Estimation de l'âge des poissons par recalage de signaux et d'images

Kamal NASREDDINE & Abdesslam BENZINOU

Laboratoire des Sciences et Techniques de l'Information, de la Communication et de la Connaissance, UMR CNRS 6285 Lab-STICC Ecole Nationale d'Ingénieurs de Brest (ENIB), 29238 BREST cedex, France

nasreddine@enib.fr,benzinou@enib.fr

Résumé – Ce papier traite de l'estimation de l'âge du poisson par analyse d'image de son otolithe. Nous posons le problème d'estimation de l'âge des poissons comme un problème de classification sur des attributs issus du recalage de signaux et d'images d'otolithes. Nous avons obtenu une estimation correcte de l'âge de 83% des individus; un taux qui dépasse largement les taux des méthodes développées auparavant. Ce gain est bien remarquable pour les individus âgés qui sont difficiles à âger en général.

Abstract – This paper deals with the estimation of the fish age by image and signal analysis of its otolith. We pose the problem of estimating the fish age as a classification problem on attributes coming from the registration of signals and images of otoliths. We got a correct estimate of the age of 83% of individuals, a rate that exceeds the rate of the methods previously developed. This gain is remarkable for older individuals which are difficult to be aged in general.

1 Introduction

Ce papier traite de l'estimation de l'âge des poissons par analyse d'images d'otolithes. L'otolithe est une pièce calcifiée, située au niveau de l'oreille interne du poisson s'accroissant par couches concentriques à l'image des troncs d'arbres, qui sert comme archive biologique marine. Les données d'âge des poissons sont essentielles à la compréhension des traits d'histoire de vie des espèces et à l'étude de la structure démographique des populations et de leur dynamique. Ces données sont largement utilisées pour aider à la prise de décision en matière de gestion des pêcheries et d'exploitation durable des ressources halieutiques [1]. Des centaines de milliers d'otolithes sont analysés et interprétés chaque année par les laboratoires travaillant dans le domaine de l'évaluation des stocks. Ce travail fastidieux se fait toujours par des lecteurs experts qui comptent visuellement les marques de croissance sur l'image de l'otolithe (figure 1(a)). Le travail fourni par les experts humains est un travail subjectif, lent et manquant de précision. D'où la nécessité de trouver des méthodes automatisées ou semiautomatisées capables d'estimer l'âge à partir des otolithes. Dans la littérature, la majorité des travaux proposés pour l'analyse des otolithes par ordinateur traitent du problème de la détection des anneaux de croissance. Les premières approches proposées sont basées sur l'analyse unidimensionnelle de signaux extraits sur des radiales [2]; les outils 1D développés se limitent alors à l'utilisation de profils simples pour détecter des zones de croissance sur les images d'otolithes (figure 1(b)). Ensuite, d'autres approches se sont développées pour introduire des techniques d'analyse bidimensionnelle des images [3–6].

Dans un travail précédent [7], nous avons proposé des méthodes de recalage robuste de signaux et d'images. Dans cet article, nous posons le problème de l'estimation automatique





(b) Profil d'intensité sur l'axe préférentiel de lecture allant du nucléus au bord

FIGURE 1 – Un exemple d'otolithe d'âge 8 ans.

de l'âge comme un problème de classification basée sur des attributs issus de ces techniques de recalage. L'idée de la méthode présentée ici consiste à exploiter le résidu du recalage pour définir les distances entre individus à des fins de classification. Les expérimentations ont été menées sur une base de 105 images d'otolithes de Plie dont l'âge s'étale de 2 à 8 ans (15 images par groupe d'âge).

2 Métriques basées recalage et géodésiques de formes

Etant donné deux signaux S(x) et $\tilde{S}(x)$, nous posons le recalage 1D comme la recherche de la fonction de correspondance $\phi(x)$ qui minimise la fonctionnelle d'énergie :

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

où $E_D^{S,\tilde{S}}$ est une mesure de similarité définie par :

$$E_D^{S,\tilde{S}}(\phi) = \int_x \rho(S(x) - \tilde{S}(\phi(x)))dx \tag{2}$$

avec ρ un estimateur robuste permettant de contrer la présence de données aberrantes. $E_R^{S,\tilde{S}}$ est un terme de régularisation et α un paramètre de contrôle. En exploitant le résidu du recalage, nous définissons la métrique 1D comme :

$$d_1(S,\tilde{S}) = E_D^{S\tilde{S}}(\phi^*) \tag{3}$$

$$\phi^* = \underset{\phi}{\operatorname{argmin}} E^{S\tilde{S}}(\phi) \tag{4}$$

Pour le recalage d'images 2D, I et \tilde{I} , la fonctionnelle à minimiser devient :

$$E^{I\tilde{I}}(\phi) = (1-\alpha)E_D^{U,\tilde{U}} + \alpha E_R^{U,\tilde{U}}$$
(5)

où $E_D^{U,\tilde{U}}$ et $E_R^{U,\tilde{U}}$ sont respectivement la mesure de similarité et le terme de régularisation définis sur la représentation des images I et \tilde{I} par des fonctions potentielles U et \tilde{U} [8]. La représentation par ensembles de niveaux est bien adaptée à la structure géométrique des images impliquant des séquences de formes (figure 1(a)). Formellement, les structures des deux images sont tout d'abord représentées par deux fonctions potentielles U et \tilde{U} , dont les lignes de niveau sont codées par la fonction tangente $\theta(\lambda, s)$ où s est l'abscisse curviligne sur la courbe de la ligne de niveau λ . La mesure de similarité, établie à partir d'une mesure de géodésiques de fromes dans l'espace de formes, est définie par :

$$E_D^{U\tilde{U}}(\phi) = \int_{\lambda} \arccos \int_s \sqrt{\phi_s(\lambda, s)} \left| \cos \frac{\rho(\theta(\lambda, s) - \tilde{\theta}(\lambda, \phi(\lambda, s)))}{2} \right| ds d\lambda$$
(6)

En exploitant le résidu du recalage, nous définissons la métrique 2D comme :

$$d_2(I,\tilde{I}) \equiv d_2(U,\tilde{U}) = E_D^{U\tilde{U}}(\phi^*) \tag{7}$$

où

$$\phi^* = \underset{\phi}{\operatorname{argmin}} E^{I\tilde{I}}(\phi) \tag{8}$$

3 Application à l'estimation de l'âge de poissons

L'estimation d'âge est posée ici comme un problème de classification supervisée. Supposons que nous disposons d'un ensemble de N otolithes de poissons d'âge connu, (O_l, C_l) , où O_l est l'otolithe de l'échantillon d'ordre l dans la base et C_l son groupe d'âge; la classification d'un nouveau otolithe O est obtenue par l'algorithme du plus proche voisin en utilisant la distance (d_1 ou d_2) considérée. La distance d_1 entre les otolithes est établie sur les signaux 1D acquis sur un axe standardisé entre le noyau et le bord, alors que d_2 est définie à partir des images toutes entières.

3.1 Résultats

Au tableau 1, nous avons reporté la matrice de confusion obtenue dans la classification à partir des signaux monodimensionnels. Les signaux sont extraits un à un de la base d'apprentissage pour être utilisés à tour de rôle comme signal à classifier (*leave-one-out*).

Tableau 1 – Estimation automatique de l'âge du poisson par recalage de l'information 1D - matrice de confusion de la classification. La classe étant le groupe d'âge.

Classe estimée Correcte	II	III	IV	v	VI	VII	VIII
II	11	2	2	0	0	0	0
III	1	10	2	2	0	0	0
IV	0	3	9	1	1	1	0
V	0	0	3	9	1	2	0
VI	0	0	0	1	11	0	3
VII	0	0	0	0	1	11	3
VIII	0	0	0	0	1	2	12

Le tableau 2 donne la matrice de confusion résultante de la classification par recalage 2D des images. Les représentations des images par lignes de niveaux ont toutes été calibrées entre 0 et 1. Là aussi nous avons utilisé la méthode *leave-one-out*.

Tableau 2 – Estimation automatique de l'âge du poisson par recalage des images - matrice de confusion de la classification. La classe étant le groupe d'âge

La classe clain le groupe à age	<i>.</i>						
Classe estimée Correcte	Π	III	IV	V	VI	VII	VIII
II	15	0	0	0	0	0	0
III	0	13	2	0	0	0	0
IV	0	1	13	1	0	0	0
V	0	0	2	10	3	0	0
VI	0	0	0	1	12	2	0
VII	0	0	0	0	2	12	1
VIII	0	0	0	0	0	3	12

3.2 Discussion

Des résultats obtenus, nous pouvons voir que 83% des otolithes traités sont bien classés par recalage 2D, contre 70% par recalage 1D. Le recalage 2D a apporté un gain non négligeable à l'estimation. Les résultats obtenus par cette méthode sont très bons au regard des taux d'agrément inter-experts (qui varient de 40% à 95%, selon l'expérience des lecteurs, sur les groupes d'âge allant de 2 à 6 ans). Un point fort de cette méthode est le taux de réussite obtenu pour les groupes d'âge élevé surpassant les techniques d'estimation développées auparavant à partir de la détection des stries de croissance (tableau 3). Par rapport à la méthode utilisant l'apprentissage statistique des profils monodimensionnels développée dans [6], les résultats sont aussi meilleurs : en moyenne 91% contre 86% sur les groupes d'âge allant de 2 à 4 ans. Pour les groupes d'âge au delà de 5 ans, la méthode de [6] donne un taux de réussite de 83, 5% mais ce taux de classification correspond à une classe 5⁺ confondant tous les échantillons d'âge supérieur ou égal à 5 ans.

Tableau 3 – Comparaison des performances des méthodes proposées pour l'estimation de l'âge avec celles des techniques développées auparavant à partir de la détection des stries de croissance.

Groupes d'âge	Jusqu'à	De 5	Jusqu'à
Méthode	5 ans	à 8 ans	8 ans
Détection mono-dimensionnelle [2]	50%		
Template qualitatif [3]	80%	20%	50%
Démodulation et graphe [4]	90%	70%	80%
Système multi-agent [5]	82%	68%	76%
Recalage de profils 1D	65%	72%	70%
Recalage d'images	85%	77%	83%

Nous montrons en figure 1 un exemple d'otolithe pour lequel l'estimation de l'âge à partir de l'information 1D n'a pas réussi à cause de la complexité des structures périphériques. C'est l'élément du groupe d'âge 8 ans qui a été estimé comme étant du groupe d'âge 6 ans (tableau 1). Les deux derniers anneaux sont difficilement identifiables sur le profil 1D. En analyse 2D, la perception des anneaux est mieux représentée et par suite l'âge de cet échantillon a été correctement estimé.

4 Conclusion

L'exploitation du recalage d'images a apporté un gain non négligeable pour l'estimation automatique de l'âge du poisson. L'idée principale derrière cette méthode était de voir ce que pouvait apporter l'utilisation des histoires de formes des otolithes pour l'estimation de l'âge. Les techniques déjà proposées [2-5] sont basées sur la détection des stries de croissance, l'âge est ensuite déduit par dénombrement des anneaux détectés. Nous avons ainsi démontré que l'utilisation de l'histoire de forme de l'otolithe est une bonne piste pour améliorer les résultats d'estimation de l'âge du poisson. Cette étude vient conforter des études récentes montrant que chez certaines espèces à structures d'otolithe parfois très complexes comme la Morue [9], le Poisson-Ange [10] et le Corégone [11], on peut trouver des informations fiables pour l'estimation de l'âge à partir des caractéristiques morphologiques de la forme de l'otolithe. Cependant ces études n'ont exploité jusqu'à présent que la forme externe de l'otolithe. A notre connaissance, la méthode proposée ici est la première contribution qui exploite l'histoire de forme de l'otolithe dans l'estimation automatique de l'âge du poisson.

Références

- S. E. Campana, "Otolith science entering the 21st century," *Marine and Freshwater Research*, vol. 56, no. 5, pp. 485–495, 2005.
- [2] H. Welleman and F. Storbeck, "Automatic ageing of plaice (pleuronectes platessa 1.) otoliths by means of image analysis," in *Recent developments in fish otolith research*, J. D. D. Secor and S. Campana, Eds., University of South Carolina Press, 1995, pp. 271–282.
- [3] H. Troadec, A. Benzinou, V. Rodin, and J. Le Bihan, "Use of deformable templates for otolith 2D growth ring detection by digital image processing," *Fisheries Research*, vol. 46, no. 1-3, pp. 155–163, 2000.
- [4] A. Benzinou, "Détection et modélisation des stries de croissance sur les images d'otolithes par démodulation et construction de graphe," *Traitement du Signal*, vol. 25, no. 1-2, pp. 105–118, 2008.
- [5] A. Guillaud, A. Benzinou, H. Troadec, V. Rodin, and J. Le Bihan, "Autonomous agents for edge detection and continuity perception on otolith images," *Image and Vision Computing*, vol. 20, no. 13-14, pp. 955–958, 2002.
- [6] R. Fablet and N. Le Josse, "Automated fish age estimation from otolith images using statistical learning," *Fisheries Research*, vol. 72, no. 2-3, pp. 279–290, 2005.
- [7] K. Nasreddine, A. Benzinou, and R. Fablet, "Recalage de signaux et d'images : Application au décryptage d'archives biologiques marines," *Traitement du Signal*, vol. 26, no. 4, pp. 255–268, 2009.
- [8] R. Fablet, S. Pujolle, A. Chessel, A. Benzinou, and F. Cao, "2D image-based reconstruction of shape deformation of biological structures using a level-set representation," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 111, no. 3, pp. 295–306, 2008.
- [9] P. Doering-Arjes, M. Cardinale, and H. Mosegaard, "Estimating population age structure using otolith morphometrics : a test with known-age atlantic cod (gadus morhua) individuals," *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, vol. 65, no. 11, pp. 2342–2350, 2008.
- [10] C. Steward, K. DeMaria, and J. Shenker, "Using otolith morphometrics to quickly and inexpensively predict age in the gray angelfish (pomacanthus arcuatus)," *Fisheries Research*, vol. 99, no. 2, pp. 123–129, 2009.
- [11] A. Muir, M. Ebener, J. He, and J. Johnson, "A comparison of the scale and otolith methods of age estimation for lake whitefish in lake huron," *North American Journal of Fisheries Management*, vol. 28, no. 3, pp. 625–635, 2008.