateurs robustes ρ ont été proposées [13]. Dans la suite, nous allons utiliser l'estimateur de Leclerc $\|r\|_\rho = 1 - \exp(-r^2/(2\sigma^2))$ avec σ est l'écart-type des erreurs r .

2.2 Schéma de minimisation

Pour minimiser $E(\phi)$, deux méthodes numériques sont considérées : une par programmation dynamique et l'autre basée sur un schéma itératif incrémental.

Etant donnés un pas de discrétisation et les signaux $S(t_i)_{i=1..N}$ et $\tilde{S}(t_j)_{j=1..M}$, l'algorithme de programmation dynamique considère dans le plan $[t_1, t_N] \times [t_1, t_M]$ la grille G qui contient tous les points $p = (x, y)$ tels que $x = t_i$ et $y \in [t_1, t_M]$, ou $y = t_j$ et $x \in [t_1, t_N]$. On cherche une fonction de correspondance continue, croissante, et qui soit linéaire sur chaque portion qui ne coupe pas la grille. La valeur de l'énergie est calculée en chaque point de la grille en fonction des valeurs aux points précédents. Le trajet du coût minimal est finalement trouvé par parcours inverse.

Dans l'algorithme de minimisation par schéma itératif, l'initialisation est donnée par la fonction identité. A chaque itération k , étant donnée ϕ^k on calcule l'incrément $\delta\phi^k$ tel que $\phi^{k+1} = \phi^k + \delta\phi^k$ et $\delta\phi^k = \underset{\delta\phi}{\operatorname{argmin}} E(\phi^k + \delta\phi)$. En

utilisant un algorithme pondéré moindre carré itératif, deux étapes sont considérées :

1. le calcul des poids robustes ω_i^k issus de l'estimateur robuste ρ . Par exemple, les poids issus de l'estimateur robuste de Leclerc sont $\omega_i^k = \frac{2}{\sigma^2} \exp(-\frac{r^2(t_i)}{\sigma^2})$ où $r(t_i) = S(t_i) - \tilde{S}(\phi^k(t_i))$ et σ est l'écart-type de la distribution des r ,
2. l'estimation de $\delta\phi^k = \{\delta\phi^k(t_i)\}$ comme solutions successives de la minimisation moindre carré linéarisée : $\delta\phi^k = \underset{\delta\phi}{\operatorname{argmin}} \sum_i E_i^k$ où E_i^k est donnée par :

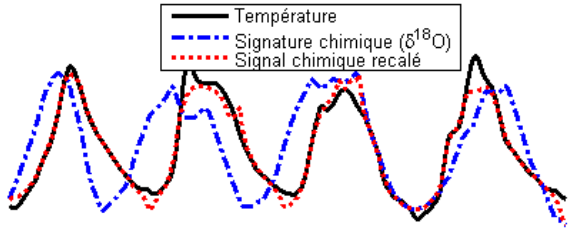
$$\begin{aligned} E_i^k &= \omega_i^k \left\| S(t_i) - \tilde{S}(\phi^k(t_i)) - \tilde{S}_t(\phi^k(t_i))\delta\phi(t_i) \right\|^2 \\ &+ \alpha \left\| \phi^k(t_{i+1}) + \delta\phi(t_{i+1}) - \phi^k(t_{i-1}) - \delta\phi(t_{i-1}) \right\|^2 \end{aligned}$$

Soulignons que la minimisation itérative incrémentale est généralement beaucoup plus rapide que celle par programmation dynamique dans le cas où le recalage se fait sans points de repères¹.

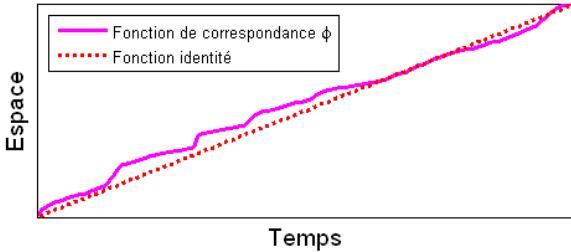
1. Landmarks dans la littérature anglo-saxonne

2.3 Application aux signaux d'otolithes

Nous présentons ici une application du recalage de signaux 1D à l'analyse des otolithes de poissons. L'idée est de recaler une signature chimique portée par l'otolithe à un signal issu de l'environnement. Par exemple, la concentration de l'isotope d'oxygène $\delta^{18}O$ dans les otolithes est connue être liée à la température d'eau [1]. Dans la figure 1(a) on voit que la mesure du $\delta^{18}O$ le long d'un axe de croissance de l'otolithe peut être considérée comme un signal modulé en fréquence. La loi modulante n'est rien d'autre que la variation de croissance de l'otolithe avec l'âge du poisson. Le recalage du signal $\delta^{18}O$ avec les enregistrements de la température de l'eau fournit un moyen pour estimer la relation espace-temps et par suite la loi de croissance de l'otolithe comme illustré sur la figure 1(b). L'estimation de la loi de croissance permet d'accéder à la clé taille-âge du poisson.



(a) Recalage de signaux 1D



(b) La loi de croissance estimée comme la fonction de correspondance entre le temps et l'espace de l'otolithe

FIGURE 1 – Recalage d'une signature chimique mesurée le long d'un axe de croissance d'un otolithe de poisson et les enregistrements de température de l'eau pour estimer la loi de croissance de l'otolithe.

3 Recalage de contours de formes

Notre approche de recalage de signaux 1D est exploitée pour le recalage de formes 2D dans un problème de classification.

3.1 Géodésiques de formes

L'analyse de formes en utilisant les géodésiques dans l'espace des formes est apparue comme un outil puissant pour comparer des formes invariantes géométriquement [14–18]. Les géodésiques dans l'espace des formes sont

définies comme les trajets entre les formes par rapport à une métrique donnée. Cette métrique est choisie invariante par rapport à un ensemble de transformations géométriques (c.-à-d. rotation, échelle, translation, ...). Les géodésiques sont largement utilisées dans des études de variation et changement de formes d'organismes, par exemple les variations morphométriques (le gauchissement d'images²) peuvent être traitées comme un trajet géodésique dans un espace de formes [16].

La recherche du trajet géodésique entre deux formes remonte à une question de recalage à l'égard de la métrique considérée. Etant donnée une paramétrisation des deux courbes 2D, cela revient à un recalage de signaux 1D. La mesure de similarité, entre deux formes F et \tilde{F} , utilisée dans [16] est donnée par :

$$E_D = 2 \arccos \int_s \sqrt{\phi_s(s)} \left| \cos \frac{\theta(s) - \tilde{\theta}(\phi(s))}{2} \right| ds \quad (4)$$

où s est l'abscisse curvilinéaire, θ et $\tilde{\theta}$ sont les fonctions angles qui représentent F et \tilde{F} respectivement.

Afin d'améliorer sa robustesse aux données aberrantes, nous y avons introduit une norme robuste à l'image de celle développée dans 2.1. Le problème de recalage des formes 2D revient alors à minimiser la fonctionnelle $E(\phi)$ donnée par :

$$E(\phi) = \arccos \int_s \sqrt{\phi_s(s)} \left| \cos \frac{\omega(s)r(s)}{2} \right| ds + \alpha \int_s |\phi_s(s)|^2 ds \quad (5)$$

où $r(s) = \theta(s) - \tilde{\theta}(\phi(s))$.

Pour minimiser $E(\phi)$, nous utilisons là aussi les deux méthodes précédemment expliquées : par programmation dynamique et par schéma itératif incrémental.

3.2 Métrique pour la classification de formes

Dans les problèmes de classification par comparaison des formes, les descripteurs de Fourier sont très largement utilisés [19]. Cette description ensembliste n'exploite pas les différences/ressemblances locales des formes. Dans ce papier, nous proposons d'exploiter l'approche des géodésiques pour la classification de formes. Par la-même nous proposons de comparer les formes par la définition d'une métrique qui prend en compte la correspondance des points de caractéristiques similaires.

Formellement, la distance entre deux formes F_1 et F_2 est définie par :

$$d(F_1, F_2) = E_D(F_1, F_2(\phi^*)) \quad (6)$$

où

$$\phi^* = \underset{\phi}{\operatorname{argmin}} E(F_1, F_2, \phi) \quad (7)$$

En supposant avoir un ensemble de formes classées, (F_l, C_l) , où F_l est la forme du l^{me} échantillon de la base

² Image warping dans la littérature aglo-saxonne

et C_l la classe correspondante, la classification d'une nouvelle forme F est issue du classifieur plus proche voisin.

Outre l'invariance aux transformations géométriques (translation, rotation, facteur d'échelle, ...), cette métrique permet de définir assez facilement des points repères, ils sont tout simplement considérés comme points où $\phi(s)$ est connue a priori.

Une autre propriété tout aussi importante de la métrique proposée est qu'elle est symétrique, dans le sens où le recalage d'une forme F_1 par rapport à une autre forme F_2 est identique au recalage de F_2 par rapport à F_1 . En fait, dans les deux cas on cherche le trajet du coût de déformation minimal recalant les deux formes.

3.3 Application aux pièces calcifiées

Les otolithes de poissons ont une forme distinctive qui est souvent caractéristique de l'espèce et du stock considérés. La forme de l'otolithe varie d'une espèce à une autre, mais reste quasi-constante au sein d'une même espèce (Fig. 2). Cela peut être utilisé à profit d'une reconnaissance ou identification des poissons [20]. En effet, l'identification des espèces de poissons à partir des otolithes est un enjeu majeur dans de nombreuses études écologiques marines. Par exemple, les otolithes récupérés de l'estomac ou des déjections d'animaux pourraient être utilisés pour déterminer le spectre alimentaire [20, 21]. La forme de l'otolithe et ses variations intra-spécifiques servent aussi pour caractériser le stock ou l'environnement du poisson [22]. La discrimination du stock est une nécessité de base pour la gestion des pêcheries.

L'approche de classification proposée est appliquée à l'identification des espèces et des stocks à partir des pièces calcifiées. Trois expériences ont été menées à partir de trois différents jeux de données :

1. Identification de l'espèce du poisson à partir de la forme externe de l'otolithe : les 60 contours d'otolithes utilisés dans cette expérience sont issus de la base d'images d'otolithes *AFORO* [23] qui englobe 6 classes d'espèces de poissons.
2. Identification du stock de poisson à partir de la forme externe de l'otolithe : cette expérience est effectuée sur un ensemble de 205 contours d'otolithes de *rouget barbet* provenant de trois régions : golfe de Gascogne, golfe de Lion et la Manche.
3. Identification du stock à partir de la forme externe de la coquille : dans cette expérience, 379 coquilles saint-Jacques (*Pecten Maximus*) sont considérées, provenant de 8 différents stocks en Espagne, France, Norvège et Royaume-Uni. Comme les otolithes de poissons, les coquilles présentent des différences de formes en fonction des conditions génétiques et/ou environnementales.

Dans chacune de ces trois expériences, les formes sont extraites une à une, de la base d'apprentissage, afin d'être utilisées à tour de rôle comme image à classer [19]. Les résultats de la classification proche voisin sont rapportés dans



FIGURE 2 – Images de pièces calcifiées d'espèces marines : première ligne, otolithes de poissons et seconde ligne, coquilles saint-Jacques. La forme externe est spécifique du stock et de l'espèce considérés.

le tableau 1 ci-dessous. L'utilisation de l'approche géométrique améliore toujours la classification comme le montre la comparaison à la classification par descripteurs de Fourier. Ce gain non négligeable apporté par l'approche proposée est en grande partie dû à sa capacité à recalibrer les différences locales de formes, ces différences sont considérées comme du bruit dans les approches globales comme Fourier, ce qui mène à une baisse des performances de la classification.

TABLE 1 – Résultats de la classification de formes - Pourcentage des formes classées correctement et les écarts-types associés.

	<i>avec les descripteurs de Fourier</i>	<i>avec la métrique proposée</i>
<i>Expérience 1</i>	78.33 ± 17.22	96.67 ± 8.16
<i>Expérience 2</i>	52.89 ± 28.60	68.55 ± 19.21
<i>Expérience 3</i>	58.12 ± 16.47	71.08 ± 12.39

4 Recalage d'images

Lors de la lecture des otolithes, l'existence d'une forte variabilité interindividuelle dans les dépôts de marques (périodiques ou aperiodiques) est à l'origine des difficultés rencontrées. Pour s'affranchir des variabilités interindividuelles, nous avons eu recours au recalage des images d'otolithes. L'idée est que grâce au recalage les variations interindividuelles seront atténuées, les comparaisons entre otolithes pourront ainsi se faire à partir de l'information utile. La nécessité de recalibrer les images d'otolithes se révèle dans de nombreux problèmes pratiques. Le recalage est souvent nécessaire pour :

- définir une métrique qui mesure la distance entre deux otolithes pour la comparaison entre les formes, voire les séquences de formes, la classification ou plus généralement des études statistiques.
- étudier les structures observées (opacité, forme, périodicité, ...) suite à une recherche d'exemples similaires dans une base d'images interprétées, comme outil d'aide à la lecture et à l'interprétation des otolithes.
- faire une étude statistique 2D conjointe de signatures chimiques ($\delta^{18}O$, Sr , K , ...), géométriques (forme, check, ...), et basées intensité (opacité, ...) de l'oto-

lithe. Cette étude sur un ensemble d’otolithes nécessite une étape préliminaire de recalage afin de ramener les images à une référence commune. La fusion de données est nécessaire car les caractéristiques chimiques constituent une source d’information importante pour explorer l’effet de l’environnement et du métabolisme sur les signatures portées par les otolithes et appréhender leurs corrélations.

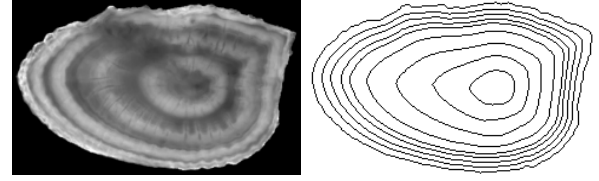
4.1 Recalage de séquences de formes

Le but principal ici est de recalquer deux images d’otolithes donnés. Cela revient à trouver la transformation géométrique qui fait correspondre au mieux ces deux images. Comme les images d’otolithes sont très peu contrastées, le recalage basé sur l’intensité des niveaux de gris n’est pas approprié à ce type d’images. En figure 4, nous avons reporté les résultats du recalage iconique, en utilisant un algorithme robuste de recalage dense [24] basé sur le niveau de gris et le gradient du niveau de gris. Les informations iconiques ne sont donc pas suffisantes pour faire le recalage des images d’otolithes.

Toutefois, ces images sont fortement structurées géométriquement : l’évolution de la forme de l’otolithe au cours de la vie du poisson constitue une séquence de formes bien organisée géométriquement. Au lieu de recalquer directement les deux images d’otolithes, nous proposons de faire recalquer leurs deux séquences respectives (Fig. 3), séquences estimées grâce à une représentation par lignes de niveaux. Dans un travail précédent [10, 25], nous avons développé une technique pour estimer une fonction de lignes de niveaux qui représentent la séquence de formes d’une image³ donnée (Fig. 5). Les formes de la séquence sont données par des lignes de niveaux d’une fonction potentielle U , telle que la forme placée à la distance d du centre de la séquence est donnée par la ligne de niveau $\Gamma_\lambda(U) = \{p \in \mathbf{R}^2 / U(p) = \lambda\}$ avec λ la valeur du niveau ; λ est une fonction continue et strictement croissante de la distance d . Soit $s \in [0, 1]$ l’abscisse curvilinéaire normalisé sur une courbe Γ_λ . La courbe à chaque niveau λ est paramétrée par l’angle $\theta(\lambda, s)$ entre la tangente à la courbe et l’axe horizontal. Nous appelons $\phi(\lambda, s)$ la fonction de correspondance du point au niveau λ et d’abscisse curvilinéaire s .

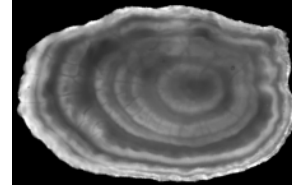
4.2 Formulation variationnelle robuste

Etant données deux fonctions potentielles U et \tilde{U} relatives à deux images, notre but est de déterminer une fonction de transformation $\phi(\Gamma_\lambda) = \phi(\lambda, s)$ telle que $\Gamma_\lambda(U) = \phi(\Gamma_\lambda(\tilde{U}))$ pour tous les niveaux λ . Formellement, ce problème est posé en terme de minimisation d’une fonctionnelle d’énergie $E(\phi)$ (donnée en Eq. (8)), impliquant un terme d’attache aux données, E_D , qui évalue la similarité entre $\Gamma_\lambda(U)$ et $\phi(\Gamma_\lambda(\tilde{U}))$ et deux termes de régularisation, (9) et (10), relatives à l’abscisse curvilinéaire s et au niveau λ , respectivement.



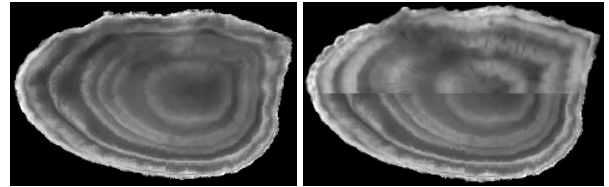
(a) Image référence : otolithe de Plie d’âge 4 ans

(b) Séquence de formes issue de l’image 3(a)



(c) Image à recalquer : otolithe de Plie d’âge 4 ans

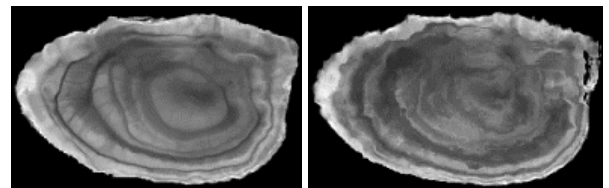
(d) Séquence de formes issue de l’image 3(c)



(e) Image 3(c) recalée à l’image 3(a) par recalage basé-géométrie

(f) Moitié haute : référence ; Moitié basse : résultat du recalage basé-géométrie

FIGURE 3 – Recalage de deux images d’otolithes à partir de leurs séquences de formes. Le recalage basé-géométrie a réussi à bien aligner les deux images, tandis que le recalage basé-intensité n’est pas capable de le faire (Fig. 4).

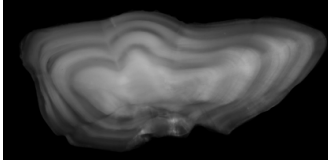


(a) Résultat du recalage basé sur l’intensité

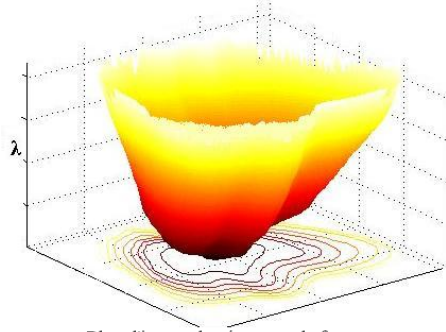
(b) Résultat du recalage basé sur le gradient d’intensité

FIGURE 4 – Résultats du recalage iconique des deux images d’otolithes 3(a) et 3(c). Comme les images sont faiblement contrastées, le recalage basé sur l’intensité n’a pas réussi à aligner les structures d’anneaux.

3. impliquant une séquence de formes



(a) Image d'une coupe transversale d'un otolith de Lieu présentant une séquence de formes



Plan d'image de séquence de formes

(b) Représentation de l'image 5(a) par une fonction potentielle

FIGURE 5 – Représentation d'une image impliquant une séquence de formes par une fonction potentielle.

$$E(\phi) = E_D(\Gamma_\lambda(U), \phi(\Gamma_\lambda(\tilde{U}))) + \alpha E_{R_s}(\phi) + \beta E_{R_\lambda}(\phi) \quad (8)$$

$$E_{R_s}(\phi) = \int_\lambda \int_s |\phi_s(\lambda, s)|^2 ds d\lambda \quad (9)$$

$$E_{R_\lambda}(\phi) = \int_s \int_\lambda |\phi_\lambda(\lambda, s)|^2 d\lambda ds \quad (10)$$

où $\phi_s = \frac{\partial \phi}{\partial s}$ et $\phi_\lambda = \frac{\partial \phi}{\partial \lambda}$. α et β sont des variables qui contrôlent la régularité.

En utilisant la métrique proposée pour les courbes 2D (donnée en Eq. (5)) et en intégrant sur tous les niveaux λ , ce problème de recalage revient à minimiser :

$$E(\phi) = \int_\lambda \arccos \int_s \sqrt{\phi_s(\lambda, s)} \left| \cos \frac{\omega(r(\lambda, s))r(\lambda, s)}{2} \right| ds d\lambda + \alpha \int_\lambda \int_s |\phi_s(\lambda, s)|^2 ds d\lambda + \beta \int_s \int_\lambda |\phi_\lambda(\lambda, s)|^2 d\lambda ds \quad (11)$$

4.3 Résolution numérique

Pour l'implémentation numérique, on discrétise $E(\phi)$ en fonction des niveaux et abscisses curvilinéaires échantillonnés, $\lambda_{i,i=1:m}$ et $s_{j,j=1:n}$. Pour trouver la fonction de

correspondance ϕ optimale, nous utilisons les deux méthodes de minimisation : par programmation dynamique et par schéma itératif incrémental (voir section 2.2). Une fois la solution optimale trouvée, l'interpolation spatiale à tous les points de l'image, faisant passer de $\phi(\lambda_i, s_j)$ à $\phi(p)$ où p est un pixel de l'image à recaler, est assurée par la méthode de *Krigeage* décrite dans [26]. Le *Krigeage* est la méthode d'estimation la plus précise au sens statistique du terme, elle correspond à l'estimateur linéaire qui assure la variance d'estimation minimale.

4.4 Evaluation expérimentale

Tout d'abord, nous avons effectué des tests sur des images synthétiques illustrées en figure 8. Nous avons testé les performances des différentes options (dynamique/itérative, robuste/non robuste). Dans la méthode itérative, l'effet du poids robuste ω a été testé en initialisant ϕ à différents angles de la solution correcte (30° , 45° , 90° et 135°). Les valeurs de l'erreur quadratique moyenne (EQM) de $|\phi|$ aux itérations successives sont représentées par la figure 6 suivante. Celles de l'EQM de l'angle tangente θ sont représentées par la figure 7 donnée ci-dessous.

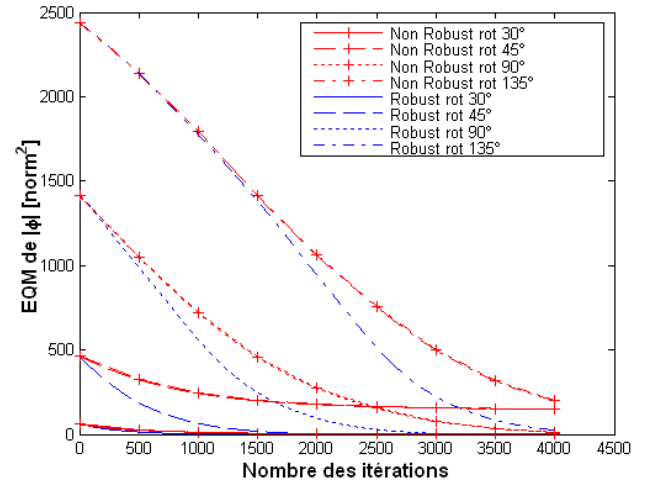


FIGURE 6 – Variation de l'erreur quadratique moyenne de $|\phi|$ en fonction du nombre d'itérations dans le schéma itératif robuste et non robuste. Ici, la légende "**Non Robust**" signifie que l'algorithme itératif a été utilisé sans le poids robuste ω , tandis que "**Robust**" désigne son utilisation dans l'algorithme. L'initialisation de ϕ a été placée à différents angles (30° , 45° , 90° et 135°) de la solution correcte.

On remarque que sans le poids robuste, lorsque l'initialisation est placée relativement loin de la solution correcte, il y a un risque de convergence à un minimum local : c'est ce qui est arrivé avec l'initialisation à 45° . Aussi, on constate qu'avec l'utilisation du poids robuste, la convergence au minimum global est assurée indépendamment de l'initialisation, et ce plus rapidement que dans le cas non robuste. Le résultat du recalage avec ces images synthétiques est reporté en figure 8 avec une comparaison au recalage basé-intensité. On peut remarquer que le recalage iconique

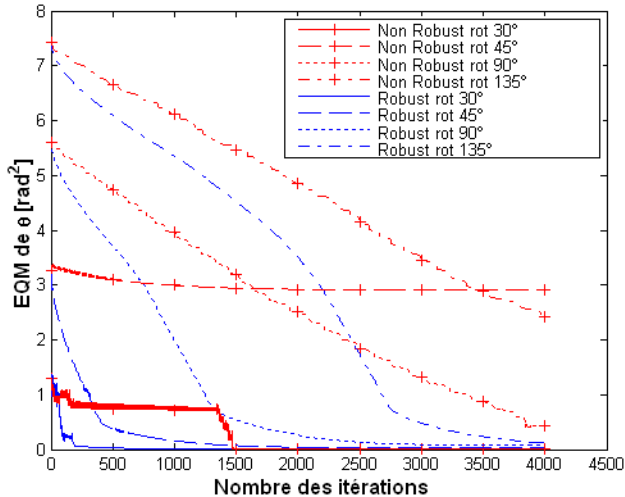


FIGURE 7 – Variation de l’erreur quadratique moyenne de θ en fonction du nombre d’itérations dans le schéma itératif robuste et non robuste. Ici, la légende “**Non Robust**” signifie que l’algorithme itératif a été utilisé sans le poids robuste ω , tandis que “**Robust**” désigne son utilisation dans l’algorithme. L’initialisation de ϕ a été placée à différents angles (30° , 45° , 90° et 135°) de la solution correcte.

n’aligne pas correctement les structures contenues dans les deux images à recaler. D’autre part, le recalage proposé basé-géométrie est capable de trouver quasiment la transformation réelle, les erreurs géométriques et iconiques trouvées sont négligeables (Table 2).

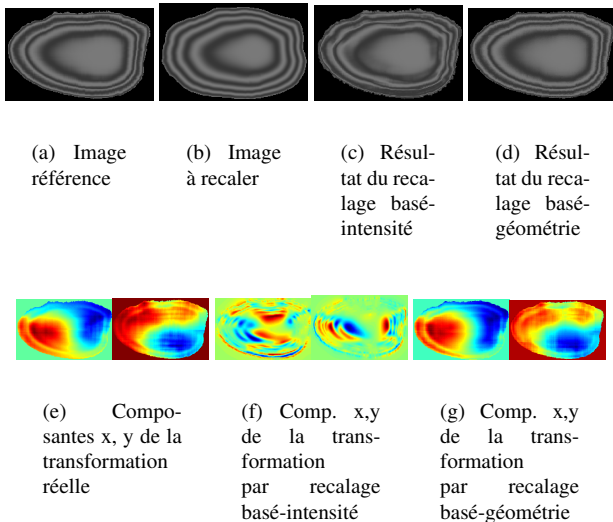


FIGURE 8 – Recalage d’images synthétiques. Le recalage basé sur la géométrie est capable de trouver la transformation réelle, celui basé sur l’intensité ne l’est pas.

En utilisant la programmation dynamique, les résultats obtenus sont similaires à ceux de la méthode itérative robuste

TABLE 2 – Comparaison entre le recalage iconique et le recalage proposé basé-géométrie. Sont données ici les erreurs quadratiques moyennes (EQM) de $|\phi|$, de l’intensité des niveaux de gris (les images sont codées sur 256 niveaux de gris) et de θ mesuré en radians.

Type du recalage	EQM de $ \phi $	EQM de l’intensité	EQM de θ
basé-géométrie	1.01	2.25	0.06
basé-intensité	82.01	180.63	1.28

avec un temps de traitement associé beaucoup plus important (plus que 10 fois plus grand).

Nous avons testé l’algorithme proposé sur différentes images d’otolithes de différentes espèces et de différents groupes d’âges, les résultats obtenus sont très satisfaisants même avec un petit nombre de niveaux échantillonnés (par exemple, un nombre égal à $\hat{age} + 2$ en plus du contour externe). En Fig. 3, nous avons reporté un exemple de résultat sur deux otolithes de Plies du groupe d’âge 4 ans. Ce résultat est obtenu avec l’algorithme itératif robuste proposé. Dans cet exemple, le recalage a révélé l’existence de deux faux anneaux dans l’otolithe de l’image à recaler (Fig. 3(f)). La comparaison au recalage basé-intensité (Fig. 4) démontre la pertinence de l’approche proposée pour le traitement des images d’otolithes.

5 Conclusion

Nous avons proposé une approche de recalage robuste de signaux $1D$ et l’avons appliquée pour la classification de formes. Cette approche a été ensuite étendue pour recaler des images impliquant des séquences de formes. Les applications que nous avons présentées ici sont issues de la biologie marine pour l’étude des otolithes de poissons, mais les approches proposées sont applicables à d’autres signaux, formes, et images présentant des séquences de formes [27].

Remerciements

Les auteurs remercient Jean Le Bihan, Kelig Mahe, Vicenç Parisi Baradad, Yann Patry et Hélène de Pontual pour leurs discussions fructueuses. Cette étude est associée au projet ANR OTOCAL qui porte sur la modélisation et la calibration de la formation de l’otolithe.

Références

- [1] J. Panfili, H. de Pontual, H. Troadec, P. Wright, Manual of Fish Sclerochronology, Eds. Ifremer, 2003.
- [2] E. Silva, D. Stewart, Age structure, growth and survival rates of the commercial fish prochilodus nigricans (bocachico) in north-eastern ecuador, Environmental Biology of Fishes 77 (1) (2006) 63–77.
- [3] M. Treble, S. Campana, R. Wastle, C. Jones, J. Boje, Growth analysis and age validation of a deepwater

- arctic fish, the greenland halibut (*reinhardtius hippoglossoides*), *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 65 (6) (2008) 1047–1059.
- [4] A. Benzinou, vers un système de vision par ordinateur pour la reconnaissance de structures sur des pièces calcifiées (otolithes et statolithes). Application à la détermination de l'âge et de paramètres de croissance de poissons et de céphalopodes, Thèse de Doctorat, 2000.
- [5] H. Troadec, A. Benzinou, V. Rodin, J. L. Bihan, Use of deformable templates for otolith 2d growth ring detection by digital image processing, *Fisheries Research* 46 (1-3) (2000) 155–163.
- [6] A. Guillaud, H. Troadec, V. Rodin, J. L. Bihan, Autonomous agents for edge detection and continuity perception on otolith images, *Image and Vision Computing* 20 (13-14) (2002) 955–958.
- [7] V. Rodin, A. Benzinou, A. Guillaud, J. Tisseau, J. L. Bihan, An immune oriented multi-agent system for biological image processing, *Pattern Recognition* 37 (4) (2004) 631–645.
- [8] R. Fablet, N. L. Josse, A. Benzinou, Automatic fish age estimation from otolith images using statistical learning, 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'2004).
- [9] R. Fablet, Semi-local extraction of ring structures in images of biological hard tissues : application to the bayesian interpretation of fish otoliths for age and growth estimation., *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Science* 63 (7) (2006) 1414–1428.
- [10] R. Fablet, S. Pujolle, A. Chessel, A. Benzinou, F. Cao, 2d image-based reconstruction of shape deformation of biological structures using a level-set representation, *Computer Vision and Image Understanding* 111 (3) (2008) 295–306.
- [11] A. Witkin, D. Terzopoulos, M. Kass, Signal matching through scale space, *Readings in Computer Vision : issues, problems, principles, and paradigms* (1987) 759–764.
- [12] R. Veltkamp, Shape matching : similarity measures and algorithms, *SMI 2001 International Conference on Shape Modeling and Applications* 23 (11) (2001) 188–197.
- [13] M. Black, A. Rangarajan, On the unification of line processes, outlier rejection, and robust statistics with applications in early vision, *International Journal of Computer Vision* 19 (5) (1996) 57–92.
- [14] F. Bookstein, Size and shape spaces for landmark data in two dimensions (with discussion), *Statistical Science* 1 (1986) 181–242.
- [15] I. Cohen, I. Herlin, Tracking meteorological structures through curves matching using geodesic paths, *Sixth International Conference on Computer Vision* (1998) 396–401.
- [16] L. Younes, Optimal matching between shapes via elastic deformations, *Image and Vision Computing* 17 (5) (2000) 381–389.
- [17] E. Klassen, A. Srivastava, Geometric analysis of planar shapes using geodesic paths, *Conference Record of the Thirty-Sixth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers* 1 (2002) 468–472.
- [18] E. Klassen, A. Srivastava, Analysis of planar shapes using geodesic paths on shape spaces, *IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 26 (3) (2004) 372–383.
- [19] I. Kunttu, L. Lepistö, J. Rauhamaa, A. Visa, Multiscale fourier descriptors for defect image retrieval, *Pattern Recognition Letters* 27 (2) (2006) 123–132.
- [20] J. L'abee-Lund, Otolith shape discriminates between juvenile atlantic salmon, *salmo salar* L., and brown trout, *salmo trutta* L., *Netherlands journal of zoology* 34 (4) (1984) 566–595.
- [21] P. Gaemers, Taxonomic position of the cichlidae (pisces, perciformes) as demonstrated by the morphology of their otoliths, *Journal of fish biology* 33 (6) (1988) 899–903.
- [22] I. Jonsdottir, S. Campana, G. Marteinsdottir, Otolith shape and temporal stability of spawning groups of icelandic cod (*gadus morhua*), *ICES Journal of Marine Science* 63 (8) (2006) 1501–1512.
- [23] <http://www.cmima.csic.es/aforo/>.
- [24] J. Kim, J. Fesseler, Intensity-based image registration using robust correlation coefficients, *MedImgs* 23 (11) (2004) 1430–1444.
- [25] R. Fablet, A. Chessel, S. Carbini, A. Benzinou, H. de Pontual, Reconstructing individual shape histories of fish otoliths : a new image-based tool for otolith growth analysis and modeling, *Fisheries Research* 96 (2-3) (2009) 148–159.
- [26] M. Oliver, R. Webster, Kriging : a method of interpolation for geographical information systems, *International Journal of Geographical Information science* 4 (3) (1990) 313–332.
- [27] K. Nasreddine, A. Benzinou, R. Fablet, Non-rigid registration of shape sequence images : Applications to biological and medical images, *Proceedings of 9th International Conference on Signal Processing ICSP'08* 1 (2008) 828–831.