

Detection a contrario multi-modale de structures curvilineaire

A Contrario Multi-modal Curvilinear Structures Extraction

Anatole Chessel¹

Ronan Fablet¹

Charles Kervrann²

Frederic Cao²

¹ Ifremer/Lasaa

² Irisa/Vista

Ifremer centre de brest
Z.I. Pointe du Diable B.P. 70 29280 Plouzané
anatole.chessel@ifremer.fr

Résumé

La perception des structures curvilinéaires (bords ou crêtes et vallées par exemple) dans les images émerge de l'interaction de deux types d'informations, l'une s'intéressant aux cohérences en contraste, l'autre, assimilable à la gestalt de bonne continuité, faisant en sorte que ces cohérences soit sous forme de courbes continues et lisses. Un algorithme se plaçant dans le cadre de la détection a contrario est présenté qui exploite la cohérence entre ces deux types d'information pour faire émerger selon un schéma itératif les structures curvilinéaires. Deux applications sont détaillées. La première sur des images naturelles, où les courbes candidates sont construites en utilisant un algorithme de chemin minimal basé sur l'orientation, la deuxième sur un type particulier d'image biologique qui exploite les particularités structurelles de ces images pour construire ces courbes.

Mots Clef

Vision bas niveau, extraction de structures, détection a contrario, chemin minimaux, alpha-shape, otolithes

Abstract

Psychovision tells us that curvilinear structures (like ridges and valley or edges) arise perceptually from grayscale images mainly because of two grouping laws, one concerned with contrast, the other with the continuity and smoothness of the curves. An algorithm based on the a contrario detection framework is developed to exploit the coherence between the two modality, using candidate curves computed using good continuity and a contrast based measure. Two application are shown, one on generic images where the curves are computed using orientation-based minimal path, the other on specific biological images based on accretionary processes where an existing method relying on good continuity and orientation information can provides us with the candidate curves.

Keywords

Low-level vision, structures extraction, a contrario detection, minimal path, alpha-shapes, otolith

1 Introduction

Les processus précis mis en jeux par la vision dite de bas niveau, bien qu'ayant fait l'objet de nombreux travaux, restent mal connus sur le plan biologique et fortement perfectibles sur le plan computationnel. Ils permettent de passer d'une information locale, i.e. pixel d'une image ou cône/bâtonnet de la rétine, à une information plus globale i.e. courbes, régions, séparation forme et fond, profondeur, etc... Il existe de nombreux indices distincts concourant à la perception de l'un de ces percepts globaux. Comme l'ont étudiées les expériences psychovisuelles et la théorie de la gestalt [20], ce passage peut être décrit via un certain nombre de lois de groupement gouvernant la manière dont les atomes perceptuels possédant des caractéristiques communes, similarité de couleur, de direction, parallélisme, convexité, etc... sont perçus comme un groupe. Néanmoins, ces lois de groupement concernent les même objets et donc interagissent les unes avec les autres. Ces interactions peuvent être positives si les lois considérées concourent à la vision d'un même objet ou négatives si elles entrent en conflit, comme lors des phénomènes de masquage. Ces phénomènes ont été extensivement étudiés dans la théorie de la perception de la gestalt [13, 20] mais reste difficile à décrire de par la grande variabilité des situations possibles.

La vision bas niveau peut donc être considérée comme un processus dans lequel des indices perceptuels et des groupements d'indices perceptuels interagissent entre eux de manière complexe pour faire émerger des percepts globaux. Cette description met en avant le phénomène d'émergence, que l'on peut décrire comme l'existence d'une hiérarchie de niveaux d'organisation dans laquelle les caractéristiques d'un niveau donné ne sont pas directement dé-

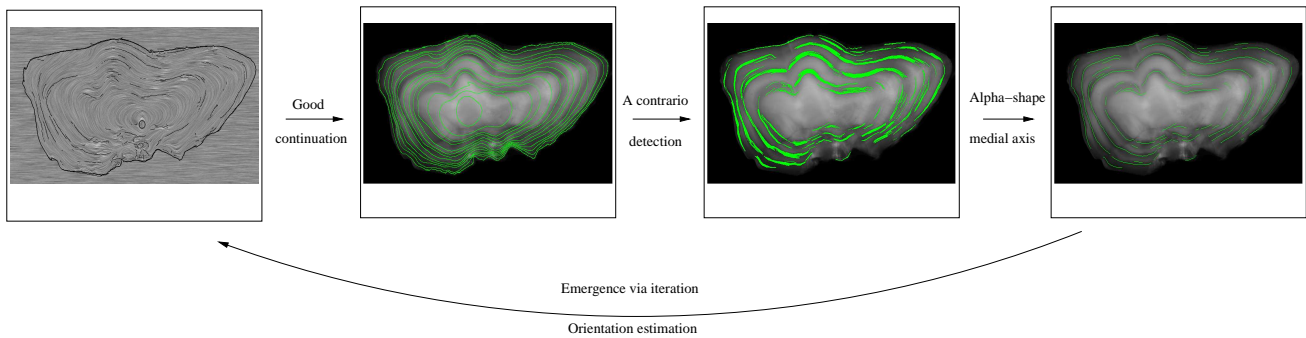


FIG. 1 – Vue générale du cadre proposé dans le cas particulier des otolithes de poissons.

ductibles des propriétés individuelles des éléments du niveau inférieur. Il est caractéristique des *systèmes complexes* [15, 1] -et leur nombreuses références-. Ceux-ci sont notamment difficiles à modéliser et simuler car tous les éléments étant liés entre eux, il est très difficile et/ou peu productif de les étudier séparément. Là encore, il s'agit d'une caractéristique de la vision par ordinateur, où l'on retrouve l'ensemble des difficultés de la perception visuelle dans chacun des problèmes souvent étudiés isolément.

Dans ce travail nous nous intéressons aux structures curvilinéaires, bords ou crêtes et vallées. Ces deux types de structures sont très proches du point de vue perceptuel. Dans ces deux cas, deux catégories d'informations sont principalement utilisées : une information locale de contraste et une information plus globale liée au caractère continu et lisse des courbes recherchées. La première permet de grouper ensemble des pixels correspondant à un fort contraste (bord) ou à un maxima local (crête et vallée), la seconde accorde d'autant plus de prégnance à ces groupes qu'ils constituent des courbes longues, continues et lisses. Leur extraction a fait l'objet de nombreux travaux mais le problème reste ouvert [29, 26, 5, 12].

La détection a contrario est une théorie computationnelle de la perception qui implémente explicitement en vision par ordinateur la théorie de la gestalt. Elle est basée sur le principe de Helmholtz qui déclare qu'aucune perception ne se fait dans une image de bruit. On détecte donc un groupement perceptuel donné comme étant prégnant si sa génération par un modèle aléatoire a contrario est suffisamment peu probable. Un certain nombre de lois ont été étudiées séparément mais les interactions entre lois restent un challenge [13]. Dans [12] en particulier les bords sont détectés en tant que morceaux de lignes de niveaux bien contrastés.

Le cadre décrit pour la détection de structures géométriques se propose d'intégrer le phénomène d'émergence dans la détection a contrario de courbe. En premier lieu l'algorithme de détection a contrario est associé à une phase constructive des groupements cherchés, où la bonne continuité est mise en œuvre pour construire un ensemble de courbes candidates. Les deux modalités qui fondent la vision des structures curvilinéaires sont ainsi clairement mises en correspondance, le principe de Helmholtz permet-

tant alors de chercher les cohérences suspectes entre deux informations calculées séparément. Ensuite, l'itération des processus de construction de courbes candidates et de sélection a contrario favorise l'émergence des structures d'intérêt, les informations extraites se renforçant les unes les autres au fur et à mesure des itérations, par analogie directe aux boucles de rétroaction positive dont on sait qu'elle sont une condition nécessaire de l'émergence [31]. Outre cette approche, est développée une approche originale de groupement de courbes utilisant le lissage de forme par convexification.

Ce cadre générique est mis en œuvre sur deux classes d'images, les images naturelles et des images biologiques. Ces classes d'images permettent plus particulièrement d'illustrer différentes possibilités de mise en œuvre du principe de bonne continuité suivant le niveau des connaissances a priori sur les structures d'intérêt. On voit figure 1 le récapitulatif sur un otolithe de poisson (voire section 4). L'article est structuré en trois parties. Dans la première le cadre générique sera présenté. Nous verrons en particulier la mise en œuvre du principe de bonne continuité via l'interpolation d'orientation puis l'utilisation de la détection a contrario et enfin l'exploitation des α -shapes pour grouper les courbes extraites au sens de la gestalt de proximité. Les deux parties suivantes présenteront une application à deux classes d'image distincts, les images naturelles, pour lesquelles les courbes seront construites par une approche de type chemins minimaux, des images biologiques présentant une forte structure géométrique, pour laquelle des contraintes a priori plus fortes sur les structures d'intérêt (i.e. concentricité, parallélisme) conduisent à un algorithme spécifique d'extraction des courbes candidates.

2 Théorie : détection a contrario itérée

2.1 Le principe de bonne continuité via l'interpolation d'orientation

La bonne continuité est la loi de groupement qui décrit notre tendance à voir des courbes continues et lisses [20] : si des éléments perceptuels ont des directions compatibles, la courbe à laquelle ils sont tous tangents sera vu comme

une courbe unique. Les travaux se basant explicitement sur la bonne continuité exploitent -en général- une image d'edgels (pour "edge elements", points considérés comme faisant partie d'un bord associé à la direction du dit bord en ce point) et recherchent les courbes continues et lisses qui les appartiennent [22, 25, 33].

De manière générale, la bonne continuité peut être interprétée comme un processus d'interpolation. Il peut s'agir directement d'interpolation de courbes, l'elastica d'Euler est alors une solution élégante [23]. On considérera ici plutôt l'interpolation d'orientation, l'idée étant alors de construire, à partir d'un champ d'edgels épars, un champ dense donnant en chaque point la tangente d'une courbe qui passerait par ce point. Dans [9] sont proposés deux opérateurs d'interpolation d'orientation remplissant cette fonction. On peut alors considérer comme critère de bonne continuité à quel point une courbe donnée est tangente au champ calculé. Des exemples précis seront donnés aux deux prochaines sections.

L'interpolation d'une donnée sur le cercle unité $S^1 = \{x \in \mathbb{R}^2 \mid |x| = 1\}$ pose un certain nombre de problèmes supplémentaires par rapport à l'interpolation de scalaire, due à la périodicité de l'espace. Ainsi à l'ambiguïté inhérente au problème de l'interpolation se superpose une ambiguïté d'orientation due à la nécessité de recourir à un atlas de deux cartes pour paramétrer S^1 . Deux cas sont donc à distinguer : celui des champs laminaires, ne comportant pas de singularités, pour lesquels une seule des deux cartes suffit pour exprimer les valeurs du champ et qui se ramène au cas scalaire, et le cas des champs turbulents, où les deux cartes de l'atlas sont nécessaires et où l'existence de singularités est inévitable. L'hypothèse qui est faite est celle d'un champ laminaire par morceaux : autour des structures géométriques que nous cherchons à extraire, il existe un champ lisse correspondant localement à la tangente à cette structure.

L'opérateur retenu [9] est l'AMLE (Absolutely Minimizing Lipschitz Extension), un opérateur d'interpolation mathématiquement bien connu pour lequel l'existence et l'unicité de solution ont été prouvées (voir [6] et ses références). En particulier il vérifie un principe de maximalité qui nous assure de l'absence d'oscillation.

Soit $\Omega \subset \mathbb{R}^2$. Soit S^1 , paramétré par l'angle avec l'horizontal dans $[0, \pi[$. Soit $D \subset \Omega$ un ensemble de courbes et/ou points et $\theta_0 : D \rightarrow S^1$. Alors $\theta : \Omega \rightarrow S^1$ est l'AMLE de θ_0 dans Ω si :

$$\begin{cases} D^2\theta(D\theta, D\theta) = 0 \text{ in } \Omega, \\ \theta|_D = \theta_0 \text{ on } D, \end{cases} \quad (1)$$

i.e. si la dérivée seconde dans la direction du gradient est nulle. On montre que si θ_0 n'est pas surjective, son AMLE est laminaire. On trouvera plus de détails dans [9].

Cette équation a été implantée en discrétisant par un schéma aux différences finies le problème d'évolution associé. Les spécificités de l'interpolation sur S^1 décrite plus haut associées à la nature itérative du schéma nous ont

forcé à utiliser un algorithme multi-résolution pour l'initialiser.

En pratique il pourra y avoir différents moyens de détecter ou construire l'ensemble D des points servant à l'interpolation. On peut par exemple utiliser un simple filtre pour extraire les points de l'image d'origine en lesquels on considère avoir une information de direction fiable dont on pourra se servir pour l'interpoler sur toute l'image. Des exemples plus précis seront donnés aux sections suivantes. On peut voir en figure 1 à gauche, un exemple de champ d'orientation reconstruit. La visualisation est donnée à travers les lignes de champ [3], les points initiaux étant en noir.

2.2 Détection a contrario multi-modale

La détection a contrario repose sur le principe de Helmholtz, qui déclare qu'une structure géométrique donnée est d'autant plus prégnante perceptuellement que sa probabilité d'occurrence dans une image de bruit est faible [14]. Étant donnée une collection d'objets, les objets suffisamment peu probables au sens d'un modèle a priori stochastique de génération des objets sont déclarés significatifs. La détection a contrario peut se comprendre comme une mise en œuvre d'une loi de groupement, les objets étant les groupements perceptuels putatifs, et la loi aléatoire définissant le principe de groupement considéré.

Formellement, la détection a contrario de courbes significatives à partir d'un ensemble de courbes préalablement générées est définie comme suit [14]. Soit I une image en niveau de gris. Soit \mathcal{C} un ensemble de courbes extraites de I et \mathcal{C}_p l'ensemble de tout les morceaux de courbe de \mathcal{C} . Soit M une mesure basée sur le contraste sur I . Soit $H(m) = \frac{1}{N} \#\{x \mid M(x) > m\}$, avec $N = \#\{x \in I\}$ la probabilité pour un point x de I de vérifier $M(x) > m$

Définition 1. Soit $c \in \mathcal{C}_p$ une courbe de longueur l et $m = \min_{x \in c} M(x)$. On définit le nombre de fausse alarme de la courbe c comme

$$NFA(c) = |\mathcal{C}_p| \times H(m)^l \quad (2)$$

Soit $\epsilon \in \mathbb{R}$. On dit d'un morceau de courbe c donné qu'il est ϵ -significatif si $NFA(c) < \epsilon$.

C'est donc la longueur d'une courbe et le minimum de la mesure, basée sur le contraste, le long de celle-ci qui détermine la significativité. Une courbe est donc d'autant plus significative qu'elle correspond à une structure sur laquelle la mesure est grande.

Suivant [12], on définit les courbes maximal significatives, pour prendre en compte le fait qu'une courbe significative donnée puisse inclure ou être incluse dans d'autres courbes significatives.

Définition 2. Soit c un morceau de courbe ϵ -significative. On dit de c qu'elle est maximal significative si pour tout c' sur la même courbe vérifiant $c \subset c'$ (resp. $c' \subset c$), on a $NFA(c) > NFA(c')$ (resp. $NFA(c) \geq NFA(c')$)

On montre alors que deux morceaux de courbe maximaux significatifs sont disjoints [12]. Il a été montré que l'influence de ϵ est faible, on considère donc que la détection a contrario est sans paramètre.

C'est la séparation claire entre les objets géométrique sur lesquels on travail et la loi a contrario contre laquelle on les teste qui nous permet de voir cette détection comme multimodale : des indices différents apportent des informations différentes. En effet les structures géométriques, qui sont ici pré-calculées, sont indépendantes de la loi a contrario et sont basées sur des informations géométriques indépendantes. Si une corrélation est malgré tout trouvée, ce sera la preuve de la présence d'une structure sous-jacente dans l'image d'origine, et donc que nos deux informations décrivaient bien le même objet.

2.3 Grouper les réponses par α -shapes et axe médian

La détection a contrario se préoccupe de détection et non d'optimisation des objets trouvés. Ainsi une même structure va donner lieu à de multiples détections. Il faut également noter dans notre cas la possibilité que les courbes construites ne soient pas exactement alignées avec la structure correspondante. Ce problème était aussi noté dans [12], où plusieurs courbes de niveaux pouvait être sélectionnées pour un même bord. Pour résoudre ce problème, il est nécessaire de détecter et fusionner les courbes maximales significatives. Nous proposons une approche originale basée sur la géométrie computationnelle et la gestalt de proximité.

L'étape de groupement des réponses procède plus précisément comme suit. Les courbes détectées sont d'abord groupées selon la gestalt de proximité, deux courbes étant considérées comme correspondant à la même structure si leurs traces sur la grille des pixels sont connexes. A chaque groupe est ainsi associé sa trace sur l'image et on considérera que l'axe médian de cette forme est l'unique structure curvilinéaire qui lui est associée. Comme elle peuvent être arbitrairement compliquées et que l'axe médian est notoirement peu stable, les formes seront préalablement lissées par convexification via ses α -shapes [2].

Définition 3. Soit S un ensemble de points de \mathbb{R}^2 et $\alpha > 0$. On définit l' α -shape, comme l'ensemble des points isolés et des segments reliant deux points par lesquels on peut faire passer un disque de rayon $\sqrt{\alpha}$ sans qu'il ne contienne d'autre points de S .

C'est-à-dire ici l'ensemble des pixels appartenant à une forme autour desquels il existe un vide de taille $\sqrt{\alpha}$. Intuitivement, il s'agit de l'enveloppe "convexe mais pas trop" de S : pour $\alpha \rightarrow 0$ on retrouve les point isolés de S et pour $\alpha \rightarrow \infty$ on peut l'identifier avec l'enveloppe convexe de S . On trouvera plus de detail sur les α -shapes dans [2]. Il n'existe aucune raison a priori qu'une α -shape donnée soit une courbe fermée puisqu'il s'agit dans le cas général d'un ensemble de points et de segments. Dans notre

cas néanmoins, S est constitué de points connexes sur une grille quadrangulaire régulière. Si on suppose que la forme d'origine ne contient pas de trou, on peut prouver que pour $\alpha > \sqrt{2}$ (l'écart maximal de deux points sur la grille des pixels) il est toujours possible de définir une partie bornée, intérieure contenant la forme initiale, et une extérieure. On a donc, pour $\sqrt{2} < \alpha < \infty$ une série croissante pour l'inclusion de courbe correspondant à une convexification progressive de S . L'avantage d'un tel lissage de courbe est que l'on ne perd aucune information en dehors des concavités qui sont progressivement remplies, par opposition au mouvement par courbure moyenne par exemple [4], où presque tous les points bougent entre deux itérations.

A partir d'une forme correspondant à un ensemble de courbes connexes (Fig. 1.b, détail, courbe verte. Le lecteur est invité à zoomer en utilisant la version électronique de cet article pour plus de lisibilité) on en obtient une version lissé (Fig. 1.b, détail, courbe jaune). On représente ensuite cette forme par un polygone triangulé [17] : le bord est approché par un polygone simple, qui est ensuite triangulé (Fig. 1.b, détail, courbe bleu). On définit ensuite la courbe unique correspondant à un groupe donné par l'axe médian de ce polygone simple triangulé (Fig. 1.b, détail, courbe rouge). La valeur du paramètre α est purement géométrique et reliée à la taille des concavités considérées comme significatives. On a pris $\alpha = 50$ pour une image 512x512.

2.4 Émergence perceptuelle par itération

En vision biologique, les percepts globaux émergent de l'interaction globale et à travers différente modalités des percepts locaux. Une condition nécessaire au phénomène d'émergence est la présence de boucles de rétroaction à la fois positives et négatives [31]. Il s'agit en l'occurrence de la possibilité que deux indices puissent se renforcer ou s'atténuer, et que cette décision soit prise de manière non linéaire, dépendant de l'ensemble de l'image qui permet l'émergence de structures géométriques globales.

Une manière de modéliser ce processus est d'itérer la détection, en prenant progressivement en compte les éléments détectés pour que ceux-ci se renforcent ou au contraire disparaissent au fur et à mesure des itérations, selon une interprétation globale de l'image. Par opposition aux schémas itératifs utilisés pour résoudre une équation différentielle, où des résultats sur l'unicité de la solution et la convergence du schéma peuvent être obtenue, c'est l'essence même du phénomène d'émergence que de ne pouvoir être prédit strictement mais uniquement caractérisé ou simulé pour une condition initiale donnée.

La rétroaction peut potentiellement se faire sur chacun des deux types d'information utilisés, bonne continuité via le calcul des courbes candidates et mesure basée sur le contraste. Néanmoins, la détection a contrario multimodale fait l'hypothèse de l'indépendance de ces deux informations, pour détecter les courbes pour lesquelles cette hypothèse est mise en défaut [13]. Seule une de ces deux in-

formations perceptuelle ne pourra donc être mise à jour à chaque itération, sous peine de créer artificiellement de telle cohérence.

C'est sur la construction des courbes que se fera le bouclage, car ce sont elles qui constitueront les objets géométriques finalement détectés. Ainsi on pourra intégrer à l'ensemble des edgels servant à l'interpolation d'orientation de l'itération n les tangentes aux courbes détectées à l'itération $n - 1$. Le champ des tangentes estimées aux structures sera ainsi plus précis et plus fiable, de nouvelles structures pouvant apparaître au fur et à mesure des itérations. Dans la suite nous détailleront deux mises en oeuvre spécifique de ce principes générale pour deux classes d'images : des images naturelles et des images d'otolithes de poisson.

3 Une application aux images naturelles

Dans la présentation qui vient d'être faite de l'algorithme proposé, certaines étapes sont dépendantes de l'application envisagée. Dans ce premier exemple le cas de l'extraction de structures curvilinéaires, crête et vallée ou bord, dans les images naturelles va être développé. Nous allons d'abord préciser l'algorithme de construction de courbes potentiellement d'intérêt, puis les mesures, basées sur le contraste, contre lesquelles la détection a contrario se fera. L'ensemble du processus sera rappelé avant la présentation des résultats.

3.1 La bonne continuité par les chemins minimaux basées orientation

Le principe de la bonne continuité est envisagée via le calcul d'un champ dense d'orientation θ auquel les courbes cherchées seraient tangentes. Si on considère deux points sur la même structure curvilinéaire, on peut calculer cette courbe comme étant la courbe reliant ces deux points qui est *la plus tangente* au champ calculé. On se ramène alors à un problème de chemin minimal [10].

Soit deux points M_0 et M_1 et θ le champ d'orientation calculé (voire section 2.1). Soit u le champ de vecteur $u = (\cos(\theta), \sin(\theta))$. La courbe cherchée Γ_{M_0, M_1} est définie comme minimisant une énergie $E_{F(u, \Gamma)}$, définie comme l'intégrale d'une mesure $F(u, \Gamma)$ le long de la courbe Γ_{M_0, M_1} :

$$\Gamma_{M_0, M_1} = \arg \min_{\tilde{\Gamma} \in \mathcal{C}(M_0, M_1)} E_{F(u, \tilde{\Gamma})}(M_0, M_1), \quad (3)$$

avec $\mathcal{C}(M_0, M_1)$ l'ensemble des courbes joignant M_0 et M_1 . Pour déterminer Γ_{M_0, M_1} , on résout la minimisation suivante pour tout point du plan

$$E_{M_0}(x) = \min_{\tilde{\Gamma} \in \mathcal{C}(M_0, x)} E_{F(u, \tilde{\Gamma})}(M_0, x), \quad x \in \Omega.$$

$E_{M_0}(x)$ est une fonction convexe ayant M_0 comme seul minimum nous permettant de calculer le chemin minimal entre M_0 et n'importe quel autre point M_1 par simple descente de gradient de M_0 à M_1 .

Pour calculer numériquement E_{M_0} , l'algorithme du Fast Marching est utilisé [28]. On considère l'équation de propagation de front

$$\frac{\partial C}{\partial t}(C(\lambda, t)) = \frac{1}{F(u, \Gamma_{M_0, C(\lambda, t)})} \mathbf{n}(C(\lambda, t)), \quad (4)$$

avec C le front, initialement un cercle infinitesimal autour de M_0 , λ une paramétrisation de C et (\mathbf{n}) la normale extérieure au front. On définit alors $E_{M_0}(x)$ comme étant le temps d'arrivée du front au point x . A un instant donné, des chemins minimaux ont été calculés entre M_0 et tout le point déjà visité par le front, permettant sa propagation.

La fonction F proposé est

$$F(u, \Gamma)(y) = \langle \frac{\partial \Gamma(\lambda)}{\partial \lambda}(y), u^\perp(y) \rangle^2,$$

avec λ une paramétrisation euclidienne de Γ , u^\perp l'orthogonal à u et $\langle \cdot, \cdot \rangle$ le produit scalaire usuel de \mathbb{R}^2 . Elle est bien par construction nulle si u est tangent à Γ et maximum si il lui est orthogonal.

On a défini les chemins minimaux correspondant à un unique point source, mais on peut généraliser à un grand nombre de points sources. Soit $\mathcal{M} = \{M_i | i = 1 \dots n\}$ un ensemble de points, on pose

$$E_{\mathcal{M}}(x) = \min_i E_{M_i}(x).$$

On peut ainsi définir Γ_{M_i, M_j} pour tout i, j dans \mathcal{M} .

A partir d'un ensemble de points sources \mathcal{M} faisant potentiellement partie d'une courbe cherchée, on posera donc l'ensemble des courbes candidates pour la détection a contrario comme $\mathcal{C} = \{\Gamma_{M_i, M_j} | \forall (i, j) \in 1 \dots n, i \neq j\}$. Cela correspond à l'ensemble des courbes les plus tangentes au champ d'orientation calculé reliant les points choisis.

3.2 Différentes mesures basées contraste pour différentes applications

Aucune distinction n'a jusqu'ici été faite entre crête et vallée d'une part et bord d'autre part. On considère que les mécanismes de la perception sont comparables, il s'agit dans les deux cas de chercher des courbes longues vérifiant une certaine propriété basée sur le contraste. Le processus de détection sera le même, la seule différence tenant dans le choix de M , la mesure contre laquelle se fait la détection a contrario. Ainsi dans l'application aux images naturelles qui est décrite ici, deux mesures ont été testées, une basée sur le détecteur de Canny-Deriche pour les bords, l'autre basée sur le hessien (matrice des dérivées seconde) pour les crêtes et vallées.

La détection de bord est un problème ancien du traitement d'image et de nombreux algorithmes et filtres différents existent. La mesure utilisée est basée sur le classique filtre de Canny-Deriche [11]. Les deux seuls post-traitements effectués sont la mise à zéro en dessous d'une

valeur fixée très basse (on considère que les courbes cherchées ne passent pas par les pixels où la réponse du filtre est suffisamment basse), et une dilatation d'un pixel, pour donner la possibilité aux courbes trouvées par chemin minimal la possibilité de ne pas suivre exactement le bord au pixel près.

Il existe plusieurs façons de définir crête et vallées [21, 27, 30]. Les deux critères principaux sont les maxima de l'intensité dans la direction de la courbure principale et les maxima de la courbure des lignes de niveaux. Néanmoins il s'agit là d'indicateur binaire alors que la détection a contrario nécessite une réponse continue indiquant dans quelle mesure un point donné fait partie d'une crête ou d'une vallée.

Deux mesures ont ainsi été testées. D'abord, selon [21], la courbure des lignes de niveaux de l'image d'origine. Elle répond de manière intense et localisée mais a deux inconvénients. D'abord on peut la considérer comme étant trop localisée, obligeant les courbes à suivre les structures de l'image avec une précision de l'ordre du pixel, ensuite elle est nulle quand les lignes de niveaux sont droites, ce qui peut arriver pour une crête avec un sommet plat par exemple.

On a donc simplement choisi la première valeur propre du hessien, c'est-à-dire la première courbure principale. Selon l'application, le fait que cette mesure réponde aussi dans une moindre mesure sur les bords peut-être gênant. Il est ainsi possible de prendre non pas la plus grande valeur propre mais une fonction des deux valeurs propres [30]. Nos essais dans ce sens n'ont cependant pas été concluants. Soit λ_1 et λ_2 les valeurs propres du hessien de I avec $\lambda_1 > \lambda_2$, on définit la mesure de crête M

$$M(x) = \lambda_1^+(x) = \begin{cases} \lambda_1(x) & \text{if } \lambda_1(x) > 0 \\ 0 & \text{else,} \end{cases} \quad (5)$$

et inversement λ_1^- pour une mesure de vallée (Fig. 3(a)).

3.3 Mise en œuvre

Les courbes issues de la mise en œuvre de la bonne continuité sont déterminées par deux choses : le champ d'orientation auquel elle seront tangentes et les points qui serviront de points sources : c'est sur ces deux informations que ce fera la rétroaction. Lors de la première itération, un grand nombre de points répartis au hasard (250 pour une image 512x512) serviront d'initialisation pour la construction par chemin minimaux de courbes ; puis à chaque itération leur sera rajouté les extrémités et points de jonction des courbes extraites, que l'on sait faire partie de courbes intéressantes. De même un simple filtre a contrario (cohérence locale de l'orientation et de la norme du gradient, décrit dans [8]) sert à extraire des points considérés comme pertinent dans l'image pour initialiser l'interpolation du champ d'orientation ; à chaque itération, les tangentes aux structures extraites seront ajoutées à ces points en tant que points dont l'orientation est fiable sur lesquels se baser.

On voit figure 1 le schéma général, les différentes étapes ayant été définies section 2 et précisé ci-dessus. L'implémentation s'est faite en C sous Megawave2 [18], à l'exception la partie utilisant les α -shape, qui utilise CGAL [7]. Chaque itération dure autour de 2 ou 3 min pour une image 512x512, le plus long étant l'interpolation par AMLE. Les paramètres ont été précisés dans le cours du texte et aucun n'est critique, leur valeurs pouvant essentiellement être fixé.

3.4 Résultats

On voit les résultats obtenus figure 4.2. Les trois images proposées vont dans le sens d'une plus grande complexité au sens du nombre des indices perceptuelle présent et donc de l'importance de leur interactions. Une artériographie constitué de structures linéaires, puis une peinture incluant des régions homogène, pour finir avec une photographie. Les résultats corroborent ce fait et sont visuellement meilleurs sur la première image. On remarque que certaines courbes sont composées de plusieurs morceaux, due à la loi a contrario choisie, trop sensible.

4 Le cas particulier des crêtes et vallées dans les otolithes

Les otolithes sont de petites concrétions calcaires situées dans l'oreille interne des poissons qui leur servent pour la localisation spatiale. Ils sont caractérisés par une croissance accréionnelle tout au long de la vie du poisson. Cette croissance dépend de l'état physiologique du poisson et des conditions environnementales, ces deux facteurs influençant directement les propriétés chimiques et optiques du dépôt. Ces concrétions constituent donc de véritable archive biologique qui fournissent, convenablement décodées, de nombreuses informations sur les poissons (âge, croissance, migration...) et la dynamique de leur environnement [24]. En particulier, l'observation des otolithes sous une lunette binoculaire met en évidence des anneaux de croissance concentriques, correspondant aux changements de saisons à l'instar des cernes des arbres. Ces anneaux de croissance correspondent à des crêtes et des vallées dans une image numérique.

4.1 Motolithe : la bonne continuité pour les images de processus accréionnel

Les images d'otolithes sont en un certain sens plus proches des images géométriques artificielles utilisées pour les expériences psychovisuelles que des images naturelles (figure 4.2). Elle sont structurées en cercles concentriques et malgré un contraste en général faible et la présence de bruit voire de bulles dues à la préparation nécessaire à l'observation, les stries de croissance concentriques sont clairement visibles même au non-initié. On trouve là de nombreuses lois de groupement qui toutes concourent à nous faire voir ces structures : parallélisme, (quasi-)convexité, bonne continuité, alternance de contraste, constance de largeur.

On a ainsi tendance à croire que ces images sont simples et aisément décrites, mais ce serait être léurré par les capacités de l'oeil humain à ignorer sélectivement certaines parties d'une image si cela ne cadre pas avec sa description globale de l'image. Une étude plus attentive nous montre ainsi que de nombreux détails vont localement à l'encontre de cette structure concentrique.

Les travaux précédant tentant une analyse automatique des images d'otolithes sont peu nombreux et limités aux espèces dont les otolithes sont considérés les plus simples à lire (anneaux entiers et bien marqués, forme convexe etc...). Les méthodes utilisées incluent les algorithmes multi-agent [19] et les contours actifs à base de spline [32].

Un algorithme reconstruisant les contours successifs de l'otolithe à partir de son image, implémentant la bonne continuité, est présenté dans [16]. Il est basé sur le calcul d'une fonction potentielle en forme de dôme, maximal au centre et minimal sur le bord. On définit les contours successifs de l'otolithe comme les lignes de niveaux de ce potentiel. Ainsi de nombreuses contraintes sont automatiquement vérifiées et les courbes cherchées seront naturellement fermées, parallèles et concentriques.

Soit I l'image d'otolithe, soit θ le champ d'orientation calculé comme localement tangent aux structures cherchées, à valeur dans $[0, \pi[$. On calcule alors U une fonction potentielle croissante du bord de l'otolithe vers son centre, valant 0 sur le bord et 1 au centre, comme minimisant la fonctionnelle d'énergie

$$U = \arg \min_U \int_{x \in \mathbb{R}^2} |\nabla U(x)| \left(1 + \gamma \cdot \left\langle \frac{\nabla U(x)}{|\nabla U(x)|}, \theta(x) \right\rangle \right)^2 dx. \quad (6)$$

Cette fonctionnelle vise à aligner les lignes de niveaux de U sur les orientations du champ θ . Les lignes de niveaux de U fournissent alors l'évolution de la forme de l'otolithe durant sa croissance.

On peut considérer cet algorithme comme étant principalement basé sur la bonne continuité car c'est le champ d'orientation θ , considéré tangent aux structures cherchées, qui constitue le terme d'attache aux données. D'autres lois perceptuelles d'ordre géométrique impliquées dans la prégnance des structures curvilinéaires (quasi-convexité, parallélisme, caractère concentrique, évolution lisse) sont incluses comme contraintes naturellement satisfaites par le choix d'un potentiel en forme de motte. Une fois échantillonné, ce potentiel fournit un ensemble de courbes candidates à la détection a contrario. Soit $\Gamma_\lambda = \{x | U(x) = \lambda\}$ la ligne de niveau λ de U et N le nombre de courbes, on pose

$$\mathcal{C} = \{\Gamma_\lambda | \lambda = \frac{k}{N}, k = 1 \dots N\} \quad (7)$$

4.2 Mise en œuvre et résultats

Les otolithes étant plus contraint que les images naturelles, l'algorithme d'extraction de courbe n'a besoin que du

champs d'orientation pour estimer les formes successives de l'otolithe qui nous serviront pour détecter les crêtes et les vallées. Le calcul de ce champs est initialisé par des points extraits de l'image d'origine comme dans le cas des images naturelles. Mais à la différence du cas précédent, les courbes extraites contraignent suffisamment le champs pour pouvoir se passer complètement de l'image d'origine après l'initialisation. Ainsi d'une itération sur l'autre, le calcul du champ tangent se fait en utilisant la tangente aux courbes extraites à l'itération précédente.

La mesure de contraste utilisée est basée sur la première valeur propre du hessien comme dans le cas des images naturelle (voir plus haut); on notera que l'intérieur des otolithes ne contenant pas de bord, le fait que cette mesure réponde aussi sur ceux-ci n'est plus un problème.

On voit les résultats figure 4.2. On remarque que dès la première itération, on obtient de bon résultats au niveaux des courbes extraites. Par contre la fonction potentiel reste très bruitées, surtout dans la zone droite, assez plate, ce que l'itération du processus arrive à corriger. Dans le cadre de leur utilisation en biologie, tant les courbes extraites, correspondant aux stries de croissance, que la fonction potentielle, reconstruisant l'évolution de la forme, ont un intérêt. C'est, à notre connaissance, la première fois qu'un algorithme donnant des résultats satisfaisant sur un otolithe de merlu, considéré comme difficile (Fig. 4.2 en bas) est présenté. C'est aussi à notre connaissance le premier travail qui va au-delà de l'extraction de courbe et reconstruit à partir de l'image la séquence des formes de l'otolithe, qui a un grand intérêt biologique.

5 Conclusion

Un cadre étendant la détection a contrario de structures curvilinéaires inspiré d'une analyse des processus de vision en terme de système complexe a été présenté, mettant l'accent sur les interactions entre informations perceptuelles. Une étape constructive des groupements perceptuels a ainsi été ajouté à la détection a contrario, permettant de voir la détection a contrario comme multi-modale. Les deux types d'indices mis en jeux sont séparés et on s'intéresse aux cohérences entre eux. On a proposé ensuite l'itération de ce processus, pour permettre l'émergence progressive des structures cherchées par leur interaction avec l'image. Un algorithme basé sur les chemins minimaux a été proposé pour construire ces courbes dans le cas des images naturelles et les α -shapes ont été utilisé comme algorithme de lissage par convexification pour permettre l'extraction de l'axe médian.

Deux applications ont été montrées. Il en ressort que utiliser le contraste et la bonne continuité pour la détection de structures curvilinéaire est d'autant plus efficace que les images sont structurées géométriquement. C'est particulièrement vrais sur les otolithes, fortement contraint. Le cas des images naturelles est encourageant et prouve l'intérêt de l'analyse des processus de vision en terme de système complexe : les percepts globaux émergent de l'interactions

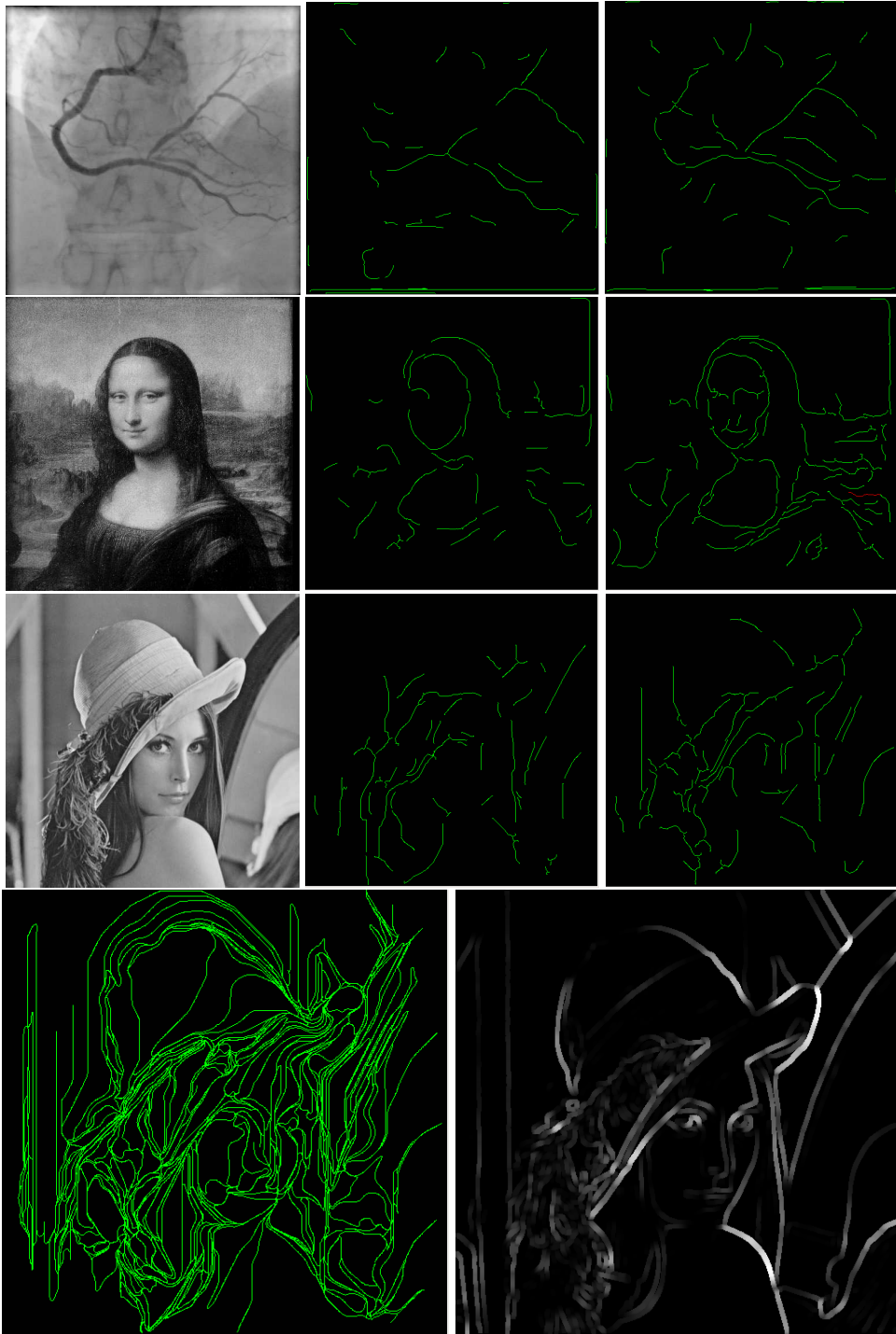
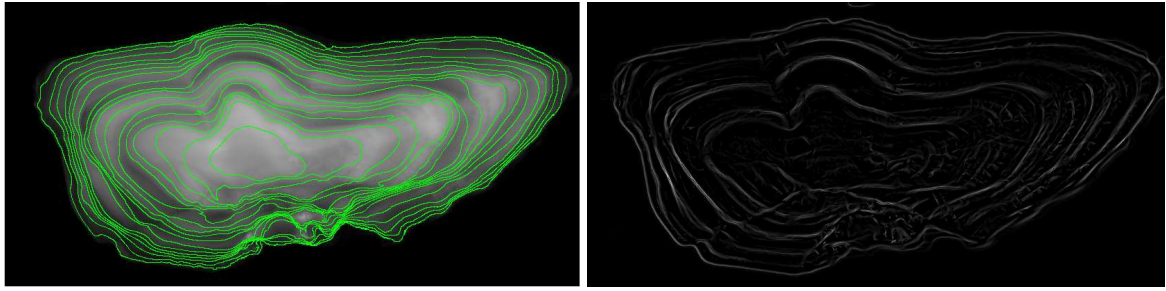
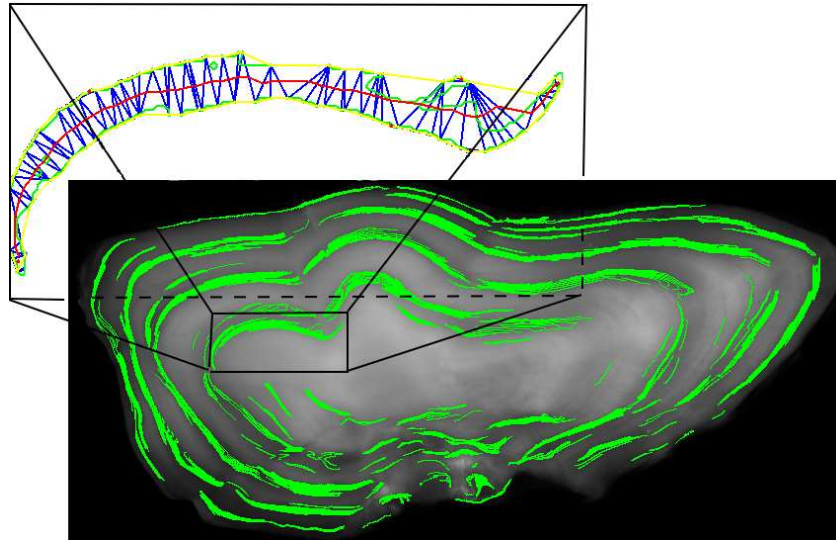


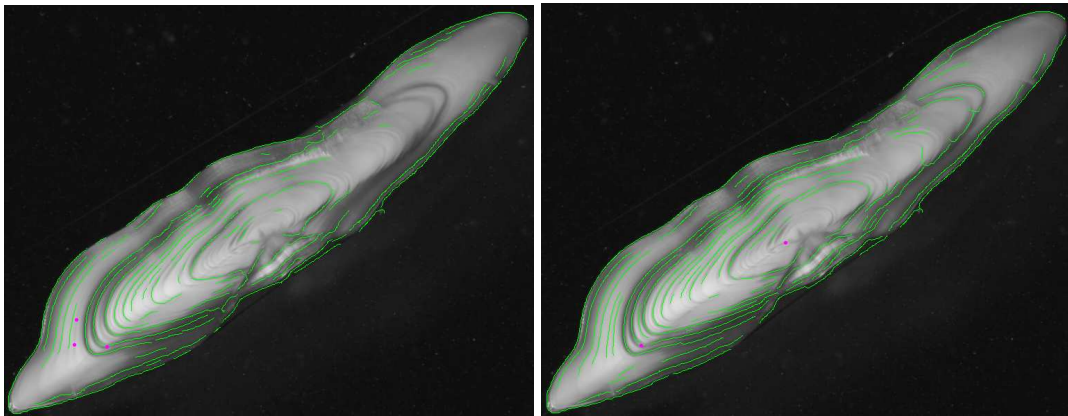
FIG. 2 – De haut en bas trois exemples, du plus simple au plus difficile. Dernière ligne : l'ensemble des courbes généré par les chemin minimaux et la mesure de contraste qui lui est opposé.



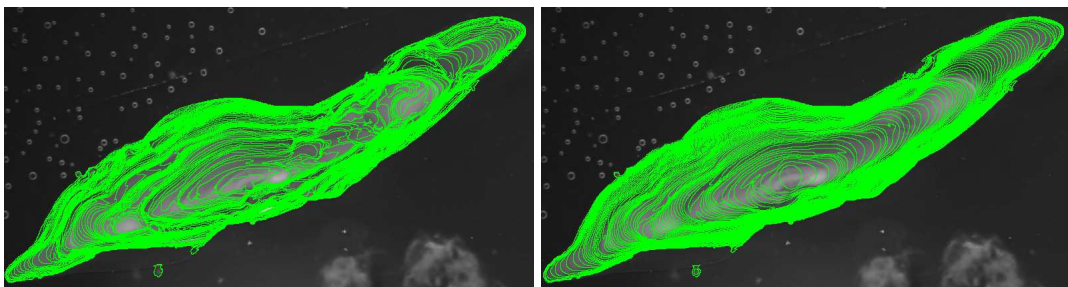
(a) Droite : Ligne de niveau du potentiel, gauche : mesure d'appartenance à une vallée



(b) Morceaux de ligne de niveaux sélectionné comme faisant partie d'une vallée. Détail : L'algorithme basé sur l'axe médian qui réunit un groupe de courbe en une courbe unique (voir texte)



(c) Courbes extraites, gauche : première itération, droite : deuxième itération



(d) Formes successive de l'otolithe, à la première itération(gauche), à la troisième (droite)

de différentes modalités fortement couplées et dans le cas d'images complexes, l'ensemble des indices perceptuelles peuvent être nécessaire.

Les différentes algorithmes qui constitue les différentes étapes de l'approche présentée sont améliorables indépendamment. Citons une loi a contrario plus souple qui permettrait de gérer les contours subjectifs ou une interpolation d'orientation gérant les discontinuité, qui structure fortement notre vision. Notons enfin le potentiel de l'approche des processus de vision en tant que système complexe, peu connue en vision par ordinateur, mais fertile tant en terme de concept qu'en terme d'algorithmes.

Références

- [1] R. Benkirane, editor. *La complexité, vertiges et promesses*. Le pommier, 2002.
- [2] Fausto Bernardini and Chandrajit L. Bajaj. Sampling and reconstructing manifolds using alpha-shapes. In *Proc. 9th Canadian Conf. Computational Geometry*, pages 193–198, 1997.
- [3] B. Cabral and L. C. Leedom. Imaging vector fields using line integral convolution. In *SIGGRAPH '93 : Proceedings of the 20th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 263–270, 1993.
- [4] F. Cao. *Geometric curve evolution and image processing*. Springer Lecture notes in mathematics, 2003.
- [5] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro. Geodesic active contours. *Int. J. Computer Vision*, 22(1) :61–79, 1997.
- [6] V. Caselles, J.M. Morel, and C. Sbert. An axiomatic approach to image interpolation. *IEEE Trans. Image Processing*, 7(3) :376–386, 1998.
- [7] CGAL Editorial Board. *CGAL-3.2 User and Reference Manual*, 2006.
- [8] A. Chessel. *Otolithe et Vision par Ordinateur*. PhD thesis, Université de Rennes 1, 2007.
- [9] A. Chessel, F. Cao, and R. Fablet. Orientation interpolation : an axiomatic approach.
- [10] Laurent D. Cohen. Minimal paths and fast marching methods for image analysis. In Nikos Paragios, Yunmei Chen, and Olivier Faugeras, editors, *Mathematical Models in Computer Vision : The Handbook*. Springer, 2005.
- [11] R. Deriche. Using canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *Int. J. Computer Vision*, 1(2) :167–187, 1987.
- [12] A. Desolneux, L. Moisan, and J.M. Morel. Edge detection by helmoltz principle. *J. Math. Imaging and Vision*, 14(3) :271–284, 2001.
- [13] A. Desolneux, L. Moisan, and J.M. Morel. Gestalt theory and computer vision. In Arturo Carsetti, editor, *Seeing, Thinking and Knowing Meaning and Self-Organisation in Visual Cognition and Thought*. Springer, 2004.
- [14] Agnes Desolneux, Lionel Moisan, and Jean-Michel Morel. A grouping principle and four applications. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(4) :508–513, 2003.
- [15] Science et Avenir. Hors-série. L'énigme de l'émergence, juillet-août 2005.
- [16] R. Fablet, S. Pujolle, A. Chessel, A. Benzinou, and F. Cao. Variational level-set reconstruction of accretionary morphogenesis from images. In *IEEE International Conference on Image Processing*, Atlanta, USA, October 2006.
- [17] Pedro F. Felzenszwalb. Representation and detection of deformable shapes.
- [18] J. Froment. Megawave2. <http://www.cmla.ens-cachan.fr/Cmla/Megawave/>, 1998.
- [19] 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*, 20(13) :955–968, 2002.
- [20] G. Kanizsa. *La grammaire du voir*. Diderot, 1996.
- [21] Antonio M. Lopez, David Lloret, Joan Serrat, and Juan J. Villanueva. Multilocal creaseness based on the level-set extrinsic curvature. *Comput. Vis. Image Underst.*, 77(9) :111–144, 2000.
- [22] G. Medioni, M.S. Lee, and C.K. Tang. *A computational framework for segmentation and grouping*. Elsevier Science, 2000.
- [23] D. Mumford. Elastica and computer vision. In Chandrajit Bajaj, editor, *Algebraic Geometry and Its Applications*, pages 491–506. Springer-Verlag, 1994.
- [24] J. Panfili, H. de Pontual, H. Troadec, and P.J. Wright, editors. *Manual of fish sclerochronology*. Ifremer-ird coedition, 2002.
- [25] P. Parent and W. Zucker. Trace inference, curvature consistency, and curve detection.
- [26] Xiaofeng Ren, Charless C. Fowlkes, and Jitendra Malik. Scale-invariant contour completion using conditional random fields. In *Proc. 10th Int'l. Conf. Computer Vision*, volume 2, pages 1214–1221, 2005.
- [27] J. Serrat, A. Lopez, and D. Lloret. On ridges and valleys. In *International Conference on Pattern Recognition ICPR'00*, pages 59–66, 2000.
- [28] J.A. Sethian. *Level Set Methods and Fast Marching Methods*. Cambridge University Press, 1999.
- [29] A. Sha'ashua and S.Ullman. Structural saliency : The detection of globally salient structures using a locally connected network. In *Second Int. Conf. Comp. Vision, Tarpon Springs, FL*, pages 321–327, 1988.
- [30] A. Sole, A. Lopez, and G. Sapiro. Crease enhancement diffusion. *Comput. Vis. Image Underst.*, 84 :241–248, 2001.
- [31] R. Thomas and D. Thieffry. Les boucles de rétroaction, rouages des réseaux de régulation biologiques. *Médecine sciences*, 11(2) :189–197, 1995.
- [32] H. Troadec, A. Benzinou, V. Rodin, and J. Le Bihan. Use of deformable template for two-dimensional growth ring detection of otoliths by digital image processing : - application to plaice (pleuronectes platessa) otoliths. *Fisheries Research*, 46(1) :155–163, 2000.
- [33] J. Zweck and L.R. Williams. Euclidian group invariant computation of stochastic completion fields using shiftable-twistable basis function. *J. Math. Imaging and Vision*, 21(2) :135–154, 2004.