

Recalage de signaux et d'images : Application au décryptage d'archives biologiques marines*

Signal and image registration:
Application to decrypt
marine biological archives

Kamal Nasreddine¹, Abdesslam Benzinou¹ et Ronan Fablet²

¹École Nationale d'Ingénieurs de Brest, RESO EA 3380, 29238 Brest cedex 3
kamal.nasreddine@enib.fr, abdesslam.benzinou@enib.fr

²Telecom Bretagne, LabSTICC UMR 3192, 29238 Brest cedex 3
ronan.fablet@telecom-bretagne.eu

Manuscrit reçu le 29 janvier 2009

Résumé et mots clés

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 pour lesquelles 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.

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

Abstract and key words

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.

1D signal registration

Given two signals $S(t)$ and $\tilde{S}(t)$, the registration consists in retrieving the transformation that best matches points of similar characteristics. This transformation must be maintained smooth. Formally, the matching problem resorts to determining the transformation function $\phi(t)$ such that $S(t) = \tilde{S}(\phi(t))$. This issue is stated as the minimization of an energy $E(\phi)$ of the form given in Eq. (1), involving a data-driven term, E_D , that evaluates the similarity between $S(t)$ and $\tilde{S}(\phi(t))$ and a regularization term, E_R . The choice of the similarity measure depends on the nature of the

* Ce travail rentre dans le cadre d'une collaboration avec le laboratoire LASAA de l'Ifremer, centre de Brest.

signals to be registered. Here, we consider signals of same nature such that $E_D(S, \tilde{S}(\phi))$ is given by a norm $\|S - \tilde{S}(\phi)\|$. To improve the registration robustness with respect to the outlier data a robust norm is exploited: $\|S - \tilde{S}(\phi)\|_\rho$. The principle is supported by the use of a function that adjusts a weight ω by increasing

its value to the data points with low variation compared to other points. Several forms of robust estimators ρ were proposed [1]. To solve for minimization $E(\phi)$ two methods are considered: a dynamic programming and iterative gradient-based method. As an application to biological archives, we propose to use 1D signal registration of a measured chemical signature from fish otolith and the records of water temperature in order to estimate the otolith growth law (Fig. 1).

Contour matching

The 1D signal registration approach is applied to the computation of shape geodesics and then to boundary-based shape classification issues. Shape analysis from geodesics in shape space has emerged as a powerful tool to develop geometrically invariant shape comparison methods. Geodesics in the shape space are defined as paths between two shapes with respect to some metric (Fig. 2). This metric is chosen to be invariant for a given set of transformations (e.g. rotation, scaling, translation, ...). Retrieving the geodesic path in shape space between any two closed contours resorts to a registration issue with respect to the considered metric. Given a curve parametrization of the shapes, it comes to the registration of two 1D signals (Fig. 3). Here, we exploit shape geodesics for boundary-based shape classification and propose to compare shapes on the basis of a metric that takes into consideration the matching of points of similar features (Eq. (9)-(11)). The proposed framework is applied to marine stock and species discrimination. The use of the geodesic approach provides always benefits to classification (Tab. 1), it significantly outperforms the Fourier scheme with a gain in term of correct classification rate over the three processed datasets.



Image registration

In biological science, there are images depicting shape sequences. For example, otolith images involve concentric rings referring to an accretionary growth from the initial core to the otolith outline. These images are highly geometrically structured but flat in terms of contrast, such that gray level information is not sufficient itself to perform the registration. Here, we propose to register these images through the registration of the corresponding shape sequences (Fig. 5). In [2], we have developed a variational approach for 2D image-based reconstruction of such individual shape histories using a level-set representation (Fig. 7). Using the metric used for planar curves (Eq. (9)) in the term E_D of our functional $E(\phi)$, and integrating for all levels, the registration issue resorts to minimizing Eq. (15). To test the proposed framework, the experiments are first carried out on synthetic images illustrated in Fig. 10. In minimization with iterative scheme (Fig. 8 and Fig. 9), one can see that when the initialization is so far, a risk of convergence to a local minimum exists if we did not add the robust weights. Using dynamic programming, results are similar to those of the robust iterative scheme but the associated computational time is greater (more than 10 times greater). In Fig. 10, we can see that intensity-based registration does not correctly register these images. On the other hand, geometric registration is able to find the real transformation, both geometric and iconic errors are so negligible. Besides, we have tested the proposed algorithm on several real images of otoliths of different species and different age groups, we have had satisfactory results even with a small number of sampled levels ($age + 2$ including the contour) as illustrated in Fig. 5 and Fig. 11-13.

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

Remerciements

Les auteurs remercient Jean Le Bihan, Kelig Mahe, Vicenç Parisi Baradad, Yann Patry et H el ene de Pontual pour leurs discussions fructueuses. Cette  tude est associ ee au projet ANR OTOCAL 2005-2008 qui porte sur la mod elisation et la calibration de la formation de l'otolithe.

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 écosystèmes marins exploités. Dans ce contexte, l'otolithe (Fig. 4, Fig. 5(a), Fig. 5(b) et Fig. 7(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,...) [3-5]. À 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 [2, 6-9]. 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 [3]. 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 peut aider 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 une certaine mesure de similarité. Dans la littérature, on a généralement recours à des mesures de similarité issues de mesures de corrélation ou d'information mutuelle [10, 11]. 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 mesures aberrantes. Dans ce travail, nous proposons des approches robustes de recalage de signaux et d'images basées sur une formulation variationnelle.

Dans la section 2, nous présentons une approche de recalage robuste de signaux 1D et nous l'appliquons aux signaux d'otolithes. Nous proposons, en section 3, une nouvelle technique de classification de courbes 2D utilisant les géodésiques de formes, basée sur le recalage 1D. Cette technique est appliquée ensuite à la classification des formes de pièces calcifiées pour l'identification du stock et d'espèce de poissons et de coquilles. En section 4, l'approche de recalage 1D proposée est étendue pour recalier des images impliquant des séquences de formes, comme les images d'otolithes. La section 5 est consacrée à la conclusion finale.

2. Recalage de signaux 1D

2.1. Formulation variationnelle robuste

Étant 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, sa valeur optimale peut être déterminée par expérimentation. Pour assurer une monotonie croissante pour ϕ , 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 recalier. 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 atténuée la contribution énergétique des points qui présentent une variation élevée comparativement aux autres points). La mesure de similarité ainsi proposée est de la forme :

$$E_D(S, \tilde{S}(\phi)) = \int_t \|S(t) - \tilde{S}(\phi(t))\|_\rho dt \tag{3}$$

$$= \int_t \omega(t) \|S(t) - \tilde{S}(\phi(t))\| dt$$

où $\|\cdot\|_\rho$ est un estimateur robuste et ω la fonction de pondération correspondante définie à partir de ψ , la dérivée première de l'estimateur :

$$\omega(r) = \frac{\psi(r)}{2r} \tag{4}$$

$$r(t) = S(t) - \tilde{S}(\phi(t)) \tag{5}$$

$$\psi(r) = \frac{d \|\cdot\|_\rho}{dr} \tag{6}$$

Plusieurs formes d'estimateurs robustes ρ ont été proposées [1]. 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.

Étant donné 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 (le signal le plus court est interpolé pour avoir $N = M$). À 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 :

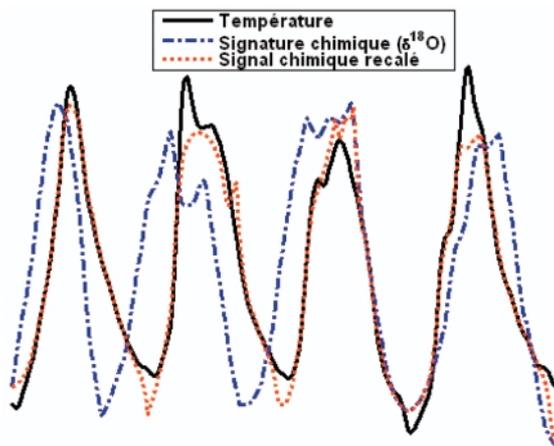
1. le calcul des poids robustes ω_i^k issus de l'estimateur robuste ρ . Par exemple, les poids issus de l'estimateur robuste de Leclerc sont $\omega_i^k = \frac{1}{\sigma^2} \exp(-\frac{r^2(t_i)}{\sigma^2})$ où $r(t_i) = S(t_i) - \tilde{S}(\phi^k(t_i))$ et σ est l'écart-type de la distribution des r ,
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 :

$$E_i^k = \omega_i^k \left\| S(t_i) - \tilde{S}(\phi^k(t_i)) - \tilde{S}_i(\phi^k(t_i))\delta\phi(t_i) \right\|^2 + \alpha \left\| \phi^k(t_{i+1}) + \delta\phi(t_{i+1}) - \phi^k(t_{i-1}) - \delta\phi(t_{i-1}) \right\|^2 \tag{7}$$

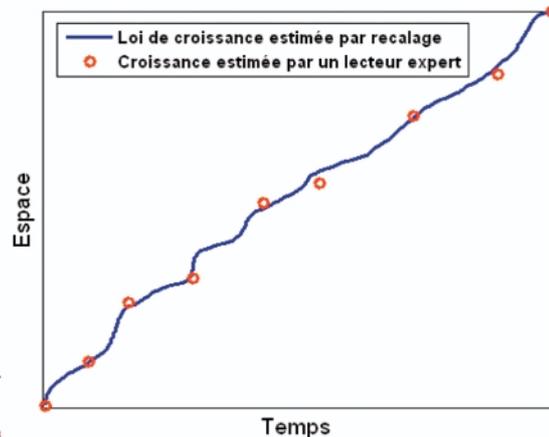
avec $\tilde{S}_i = \frac{d\tilde{S}}{dt}$.

L'expression de $\delta\phi^k(t_i)$ ainsi trouvée est donnée en annexe A. Soulignons que la minimisation itérative incrémentale est souvent beaucoup plus rapide que celle par programmation dynamique surtout dans le cas où le recalage se fait sans points de repère¹.

1. Landmarks dans la littérature anglo-saxonne.



(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 passe par les points déterminés visuellement par un lecteur expert lors de son analyse des structures 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.

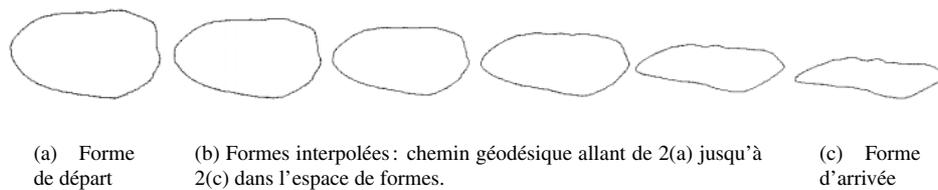


Figure 2. Chemin de déformation allant de 2(a) à 2(c).

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 recalibrer 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 pour être liée à la température d'eau [3]. Dans la figure 1(a) on voit que la mesure de $\delta^{18}O$ 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.

3. Recalage de contours de formes

Notre approche de recalage de signaux 1D est exploitée pour le recalage de contours de formes 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 invariants géométriquement [12-16]. Les géodésiques dans l'espace des formes sont définies comme les trajets entre les formes (Fig. 2) 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 [14].

2. Image warping dans la littérature aglo-saxonne.

La recherche du trajet géodésique entre deux formes remonte à une question de recalage à l'égard de la métrique considérée. Étant donnée une paramétrisation des deux courbes 2D, cela revient à un recalage de signaux 1D (Fig. 3).

La mesure de similarité, entre deux formes F et \tilde{F} , utilisée dans [14] est donnée par :

$$E_D = 2 \arccos \int_s \sqrt{\phi_s(s)} \left| \cos \frac{\theta(s) - \tilde{\theta}(\phi(s))}{2} \right| ds \quad (8)$$

où s est l'abscisse curvilinéaire, θ et $\tilde{\theta}$ sont les fonctions angles³ qui représentent F et \tilde{F} respectivement. La mesure de similarité considérée ici comprend une mesure de la différence entre les deux orientations θ et $\tilde{\theta}$ $\left(\cos \frac{\theta(s) - \tilde{\theta}(\phi(s))}{2} \right)$ et un terme qui pénalise la torsion et l'étirement le long de la courbe $(\sqrt{\phi_s(s)})$. Vue comme une fonction de coût, cette mesure de similarité correspond au coût de déformation recalant les deux formes F et \tilde{F} . Sa détermination explicite respecte toutes les conditions nécessaires pour avoir une vraie distance entre les courbes 2D (ceci a été validé par une approche algébrique et variationnelle détaillée dans [14]).

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 :

$$E(\phi) = \arccos \int_s \sqrt{\phi_s(s)} \left| \cos \frac{\omega(s)r(s)}{2} \right| ds + \alpha \int_s |\phi_s(s)|^2 ds \quad (9)$$

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 (voir annexe A).

3. La fonction angle est définie comme étant l'angle que fait la tangente au point de la courbe avec l'axe horizontal.

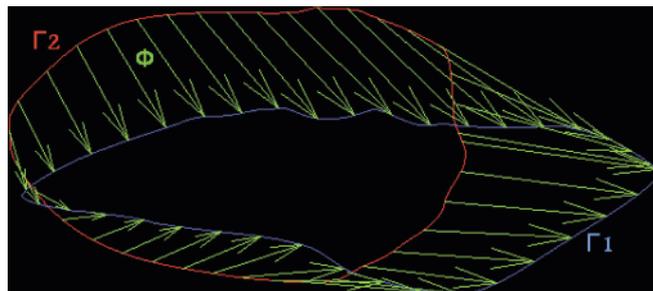
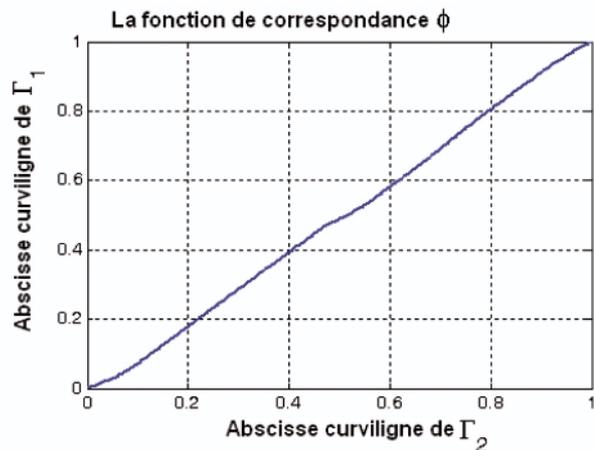


Figure 3. La fonction de correspondance ϕ des deux contours Γ_1 et Γ_2 de la figure Fig. 2 : en haut, la fonction de correspondance est une fonction monotone qui fait correspondre un abscisse curviligne entre 0 et 1 sur le premier contour à l'abscisse curviligne du deuxième contour; en bas, visualisation de la fonction de correspondance comme recalage de contours 2D.

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 [17]. 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 là 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 :

$$d(F_1, F_2) = E_D(F_1, F_2(\phi^*)) \tag{10}$$

où

$$\phi^* = \underset{\phi}{\operatorname{argmin}} E(F_1, F_2, \phi) \tag{11}$$

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 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 externe distinctive qui est souvent caractéristique de l'espèce et du stock considérés. La forme externe de l'otolithe varie d'une espèce à une autre, mais reste quasi-constante au sein d'une même espèce (Fig. 4). Cela peut être utilisé à profit d'une reconnaissance ou identification des poissons [18]. 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 [18, 19]. La forme de l'otolithe et ses variations intra-spécifiques servent aussi pour caractériser le stock ou l'environnement du poisson [20]. La discrimination du stock est une nécessité de base pour la gestion des pêcheries.

En ce qui concerne les études des formes des pièces calcifiées, les méthodes les plus utilisées sont basées sur les descripteurs de Fourier normalisés [21-24]. Les descripteurs de Fourier sont calculés à partir d'un ensemble de points également espacés du contour, la distance entre formes est définie comme étant la distance euclidienne entre les descripteurs normalisés [25]. Ces descripteurs sont normalisés et choisis afin d'assurer l'invariance aux transformations de similitude (translation, rotation et échelle). Dans le domaine de la vision par ordinateur, ont été menées plusieurs études comparatives entre différents descripteurs de formes à partir du contour externe (Fourier, modèle autorégressif, code à enchaînement, courbure multi-échelle⁴ et descripteurs des moments). Ces études ont montré la supériorité des descripteurs de Fourier pour la classification [26-29]. C'est pourquoi nous allons comparer la métrique proposée ici aux descripteurs de Fourier.

4. Curvature Scale Space (CSS)



Figure 4. 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.

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 jeux de données différents :

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 [30] ; cette expérience 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 classifier [17]. Les résultats de la classification proche voisin sont rapportés dans le tableau 1 ci-dessous. L'utilisation de l'approche géodésique 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.

Tableau 1. Résultats de la classification de formes – Pourcentage des formes classées correctement et l'écart-type associé aux différentes classes.

	avec les descripteurs de Fourier	avec la métrique proposée
Expérience 1	78.33 ± 17.22	96.67 ± 8.16
Expérience 2	52.89 ± 28.60	68.55 ± 19.21
Expérience 3	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'otolithe. 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 recalibrer deux images d'otolithes données. 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 6, nous avons reporté les résultats du recalage iconique, en utilisant un algorithme robuste de recalage dense [31] 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 recalibrer directement les deux images d'otolithes, nous proposons de faire recalibrer leurs deux séquences respectives (Fig. 5), séquences estimées grâce à une représentation par lignes de niveaux.

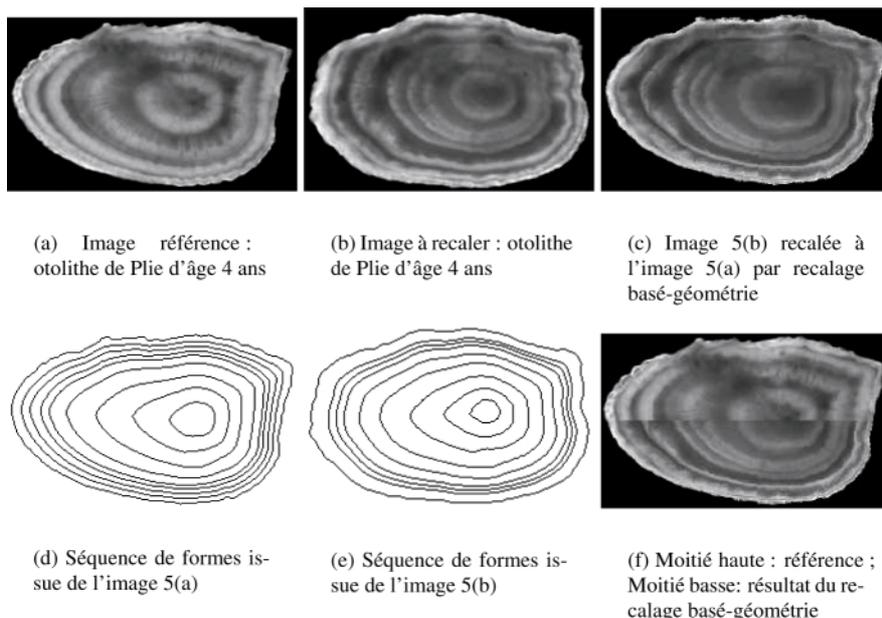


Figure 5. Recalage de deux images d'otolithes à partir de leurs séquences de formes. Le recalage basé-géométrie a réussi à bien aligner les deux images, tandis que le recalage basé-intensité n'est pas capable de le faire (Fig. 6).

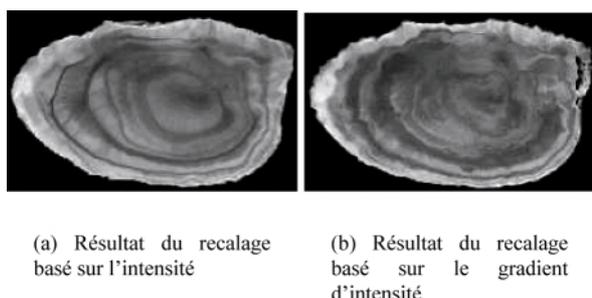


Figure 6. Résultats du recalage iconique des deux images d'otolithes 5(a) et 5(b). Comme les images sont faiblement contrastées, le recalage basé sur l'intensité n'a pas réussi à aligner les structures d'anneaux.

Dans un travail précédent [2], nous avons développé une technique pour estimer une fonction de lignes de niveaux qui représentent la séquence de formes d'une image donnée⁵ (Fig. 7). 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 .

5. impliquant une séquence de formes

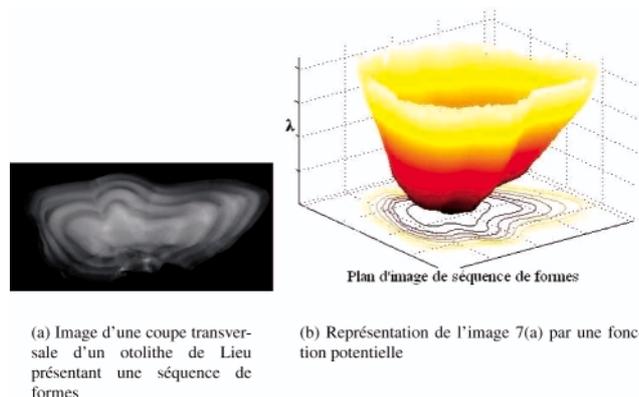


Figure 7. Représentation d'une image impliquant une séquence de formes par une fonction potentielle.

4.2. Formulation variationnelle robuste

Étant 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. (12)), 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, (13) et (14), relatives à l'abscisse curvilinéaire s et au niveau λ , respectivement.

$$E(\phi) = E_D(\Gamma_\lambda(U), \phi(\Gamma_\lambda(\tilde{U}))) + \alpha E_{R_s}(\phi) + \beta E_{R_\lambda}(\phi) \quad (12)$$

$$E_{R_s}(\phi) = \int_\lambda \int_s |\phi_s(\lambda, s)|^2 ds d\lambda \quad (13)$$

$$E_{R\lambda}(\phi) = \int_s \int_\lambda |\phi_\lambda(\lambda, s)|^2 d\lambda ds \quad (14)$$

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. 9)) et en intégrant sur tous les niveaux λ , ce problème de recalage revient à minimiser :

$$E(\phi) = \int_\lambda \arccos \int_s \sqrt{\phi_s(\lambda, s)} \left| \cos \frac{\omega(r(\lambda, s))r(\lambda, s)}{2} \right| ds d\lambda + \alpha \int_\lambda \int_s |\phi_s(\lambda, s)|^2 ds d\lambda + \beta \int_s \int_\lambda |\phi_\lambda(\lambda, s)|^2 d\lambda ds \quad (15)$$

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 et annexe A).

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 recalcer, est assurée par la méthode de *Krigeage* décrite dans [32]. 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. Évaluation expérimentale

Tout d'abord, nous avons effectué des tests sur des images synthétiques illustrées en figure 10. 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 8 suivante. Celles de l'EQM de l'angle tangente θ sont représentées par la figure 9 donnée ci-dessous.

On remarque que sans le poids robuste, lorsque l'initialisation est placée relativement loin de la solution correcte, il y a 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 10 avec une comparaison au recalage basé-intensi-

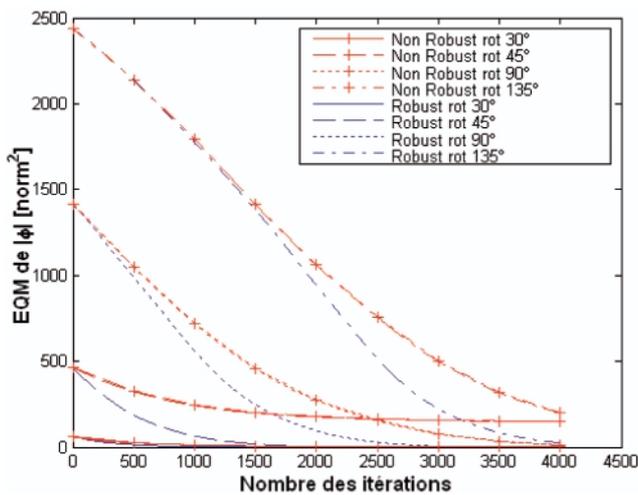


Figure 8. Variation de l'erreur quadratique moyenne de $|\phi|$ en fonction du nombre d'itérations dans le schéma itératif robuste et non robuste. Ici, la légende «**Non Robust**» signifie que l'algorithme itératif a été utilisé sans le poids robuste ω , tandis que «**Robust**» désigne son utilisation dans l'algorithme. L'initialisation de ϕ a été placée à différents angles (30°, 45°, 90° et 135°) de la solution correcte.

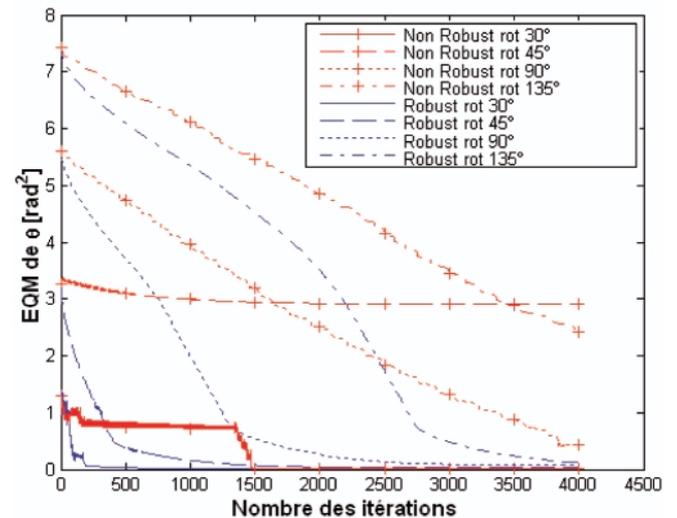


Figure 9. Variation de l'erreur quadratique moyenne de θ en fonction du nombre d'itérations dans le schéma itératif robuste et non robuste. Ici, la légende «**Non Robust**» signifie que l'algorithme itératif a été utilisé sans le poids robuste ω , tandis que «**Robust**» désigne son utilisation dans l'algorithme. L'initialisation de ϕ a été placée à différents angles (30°, 45°, 90° et 135°) de la solution correcte.

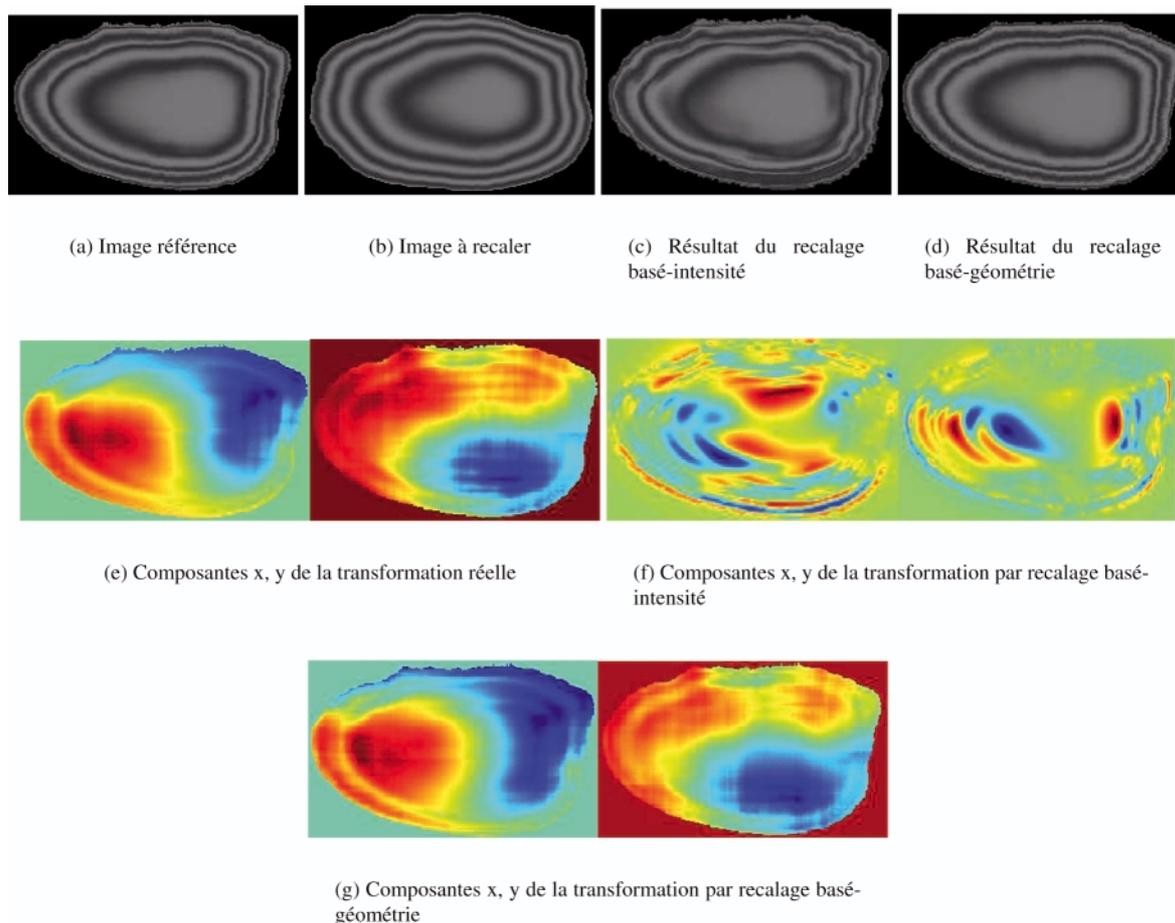


Figure 10. Recalage d'images synthétiques. Le recalage basé sur la géométrie est capable de trouver la transformation réelle, celui basé sur l'intensité ne l'est pas.

té. On peut remarquer que le recalage iconique 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 (Tableau 2 ci-dessous).

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

Tableau 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) 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

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 figure 5, nous avons reporté un exemple de résultat sur deux otolithes de Plie 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. 5(f)). La comparaison au recalage basé-intensité (Fig. 6) démontre la pertinence de l'approche proposée pour le traitement des images d'otolithes. Un autre exemple est donné en figure 11 pour deux otolithes de Plie d'âge 10 ans. Le résultat obtenu démontre l'efficacité de l'approche proposée malgré le très faible niveau de contraste et la complexité des structures périphériques très fines et très resserrées. En figures 12 et 13 nous reportons deux exemples de résultats sur deux otolithes de Lieu d'âge 3 ans.

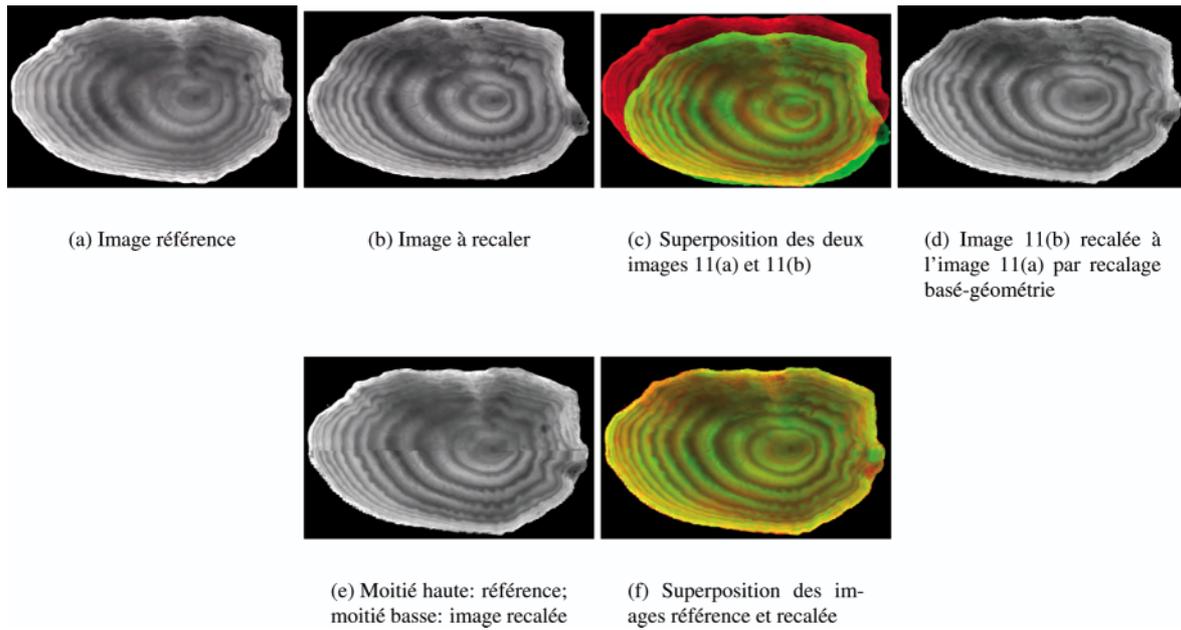


Figure 11. Un autre exemple de résultat du recalage basé-géométrie de deux images d'otolithes à partir de leurs séquences de formes.

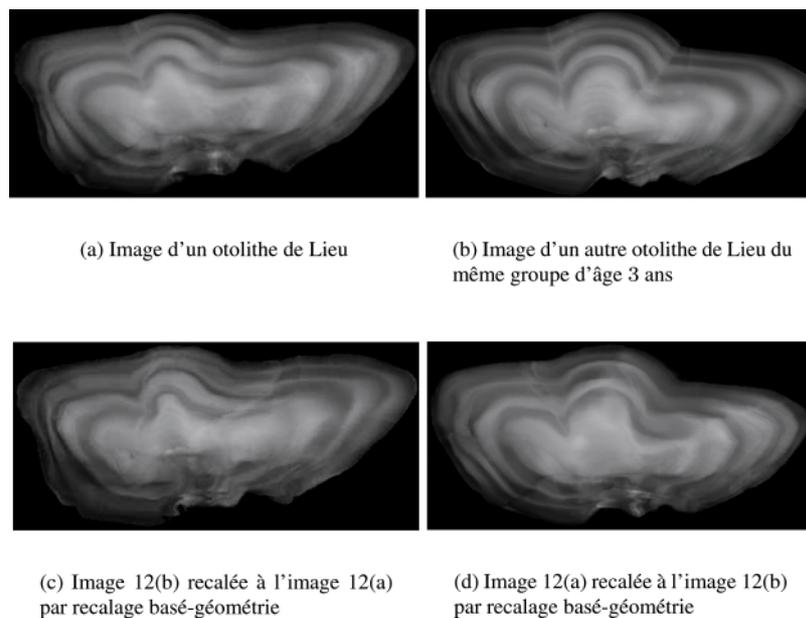


Figure 12. Un exemple de résultat du recalage basé-géométrie de deux images d'otolithes de Lieu à partir de leurs séquences de formes.

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 [33].

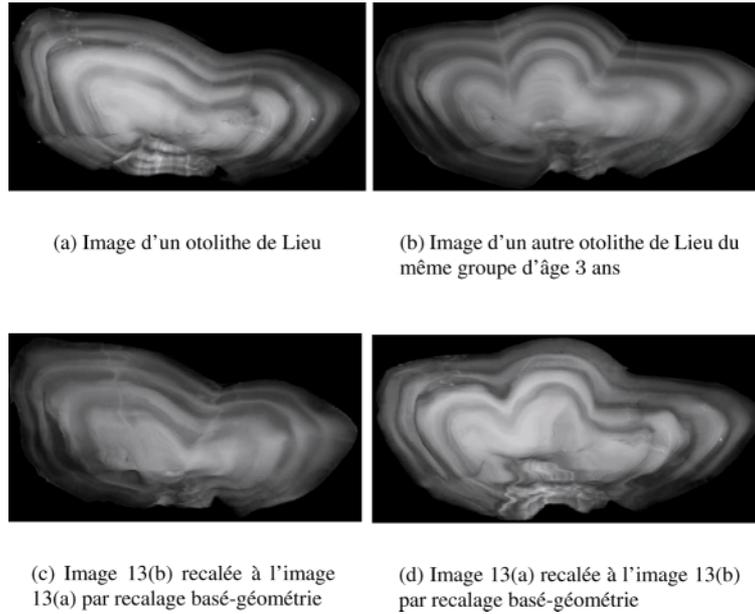


Figure 13. Un autre exemple de résultat du recalage basé-géométrie de deux images d'otolithes de Lieu à partir de leurs séquences de formes.

S

6. Annexes

A. Minimisation par schéma itératif incrémental

Dans l'algorithme de minimisation par schéma itératif, à 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 $\delta\phi^k = \underset{\delta\phi}{\operatorname{argmin}} E(\phi^k + \delta\phi)$.

• Recalage de signaux 1D (section 2.2)

L'expression de $\delta\phi^k(t_i)$ est donnée par :

$$\begin{aligned}
 \delta\phi^k(t_i) &= \frac{N(t_i)}{D(t_i)} \\
 g(t_i) &= \tilde{S}(\phi^k(t_i)) - \tilde{S}(\phi^k(t_{i-1})) \\
 N(t_i) &= \omega(r(t_i))g(t_i)r(t_i) \\
 &\quad + \alpha[-2\phi^k(t_i) + \phi^k(t_{i-1}) + \phi^k(t_{i+1}) \\
 &\quad + \delta\phi^k(t_{i-1}) + \delta\phi^{k-1}(t_{i+1})] \\
 D(t_i) &= \omega(r(t_i))g^2(t_i) + 2\alpha
 \end{aligned} \tag{16}$$

• Recalage de contours de formes 2D (section 3.1)

Ici $\delta\phi^k(s_i)$ est donnée par :

$$\begin{aligned}
 \delta\phi^k(s_i) &= \frac{N(s_i)}{D(s_i)} \\
 S(s_i) &= \sqrt{\phi^k(s_{i+1}) - \phi^k(s_{i-1})} \\
 R(s_i) &= \omega(r(s_i))r(s_i) \\
 g(s_i) &= \sin\left(\frac{R(s_i)}{2}\right) [\tilde{\theta}(\phi^k(s_i)) - \tilde{\theta}(\phi^k(s_{i-1}))] \\
 N(s_i) &= -S(s_i)g(s_i)\cos\left(\frac{R(s_i)}{2}\right) \\
 &\quad + 2\alpha[2\phi^k(s_i) - \phi^k(s_{i-1}) - \phi^k(s_{i+1}) \\
 &\quad - \delta\phi^k(s_{i-1}) - \delta\phi^{k-1}(s_{i+1})] \\
 D(s_i) &= \frac{1}{2}S(s_i)g^2(s_i) - 4\alpha
 \end{aligned} \tag{17}$$

• Recalage d'images de séquences de formes (section 4.3)

Dans ce cas, $\delta\phi^k(\lambda_i, s_j)$ est donnée par :

$$\begin{aligned}
 \delta\phi^k(\lambda_i, s_j) &= \frac{N(\lambda_i, s_j)}{D(\lambda_i, s_j)} \\
 D(\lambda_i, s_j) &= \frac{1}{2}S(\lambda_i, s_j)g^2(\lambda_i, s_j) - 4(\alpha + \beta) \\
 S(\lambda_i, s_j) &= \sqrt{\phi^k(\lambda_i, s_{j+1}) - \phi^k(\lambda_i, s_{j-1})} \\
 g(\lambda_i, s_j) &= \sin\left(\frac{R(\lambda_i, s_j)}{2}\right) \tilde{\theta}_s(\lambda_i, \phi^k(\lambda_i, s_j)) \\
 R(\lambda_i, s_j) &= \omega(r(\lambda_i, s_j))r(\lambda_i, s_j)
 \end{aligned} \tag{18}$$

$$\begin{aligned}
 N(\lambda_i, s_j) &= -S(\lambda_i, s_j)g(\lambda_i, s_j)\cos\left(\frac{R(\lambda_i, s_j)}{2}\right) \\
 &\quad + 2\alpha(2\phi_{i,j}^k - \phi_{i,j-1}^k - \phi_{i,j+1}^k - \delta\phi_{i,j-1}^k - \delta\phi_{i,j+1}^{k-1}) \\
 &\quad + 2\beta(2\phi_{i,j}^k - \phi_{i-1,j}^k - \phi_{i+1,j}^k - \delta\phi_{i-1,j}^k - \delta\phi_{i+1,j}^{k-1})
 \end{aligned}$$

Références

- [1] 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.
- [2] 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) 1021-1038.
- [3] J. PANFILI, H. DE PONTUAL, H. TROADEC, P. WRIGHT, «Manual of Fish Sclerochronology», *Eds. Ifremer*, 2003.

- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] A. BENZINO, «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.
- [7] V. RODIN, A. BENZINO, A. GUILLAUD, P. BALLE, F. HARROUET, J. TISSEAU, J. LE BIHAN, «An immune oriented multi-agent system for biological image processing», *Pattern Recognition* 37 (4) (2004) 631-645.
- [8] R. FABLET, N. LE JOSSE, A. BENZINO, «Automatic fish age estimation from otolith images using statistical learning», *17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'2004)* 4 (2004) 503-506.
- [9] A. BENZINO, «Détection et modélisation des stries de croissance sur les images d'otolithes par démodulation et construction de graphe», *Traitement du signal* 25 (1-2) (2008) 105-118.
- [10] A. WITKIN, D. TERZOPOULIS, M. KASS, «Signal matching through scale space», *Readings in Computer Vision: issues, problems, principles, and paradigms* (1987) 759-764.
- [11] R. VELTKAMP, «Shape matching: similarity measures and algorithms», *International Conference on Shape Modeling and Applications (SMI 2001)* 23 (11) (2001) 188-197.
- [12] F. BOOKSTEIN, «Size and shape spaces for landmark data in two dimensions (with discussion)», *Statistical Science* 1 (1986) 181-242.
- [13] I. COHEN, I. HERLIN, «Tracking meteorological structures through curves matching using geodesic paths», *Sixth International Conference on Computer Vision* (1998) 396-401.
- [14] L. YOUNES, «optimal matching between shapes via elastic deformations», *Image and Vision Computing* 17 (5) (2000) 381-389.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] I. KUNTTU, L. LEPISTÖ, J. RAUHAMAA, A. VISA, «Multiscale fourier descriptors for defect image retrieval», *Pattern Recognition Letters* 27 (2) (2006) 123-132.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] J. BIRD, D. EPPLER, D. CHECKLEY, «Comparison of herring otoliths using fourier series shape analysis», *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 43 (6) (1986) 1228-1234.
- [22] G. J. TORRES, A. LOMBARTE, B. MORALES-NIN, «Sagittal otolith size and shape variability to identify geographical intraspecific differences in three species of the genus *merluccius*», *Journal of the Marine Biological Association of the UK* 80 (2) (2000) 333-342.
- [23] M. CARDINALE, P. DOERING-ARJES, M. KASTOWSKY, H. MOSEGAARD, «Effects of sex, stock, and environment on the shape of known-age atlantic cod (*gadus morhua*) otoliths», *Fisheries and Aquatic Sciences* 61 (2) (2004) 158-167.
- [24] P. DUARTE-NETO, R. LESSA, B. STOSIC, E. MORIZE, «The use of sagittal otoliths in discriminating stocks of common dolphinfish (*coryphaena hippurus*) off northeastern brazil using multishape descriptors», *ICES Journal of Marine Science* 65 (7) (2008) 1144-1152.
- [25] E. PERSOON, K. S. FU, «Shape discrimination using fourier descriptors», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 8 (3) (1986) 388-397.
- [26] J. GOLDEN, «Terrain contour matching (tecom): a cruise missile guidance aid», *Proceedings of the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers* 238 (1980) 10-18.
- [27] H. KAUPPINEN, T. SEPPANEN, M. PIETIKAINEN, «An experimental comparison of autoregressive and fourier-based descriptors in 2-d shape classification», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 17 (2) (1995) 201-207.
- [28] B. MEHTRE, M. KANKANHALLI, W. LEE, «Shape measures for content based image retrieval: a comparison», *Information Processing and Management* 33 (3) (1997) 319-337.
- [29] D. ZHANG, G. LU, «Comparative study of curvature scale space and fourier descriptors for shape-based image retrieval», *Journal of Visual Communication and Image Representation* 14 (1) (2003) 41-60.
- [30] <http://www.cmima.csic.es/aforo/>.
- [31] J. KIM, J. FESSELER, «Intensity-based image registration using robust correlation coefficients», *IEEE Transactions on Medical Imaging* 23 (11) (2004) 1430-1444.
- [32] M. OLIVER, R. WEBSTER, «Kriging: a method of interpolation for geographical information systems», *International Journal of Geographical Information science* 4 (3) (1990) 313-332.
- [33] K. NASREDDINE, A. BENZINO, R. FABLET, «Non-rigid registration of shape sequence images: Applications to biological and medical images», *9th International Conference on Signal Processing (ICSP'08)* 1 (2008) 828-831.



Kamal **Nasreddine**

Ingénieur diplômé en Électronique à l'Université Libanaise (Beyrouth, Liban), Kamal Nasreddine obtient son master recherche de Telecom Bretagne (Brest, France) en 2006 et rejoint le laboratoire RESO de l'École Nationale d'Ingénieurs de Brest (France) où il réalise sa thèse de doctorat. Ses sujets de recherches concernent le traitement de signal et d'images et la reconnaissance de forme.



Abdesslam **Benzinou**

Abdesslam Benzinou obtient une thèse de doctorat en traitement du signal et de l'image à l'Université de Bretagne Occidentale en janvier 2000. Il est ensuite engagé comme Ingénieur R&D en traitement du signal à Schlumberger RMS-France. En 2001, il est nommé Maître de Conférences à l'École Nationale d'Ingénieurs de Brest (ENIB) et exerce ses activités de recherche au sein du laboratoire RESO. Actuellement il est responsable de l'équipe « Systèmes de Vision », composante du laboratoire. Ses travaux de recherche portent sur le traitement du signal et la vision par ordinateur en particulier pour des applications biomarine et biosanté.



Ronan **Fablet**

Ronan Fablet, diplômé de l'École Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace (SUPAERO) en 1997, est titulaire d'une thèse de doctorat de l'Université de Rennes I soutenue en 2001. Après un séjour postdoctoral à Brown University (RI, USA), il a été chercheur au sein du département de Sciences et technologies Halieutiques (STH) de l'Ifremer à Brest (FR). Depuis 2008, il est enseignant-chercheur à Telecom Bretagne (Brest, FR) au sein du département signal et communications et de l'UMR LabSTICC. Ses domaines de recherche concernent le traitement du signal et la vision par ordinateur appliqué à l'environnement, en particulier en océanographie physique et biologique.