

DETECTION ET REHAUSSEMENT DES FAILLES DANS LES BLOCS SISMQUES PAR PROCESSUS OBJET

Olivier Laviaille⁽¹⁾, Barna Keresztes⁽¹⁾⁽²⁾, Monica Borda⁽²⁾, Sebastien Guillon⁽³⁾, Naamen Keskes⁽³⁾

⁽¹⁾*Equipe Signal Image – LAPS - IMS – 351, cours de la libération, 33405 Talence Cedex*

⁽²⁾*Technical University of Cluj-Napoca 15 C. Daicoviciu Street, 3400 Cluj-Napoca, Roumanie*

⁽³⁾*Equipe SISMAGE, TOTAL, CSTJF Avenue Larribau, 64000 Pau*

olivier.laviaille@laps.u-bordeaux1.fr

Résumé – Nous proposons une nouvelle approche pour extraire le réseau de faille dans un bloc sismique 3D. Notre approche est fondée sur un processus ponctuel marqué en considérant un modèle a priori dans lequel les failles sont des segments fins connectés entre eux. L'attache aux données utilisée peut être inspirée d'attributs de détection de faille classiques leur conférant ainsi un caractère multi-échelle. De plus, l'utilisation conjointe de plusieurs attributs peut nous permettre de définir notre processus comme un processus de fusion de décision. Enfin, en considérant le réseau obtenu comme le résultat d'un processus de segmentation, nous proposons d'itérer la réalisation de l'ensemble du processus de points dans le but d'en faire une méthode de rehaussement de la détection par un attribut faille.

Abstract – This paper presents a new approach for fault detection in reflection seismic blocks. We introduce a marked point process which aims to simulate the fault network as a set of connected segments. A prior model is built considering shape and interaction constraints (the faults are thin, long and almost vertical). Then, the maximum a posteriori estimation of the fault network is obtained using one or more seismic attributes as likelihood term.

Finally, instead of considering the resulting network as a segmentation process result, we propose an iterative process which leads to enhance the attribute-based detection.

1. Détection des failles en imagerie sismique

La sismique de réflexion conduit à la construction de blocs de données 3D. Leur interprétation par les géologues experts consiste entre autres à suivre les marqueurs (horizons) principaux ainsi qu'à localiser le plus précisément possible les ruptures de ces marqueurs par des plans de failles.

Ces dernières années, un certain nombre de travaux ont porté sur la mise aux points d'opérateurs (attributs) permettant une détection automatique ou semi-automatique des failles. Parmi les approches les plus classiques, un grand nombre s'appuient par exemple sur des mesures de perte locale de cohérence ou des mesures de désordre ([1]-[4]). Malheureusement, aucune de ces approches ne permet de répondre aux multiples configurations de failles et toutes ont des inconvénients du type délocalisation, effet d'échelle, sensibilité à l'énergie du signal, effet d'escalier, sensibilité au bruit... Devant l'absence d'un outil permettant d'aboutir à une parfaite segmentation automatique du réseau de failles, cette tâche est in fine effectuée par un expert géologue qui s'appuie sur la sismique originale elle-même et sur les résultats obtenus par de multiples attributs.

Nous proposons une stratégie de détection qui consiste à la fois à utiliser l'information de l'ensemble des attributs

sismiques disponibles et à améliorer la cohérence spatiale de la réponse. Pour cela, nous considérons les réponses obtenues par les attributs comme le terme d'attache aux données dans le cadre du développement d'un processus ponctuel marqué dont le but est de positionner de manière optimale les failles considérées comme des alignements de segment connectés.

Un processus ponctuel marqué est un modèle stochastique permettant la simulation de la répartition d'événements dans l'espace (ou dans le temps). Ces techniques ont déjà été largement utilisées en traitement d'image depuis Baddeley et van Lieshout [5] et plus récemment, particulièrement pour des applications de télédétection [6]-[8].

Dans la section suivante, après avoir présenté rapidement le principe des processus ponctuels, nous replacerons dans le contexte de notre application en imagerie sismique et décrirons également l'algorithme de Metropolis-Hasting-Green permettant la simulation du processus. Nous parlerons de notre approche d'accumulation permettant d'obtenir un rehaussement des zones faillées. Les résultats que nous présenterons dans la section 3 portent sur des blocs sismiques 3D. La partie fusion d'attributs n'étant pas abordée dans cet article, notre approche sera illustrée à partir de l'utilisation d'un seul attribut sismique.

2. Processus objet

Notre but est de simuler la distribution des failles dans une section 2D d'un bloc sismique. L'ensemble du réseau de failles observé sur une section est assimilé à un réseau de segments interconnectés. En utilisant un processus ponctuel, nous considérons chaque centre de segment comme un point localisé dans la section sismique. Chaque point est marqué ; la marque correspondant à un vecteur codant les caractéristiques pertinentes du segment (essentiellement sa longueur et son orientation).

La recherche d'une configuration optimale s'appuie sur un modèle composé de deux termes : 1) un terme « a priori » permettant de contraindre la forme générale du réseau en définissant des contraintes de formes sur les objets ainsi que des contraintes d'interaction entre objets. 2) un terme d'attache aux données qui reflète la vraisemblance d'une configuration au regard des observations. Dans notre cas, le terme de vraisemblance s'appuie sur les attributs de détection de failles. La probabilité d'un configuration X peut être définie comme le produit de la probabilité a priori $f_a(X)$ et de sa vraisemblance $f_p(X)$.

Le même type d'approche a été largement développé pour l'extraction de réseau routier dans les images aériennes dans le cadre du projet ARIANA [6][9]. Les auteurs proposent d'utiliser un modèle a priori baptisé « candy model » pour simuler un réseau de segments de route connecté. Dans la section suivante, en nous inspirant largement de ce modèle, nous présentons la manière dont nous l'adaptions à notre contexte. Ensuite nous présenterons le terme spécifique d'attache aux données.

2.1 Terme a priori

Le « candy model » est défini comme une densité de probabilité de forme :

$$f_a(X) \propto \alpha(n) \prod_{x_i \in X} g(x_i) \prod_{x_i \sim x_j} h(x_i, x_j) \quad (1)$$

n est le nombre d'objets de la configuration x , α , g et h sont trois fonctions représentant respectivement la fonction densité des objets, la validité de l'objet en terme de caractéristiques de forme et d'orientation et les fonctions d'interactions entre paires d'objets. Concernant le premier terme, en nous plaçant dans le cas d'un processus poissonnien, nous posons : $\alpha(n) = \beta^n$. où β est un paramètre de densité.

Dans le cadre de notre application, la validité d'un segment dépend de sa longueur (les segments courts sont pénalisés) et de la manière dont il est connecté aux autres segments : nous privilégions les segments connectés à d'autres segments à chacune de leur extrémité. Nous pénalisons la présence de plus d'un voisin à chaque

extrémité. Le modèle d'interaction défini au travers de la fonction h est un modèle de répulsion de Strauss. Il pénalise les chevauchements de segments ainsi que les défauts d'alignement (nous supposons que les failles sont plutôt des objets linéaires). Une région de répulsion circulaire est définie autour de chaque centre de segment ; nous introduisons une force de répulsion décroissante défavorisant toute configuration conduisant le centre d'un segment à se situer dans la zone de répulsion d'un autre. Au contraire, une zone d'attraction est définie aux extrémités, favorisant les jonctions de segments. La qualité de la jonction dépend également de l'angle entre les deux segments connectés : au dessus d'un angle seuil donné, la configuration est défavorisée. Dans la figure 1, le segment central est en forte attraction avec le segment 1, un peu moins avec le segment 2 et en répulsion avec les segments 3 et 4. L'ensemble de ces attractions, répulsions, se traduisent par :

$$h(x_i, x_j) = \gamma^{a(x_i, x_j)} \quad (2)$$

où $\gamma < 1$ et $a < 1$ pour une attraction, $a > 1$ pour une répulsion et $a = 1$ en absence d'interaction. La valeur de γ permet d'ajuster l'importance du terme d'interaction dans le modèle.

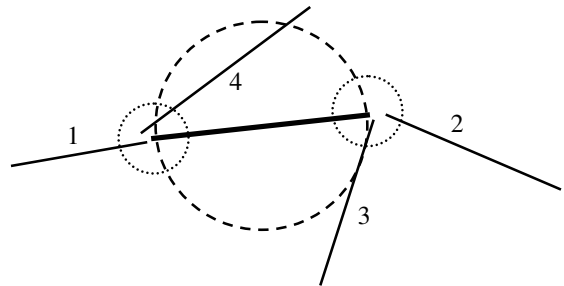


Figure 1: exemple d'interactions entre segments

2.2 Terme d'attache aux données

L'objectif du terme d'attache aux données est de permettre la bonne localisation du réseau de segments. Les attributs de détection proposés dans la littérature conduisent à la construction d'une image d'attribut au sein de laquelle l'intensité mesure le degré de crédibilité de la présence d'une faille (Fig 3b). Dans le cas où plusieurs attributs peuvent être mesurés, la phase de fusion des réponses peut être effectuée en amont ou intégrée à la mesure de vraisemblance des segments. Ce thème de la fusion ne sera pas abordé dans ce papier.

Soit $L(s)$ la vraisemblance à valeurs dans $[0,1]$ mesurée au point s . La vraisemblance du segment x est donnée par :

$$f_p(x) = \prod_{s \in x} L(s) \quad (3)$$

Le calcul de la vraisemblance d'un segment au travers de (3) suppose l'utilisation d'un attribut ou de plusieurs

attributs pré-calculés. Les résultats présentés en section 3 ont été obtenus à partir d'un attribut appelé attribut linéique [2] pré-calculé.

Une autre stratégie actuellement en cours de développement consiste à calculer la vraisemblance de chacun des segments au cours de processus. Cette approche permet de considérer le processus de points comme un calcul d'attribut sur support adaptatif (orientation et longueur de segment variable).

2.3 Simulation du processus ponctuel

L'évolution du processus est obtenue au travers d'une dynamique de type Monte Carlo par Chaîne de Markov à sauts réversibles [9][10]. L'intérêt de cet algorithme de type recuit simulé est d'éviter le piège des minima locaux.

Plus spécifiquement, l'algorithme de Metropolis-Hastings-Green est utilisé pour simuler la chaîne [11]. Soit X_t la configuration courante, une nouvelle configuration Y est proposée à partir d'un noyau de transition $Q(x_t, X_t)$ englobant les processus de naissance, mort ou mouvement d'un segment sélectionné. Le nouvel état est accepté ($X_{t+1}=Y$) avec la probabilité :

$$R = \min\left(1, \frac{f(Y)}{f(X_t)}\right) \quad (4)$$

La convergence de l'algorithme est assurée en remplaçant R par $R^{1/T}$ où T est la température du système qui décroît géométriquement vers 0.

2.4 Rehaussement des failles

La méthode décrite dans cet article permet d'obtenir automatiquement une configuration du réseau de faille. L'automatisation de la détection n'étant pas un objectif recherché, nous proposons de transformer l'approche en une approche de rehaussement des réponses fournies par les attributs. Pour cela, le processus objet est réalisé plusieurs fois et permet d'aboutir à une famille de configurations. Les résultats sont accumulés dans une nouvelle image et éventuellement additionnés aux images originales des attributs.

3. Résultats

Pour illustrer le fonctionnement du modèle a priori et l'intérêt de choisir un modèle pertinent, nous présentons à la figure 2 deux réalisations du "candy model" sans terme d'attache aux données. Les deux simulations correspondent à des choix différents de densités (β) et de poids d'interactions (γ).

Les structures semblent homogènes à des structures classiques de failles. Cependant, notons que l'utilisation de modèles de failles encore mieux adaptés est en cours d'étude ; en particulier un modèle parabolique semble devoir conduire à un modèle a priori plus proche de la réalité.

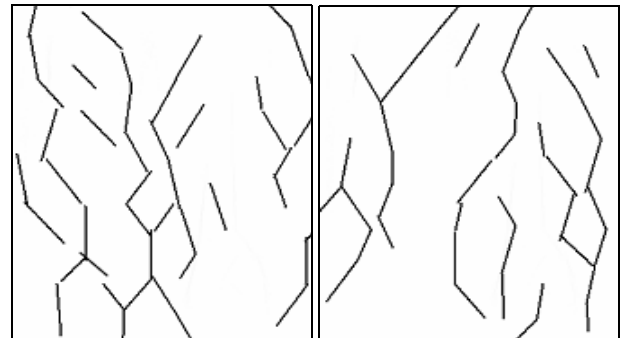


Fig. 2 : simulation du processus sans terme d'attache aux données a.) $\beta=0.0005$ $\gamma=0.5$ et b.) $\beta=0.0002$ $\gamma=0.2$

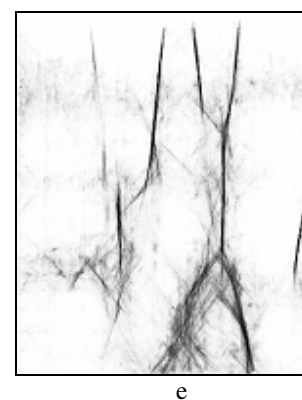
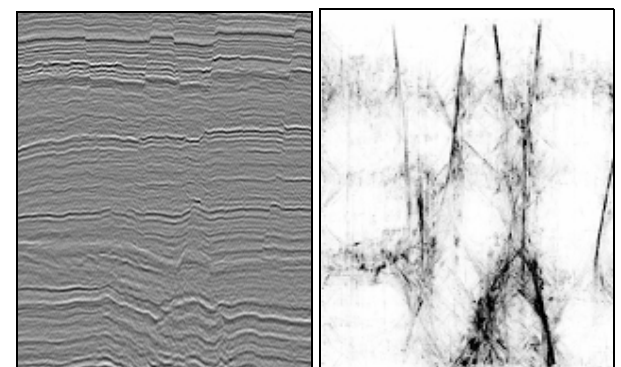


Fig. 3 : a) Image originale b) Attribut linéique c) une réalisation du processus ponctuel d) Accumulation des résultats de 20 processus e) Image d'attribut rehaussée

La figure 3 illustre l'application de l'ensemble de l'approche proposée sur une section de bloc sismique 3D. La taille de la section « in-line » du bloc (figure 3a) est 328×373 pixels.

Le terme d'attache aux données (figure 3b) est obtenu en utilisant un attribut directionnel fondé sur une mesure de cohérence : l'attribut linéique [2].

La figure 3c montre un exemple de configuration résultante après 100 000 itérations. La figure 3d représente le cumul de 20 processus lancés indépendamment. Le principal attrait du processus de points est l'amélioration de la linéarité et de la consistance spatiale de la réponse de l'attribut. L'image rehaussée obtenue en additionnant la réponse des processus accumulés avec l'attribut original (Fig. 3e) conduit à faciliter l'interprétation du réseau de faille en limitant notamment les fausses alarmes non cohérentes spatialement.

La méthode est appliquée à l'ensemble d'un bloc 3D, section par section. La cohérence spatiale du résultat est illustrée à la figure 4 par une vue du haut du bloc (Time slice). La figure 4a est le résultat obtenu par une détection directe utilisant l'attribut linéique, la figure 4b montre les résultats cumulés de 20 processus de points. La mise en évidence des failles est clairement améliorée.

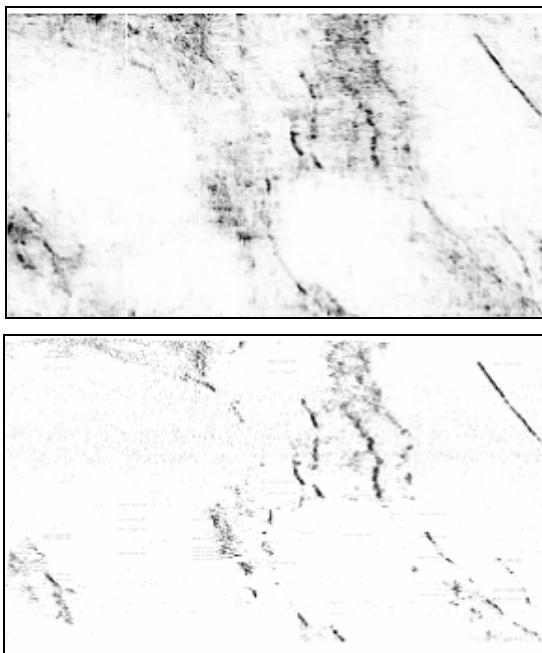


Figure 4 : vue d'une section time-slice a) attribut linéique b) cumul des résultats obtenus par 20 processus de points.

4. Conclusion et perspectives

L'approche proposée dans ce papier permet un rehaussement des résultats obtenus par des attributs de détection de failles en imagerie sismique.

Les travaux en cours concernent une meilleure adaptation du modèle a priori en utilisant un modèle parabolique ainsi que le calcul direct des attributs sur les objets générés par le processus. En particulier, le calcul direct permettra de transformer avantageusement la nature des attributs utilisés pour la détection de failles en en faisant des attributs à support de calcul adaptatif.

Notre ambition est, enfin, de généraliser l'approche dans le cadre d'une version 3D permettant l'extraction de portions planaires à partir d'attributs multi-2D.

Références

- [1] Bahorich M., Farmer S., *The coherence cube*. The leading edge 14 1053-1058, 1995
- [2] Berthoumieu Y., Donias M., David C., Guillon S., Keskes N., *Geometrical model based method for fault detection*, proceedings - ISCCSP 2006, Marrakech March 2006
- [3] Marfurt K.J., Kirlin R.L., Farmer, S. H., and Bahorich, M. S. 1998, *3-D seismic attributes using a running window semblance-based algorithm*: Geophysics, 63, 1150-1165.
- [4] Gersztenkorn A., 1999 *Methods of seismic signal processing and exploration* : US Patent 5563949
- [5] Baddeley A.J., van Lieshout M.N.M : *Object recognition using Markov Spatial Processes*. Proceedings 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition volume B, p.136-139 IEEE Computer Society Press, Los Alamitos
- [6] Lacoste C., Descombes X., Zerubia J., *A Comparative Study of Point Processes for Line Network Extraction in Remote Sensing*, Rapport INRIA 4516, 2002
- [7] Ortner M., Descombes X., Zerubia J., *Building Outline Extraction from Digital Elevation Models using Marked Point Processes*. International Journal of Computer Vision, 72(2): pages 107-132, avril 2007
- [8] Perrin G., Descombes X., Zerubia J., *A marked point process model for tree crown extraction in plantations*. IEEE International Conference on Image Processing, ICIP, Genova, 2005
- [9] Stoica, R., Descombes, X., Zerubia, J.: *Markov Point Process for Road Extraction in Remote Sensed Images*, Rapport INRIA No. 3923, 2000
- [10] Geyer, C.J., Moller, J.: *Simulation and likelihood inference for spatial point process*. Scandinavian Journal of Statistics, Series B, 21, p.359-373, 1994
- [11] Green, P.J.: *Reversible jump MCMC computation and Bayesian model determination*, Biometrika 82, 1995