

Partition d'une séquence d'images temps-échelle pour la séparation d'ondes dans un profil sismique

Segmentation of time-frequency images for the separation of seismic waves

par A. Roueff, J. Chanussot, J.I. Mars, M.Q. Nguyen

Laboratoire des Images et des Signaux (LIS – CNRS UMR 5083, OSUG), BP 46 – 38402 Saint Martin d'Hères Cedex France GDR Information Signal Image viSion (ISIS)

Manuscrit reçu le 6 juin 2003

Résumé et mots clés

Ce papier illustre l'utilisation de techniques de traitement d'image pour segmenter le plan temps-fréquence (et temps-échelle). Cette étude est appliquée à la séparation d'ondes sismiques. On considère des données issues d'une rangée de capteurs. Pour chaque signal enregistré, l'application d'une transformée temps-fréquence décrit l'information dans une image sur laquelle les différentes ondes sont localisées et séparées. La segmentation par Ligne de Partage des Eaux (LPE) de ces représentations à deux dimensions permet une caractérisation automatique des filtres temps-fréquence menant à la séparation des différentes ondes. Ensuite, pour appliquer cet algorithme de séparation à l'ensemble des signaux issus des différents capteurs, on utilise la continuité d'un signal à l'autre pour effectuer le suivi des différentes ondes d'une image à l'autre. Hormis une phase d'initialisation, on obtient ainsi un algorithme automatique. Cet algorithme est validé et comparé à une méthode classique en sismique sur un jeu de données réelles. En comparaison, l'algorithme proposé a l'avantage de séparer toutes les ondes simultanément, et sans introduire d'artefacts. Les limites de l'algorithme sont atteintes lorsque les motifs caractérisant chacune des ondes ne sont plus convenablement séparés dans la représentation temps-fréquence.

Analyse temps-fréquence, transformée en ondelettes continue, segmentation, ligne de partage des eaux, séparation d'ondes sismiques, suivi de germes.

Abstract and key words

This paper deals with the use of image processing techniques for tiling the time-frequency plane. This technique is applied on seismic wave separation. We consider data recorded by a linear array of sensors. For each recorded signal, the application of a time-frequency transform allows a two dimensional representation where the different seismic events are well localized and isolated. The segmentation by the watershed algorithm applied on each representation enables the definition of the time-frequency filters leading to the separation of the different waves. Then, in order to apply the separation algorithm to all the different recorded signals, we use the continuity from one signal to the other to perform the tracking of the different waves from one image to the next. After an initialisation step, this leads to an automatic algorithm. This algorithm is validated on a real data set and compared with a classical method. In comparison, the proposed method has the advantage to separate all the different waves simultaneously and without introducing artefact in the spatial domain. The limit of the algorithm is reached when the patterns associated to the different waves are not correctly separated in the time-frequency representation.

Time-frequency analysis, continuous wavelets transform, segmentation, watershed, seismic waves separation, tracking of the seeds.

1. Introduction

L'étude des signaux sismiques est une mine d'applications du traitement de signal. Ces signaux sont issus de l'étude du sous-sol. En génie civil par exemple, ils peuvent être utilisés pour estimer les caractéristiques du sol avant construction [Mari98]. Dans le milieu de la prospection pétrolière, les données sismiques sont utilisées pour l'étude des réservoirs d'hydrocarbures [Sheriff97]. Suivant l'application, les schémas d'enregistrement des données sont différents. Considérons par exemple la sismique de réflexion (schéma classique en géophysique illustré figure 1) : suite à la génération artificielle d'une source acoustique, différentes ondes sont émises. Des ondes, appelées ondes réfléchies, se propagent dans le sous-sol, puis remontent à la surface après s'être réfléchies au niveau d'un changement de milieu (ou changement d'impédance). Au niveau du sol, une rangée de capteurs équidistants enregistre l'arrivée de ces ondes à la surface. L'analyse de ces temps d'arrivée permet alors de remonter à la caractérisation de l'impédance acoustique du sol. Ce type d'enregistrement réalise une échographie du sous-sol [Mari98]. En pratique, le problème est que d'autres types d'ondes sont engendrés et viennent perturber l'analyse des données. Parmi ces ondes, les plus gênantes sont les ondes de surface car elles sont très énergétiques et donc gênent la visualisation des ondes réfléchies (voir figure 1).

Le signal délivré par un capteur est appelé une trace sismique, et l'ensemble des signaux délivrés par le réseau de capteurs constitue un profil (ou section) sismique. Un exemple de profil réel est présenté en temps figure 2(a) et (b) et en fréquence¹ figure 2(c) et (d). Sur les figures 2(a) et (b), l'axe temporel présente le numéro d'échantillon, et l'axe distance présente le numéro du capteur. Sur les axes des figures 2(c) et (d) se trouvent les fréquences réduites duales associées. Dans ce profil, les ondes de surface sont des ondes de Rayleigh [Rayleigh85].²

Dans le cadre du débruitage des données, un des traitements classiques en sismique consiste à extraire du profil un certain nombre d'ondes indésirables. Ces problèmes ne sont pas nouveaux et de nombreuses techniques ont d'ores et déjà été publiées dans la littérature [Yilmaz87], [Mari99], [Mars99]. Dans cet article, nous proposons un nouvel algorithme qui a pour vocation d'extraire d'un profil toutes les ondes que l'on

désire examiner ou retrancher au profil. Le choix des ondes à extraire se fait de manière supervisée par l'analyste. Une fois ce choix fait, l'extraction elle-même se fait de manière automatique.

Notre algorithme est basé sur le filtrage des différentes traces sismiques dans le plan temps-fréquence. Il est illustré sur le schéma bloc figure 3. À partir d'un profil donné, avant d'initialiser l'algorithme, on effectue deux analyses :

- une analyse dans le domaine temps-distance pour détecter la présence de propagations d'ondes et évaluer leur vitesse associée.
- une analyse fréquentielle permettant de confirmer l'interprétation précédente. L'examen conjoint des deux représentations se fait en liant la vitesse des oscillations à la fréquence temporelle, et la vitesse de propagation à la fréquence spatiale.

À la suite de cette étude, on choisit une trace (un capteur) sur laquelle les ondes sont bien séparées : la trace choisie est souvent la plus éloignée de la source, car les ondes, du fait qu'elles ont des vitesses différentes, ont eu plus de temps pour se séparer temporellement. Ensuite, afin d'avoir une meilleure description des événements sismiques, on calcule une représentation temps-fréquence de ce signal, et on initialise l'algorithme en décidant sur l'image associée quelles ondes vont être extraites du profil. Une discussion portant sur le choix de la représentation temps-fréquence utilisée pour décrire le contenu d'une trace est présentée dans la section 2.

Le reste de l'algorithme, c'est-à-dire l'étape d'extraction à proprement parler, est automatique. La première étape consiste à segmenter l'image temps-fréquence associée afin de séparer les différents motifs des différentes ondes en faisant comme hypothèse qu'à chaque onde correspond un motif de la représentation

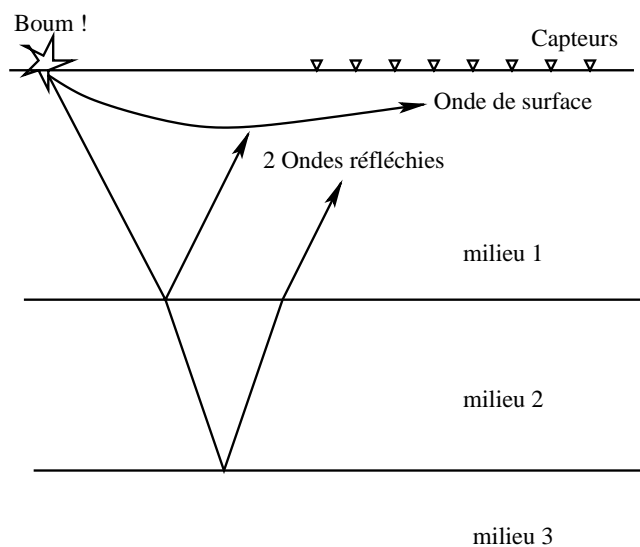


Figure 1. Enregistrement des données

¹ Le profil en fréquence est présenté par le module de la transformée de Fourier à deux dimensions [Yilmaz87].

² Concernant la composante que nous appelons l'onde de Rayleigh rapide, le lecteur peut observer en fréquence que le motif est moins bien défini que pour l'onde de Rayleigh lente. Nous interprétons ce phénomène par le fait que plusieurs ondes se propagent à des vitesses proches et ne sont donc séparées ni en fréquence ni en temps. Nous prenons alors la décision de considérer la somme de ces ondes comme une seule composante nommée l'onde de Rayleigh rapide.

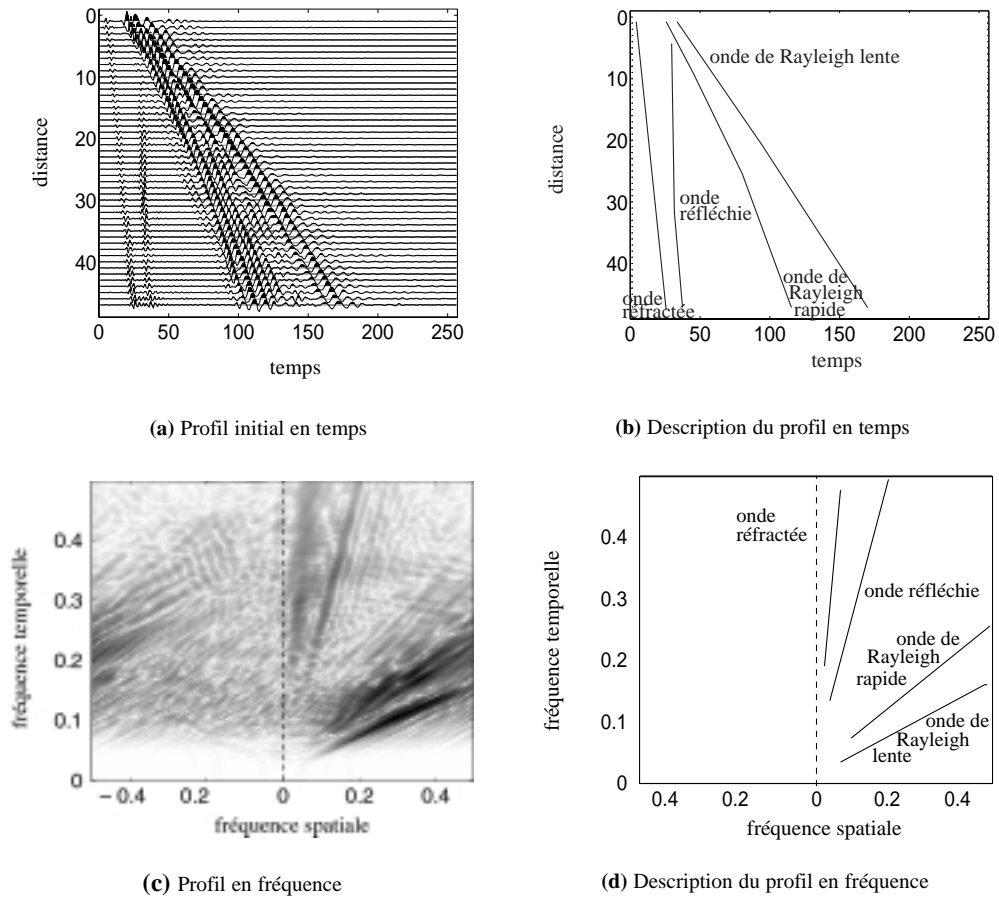


Figure 2. Présentation d'un profil réel contenant 47 traces

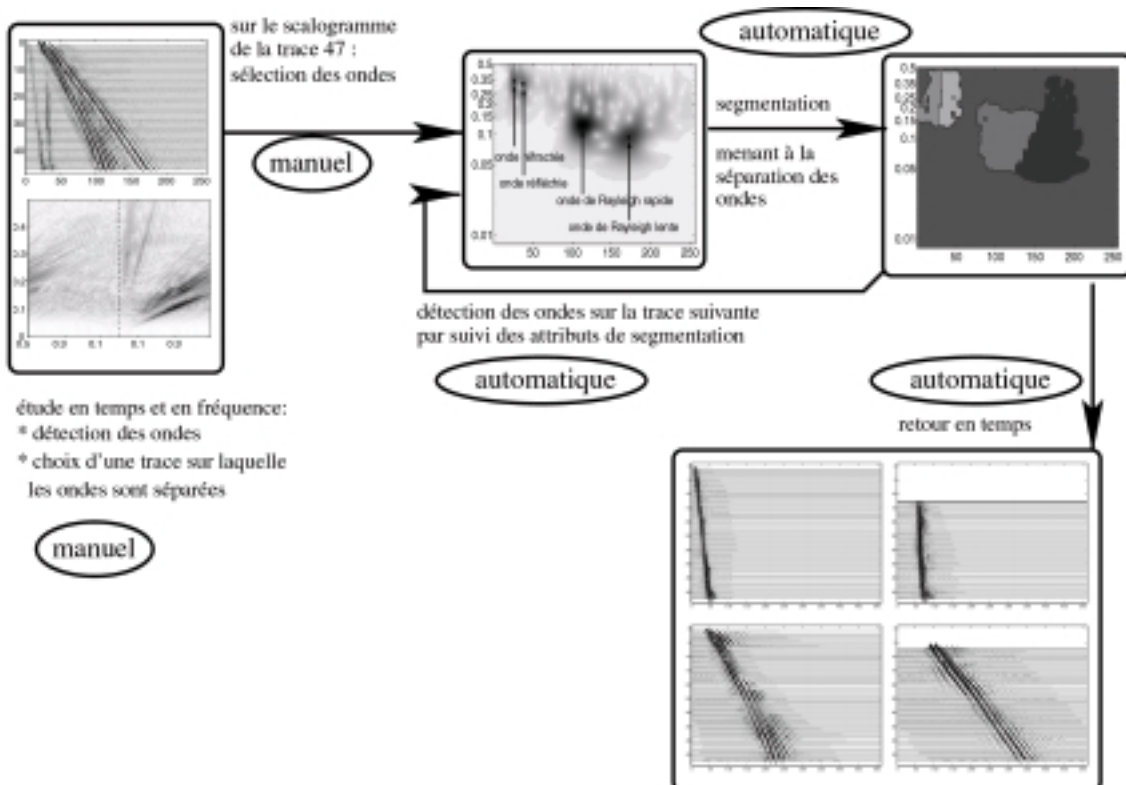


Figure 3. Algorithme de séparation d'ondes

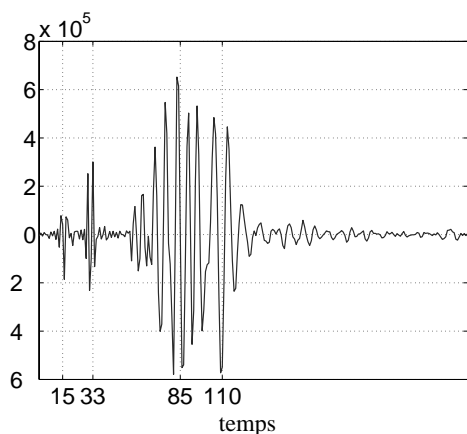
temps-fréquence. Ce problème est traité dans la section 3. Ensuite, pour appliquer le même traitement à la trace voisine, on effectue un suivi des attributs de segmentation pour suivre les motifs des ondes d'une trace à l'autre (voir section 4). Finalement, dans la dernière section, nous présentons le retour à la dimension temporelle et une validation de l'algorithme est fournie sur des données réelles incluant une comparaison avec une méthode classique en sismique.

2. Choix de l'espace de représentation

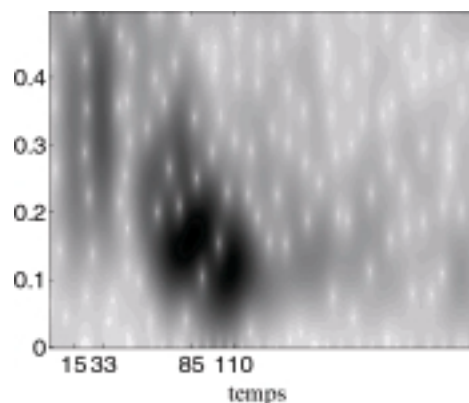
Cette partie a pour but de justifier notre choix de représentation des données. Les données utilisées sont à deux dimensions (2D) : respectivement temps et distance (ou capteurs). En géophysique, le filtrage est généralement effectué soit dans l'espace fréquence temporelle-nombre d'onde (lié à la transformée de

Fourier 2D du profil) [Yilmaz87], soit dans l'espace lenteur-retard (lié à la transformée de Radon [Hugonnet98] ou transformée de Hough [Maitre85]). Ces filtrages sont généralement performants ; cependant, leur utilisation entraîne souvent l'apparition d'artefacts dus au sous-échantillonnage dans la dimension spatiale des données et à l'évolution de la vitesse des ondes le long des capteurs. Notre algorithme propose d'effectuer le filtrage des données trace à trace (en 1D), ce qui supprime ces artefacts.

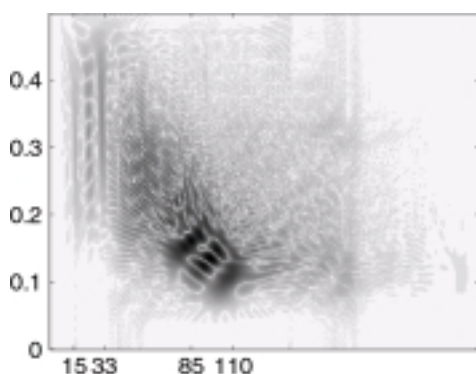
Pour un signal sismique $s(t)$ donné, le but est de trouver une représentation dans laquelle les différentes ondes ont des supports disjoints et sont donc séparables. Le caractère multi-ondes et non stationnaire des signaux sismiques indique que les représentations temps-fréquence (RTF) offrent un outil adapté. La RTF qui permet l'analyse la plus fine est celle qui présente les motifs les plus concentrés (*i.e.* les mieux localisés) tout en générant un *minimum* de termes d'interférences (ou termes croisés). De nombreux ouvrages effectuent la comparaison entre les différentes RTF en évaluant différentes propriétés : positivité, inversibilité, marginalité [Cohen95], [Hlawatsch98],



(a) Représentation temporelle



(b) $|TFCT_s(t,v)|$



(c) $|WV_s(t,v)|/2$



(d) $|TO_s(t,v)|$

Figure 4. Représentations d'un signal réel

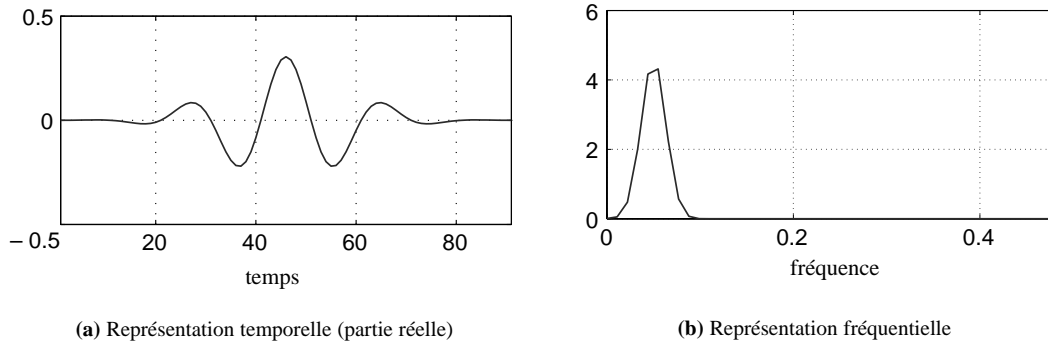


Figure 5. Représentations de l'ondelette de Morlet

[Flandrin98]. Comme l'expliquent ces ouvrages, le choix de la RTF dépend essentiellement du signal étudié et de l'application. Pour notre application, nous avons décidé d'utiliser, le plus souvent, la Transformée en Ondelettes (TO) continue dont la définition est donnée par :

$$TO_s(b,a) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t)\psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right)dt, \quad (1)$$

où b et a sont respectivement les variables de temps et d'échelle, $\psi(t)$ est l'ondelette, et $*$ l'opérateur de conjugaison. D'autres représentations temps-fréquence peuvent être utilisées, cependant la TO a plusieurs avantages :

- Le premier avantage est que cette transformation est linéaire. Ainsi, contrairement aux transformations quadratiques comme la Transformée de Wigner-Ville (TWV) [Ville48], en présence de plusieurs ondes, son utilisation n'entraîne pas l'apparition de termes d'interférences dans le plan temps-fréquence.
- Le deuxième avantage est que cette transformation a une résolution temps-fréquence adaptée à la nature des ondes sismiques. C'est d'ailleurs la raison de la mise au point de la transformée en ondelettes continue par Morlet en 1982 [Morlet82].

Pour illustrer ces deux propriétés, nous proposons d'appliquer les trois transformations suivantes : Transformée de Fourier à Court Terme ($TFCT$), Transformée de Wigner-Ville (TWV), et Transformée en Ondelettes (TO) sur une trace sismique réelle. Ces trois transformées sont appliquées sur la trace 25 du profil réel de la figure 2 (voir figure 4(a), (b), (c), (d)). Il est à noter que l'axe vertical du scalogramme (Figure d) est un axe fréquentiel logarithmique, ceci est dû au pavage dyadique du plan temps-fréquence. Sur les images issues des $TFCT$ et TO , quatre ondes sont identifiables : l'onde réfractée au temps 15, l'onde réfléchie au temps 33, l'onde de Rayleigh rapide au temps 85, et l'onde de Rayleigh lente au temps 110. L'image des coefficients issus du module de la TWV présentée figure 4(c) serait, si elle était seule, difficile à interpréter à cause des très nombreuses interférences, mais après l'observation des deux images précédentes, il est possible d'y reconnaître les quatre motifs principaux très bien définis. La visualisation de cette image per-

met de constater que les deux ondes haute fréquence nécessitent une meilleure résolution temporelle que les deux ondes basse fréquence. Ceci montre que pour cet exemple, la représentation issue de la TO est plus adaptée que celle générée par la $TFCT$. En comparaison avec la TO , les motifs des ondes haute fréquence représentés par la $TFCT$ sont dilatés horizontalement, et les motifs des ondes basse fréquence sont dilatés verticalement.

Notons de plus que pour notre approche utilisant le traitement d'image, il n'est pas pratique d'utiliser la transformée en ondelettes discrète (outils développés entre autres par Mallat et Daubechies dans les années 80 dont les livres de synthèse sont : [Mallat98], et [Daubechies92]). En effet, les images temps-fréquence des coefficients de la TO discrète sont échantillonnées de façon minimale (pas de redondance) et donc difficiles à interpréter. Dans la littérature géophysique, il est expliqué que l'avantage principal de la transformée discrète réside dans la rapidité des traitements [Deighan97]. Concernant le choix de l'ondelette ψ , notre choix s'est porté sur l'ondelette de Morlet sous sa forme analytique³ définie par :

$$\psi(t) = (\pi t_0)^{-\frac{1}{4}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t}{t_0}\right)^2 + 2i\pi\nu_0 t}, \quad (2)$$

où t_0 est lié à la largeur de l'enveloppe gaussienne et ν_0 la fréquence centrale.

La partie réelle de cette onde est présentée figure 5. Elle s'apparente aux ondes sismiques réelles, ce qui facilite leur détection. De plus, elle atteint la borne d'Heisenberg-Gabor ce qui fait d'elle une fenêtre optimale du point de vue de la résolution temps-fréquence [Flandrin98]. Enfin, la meilleure raison (citée dans la thèse de Chassande-Mottin [CM98]) est qu'avec une fenêtre gaussienne (comme Morlet), les différentes composantes sont caractérisées par des ensembles de points connexes contenant

³ La forme analytique de l'onde ajoute une partie imaginaire en quadrature avec la partie réelle pour donner un signal complexe. Ceci permet de séparer l'information d'amplitude de l'information de phase [Ville48].

un *maximum* local sur l'image du module. Une composante apparaît donc comme un « dôme » d'énergie sur l'image du module de la *TO*. Cette propriété est importante pour la compréhension de l'image temps-fréquence. Si les motifs des ondes ne se recouvrent pas, chaque onde est caractérisée par un dôme, et la séparation des différentes ondes est alors possible.

3. Séparation des différents motifs

3.1. Interprétation des images temps-fréquence

Pour chaque trace du profil sismique, nous considérons être en présence de plusieurs ondes, et d'un bruit blanc de faible amplitude. Nous désirons effectuer la partition de l'image temps-fréquence correspondante afin de séparer les différents motifs caractérisant les différentes ondes. Ce type de problème a déjà été traité dans la communauté traitement du signal. Chassande-Mottin *et al.* dans [CM97] utilise les vecteurs de réallocation pour segmenter l'image du spectrogramme. Cette approche donne des résultats parfaits pour des signaux synthétiques mais il résulte en une sur-segmentation (découpage en un nombre de régions trop important de l'image temps-fréquence) dans le cas de signaux sismiques réels à cause de la présence du bruit de faible amplitude. Il est alors nécessaire d'appliquer des post-traitements pour fusionner les régions [CM98]. Plus récemment, Hory *et al.* dans [Hory02] effectuent une analyse statistique du spectrogramme en modélisant le bruit de faible amplitude par une distribution du χ^2 centrée et le signal par une distribution du χ^2 décentrée. Cette approche n'est pas adaptée non plus pour les signaux sismiques réels car les ondes ne suivent pas convenablement la distribution du χ^2 décentrée.

Pour résoudre ce problème, nous avons choisi d'adopter une approche à la fois simple et rapide par traitement d'image. Les techniques de segmentation d'images sont classiquement regroupées dans deux grandes classes [Cocquerez95] : les approches « contours » et les approches « régions ».

- les approches « contours » cherchent à détecter des discontinuités dans l'image. Une région est alors définie comme l'intérieur d'un contour fermé. Or les régions que nous cherchons à segmenter (dômes d'énergie dans l'image du module de la *TO*) ne possèdent pas de contours marqués : au contraire, le passage entre la région et le fond se fait de manière continue. Les approches basées sur la détection de contours ne sont donc pas adaptées à notre problème. Il en va de même pour les méthodes de segmentation par contour actif et modèle déformable.

- les approches « régions » cherchent à détecter des groupes homogènes de pixels. Une région est alors définie comme un ensemble connexe de pixels respectant un prédicat d'homogénéité. Or les régions qui nous intéressent regroupent des pixels

qui prennent des valeurs très différentes (nous souhaitons agréger dans une même région les pixels correspondant au sommet du dôme d'énergie avec les pixels correspondant à la base du dôme). Ainsi, il existe au sein de chaque région à segmenter une dynamique importante qui rend les méthodes classiques basées sur l'homogénéité en niveau de gris inadaptées à notre problème. Il en va de même pour les méthodes de segmentation par classification ou par modèle statistique. Notre problème peut néanmoins s'apparenter à un problème de segmentation région si l'on considère le postulat d'homogénéité suivant : deux pixels sont considérés comme homogènes si et seulement si ils sont connectés au même *maximum* local. L'algorithme par Ligne de Partage des Eaux (LPE [Vincent91]) conduit à une segmentation respectant ce prédicat. Il s'agit d'un algorithme par croissance de régions initié par des germes qui, dans notre cas, correspondront aux *maxima* locaux de l'image du scalogramme. Cette approche a été appliquée par Pierson dans [Pierson95] puis repris dans [Leprettre02] pour segmenter le gradient de l'image du spectrogramme ⁴.

Nous rappelons brièvement le principe de cet algorithme dans le paragraphe suivant, puis nous discutons son utilisation dans le cadre de notre application.

3.2. Partition par Ligne de Partage des Eaux

Une illustration 1D de la Ligne de Partage des Eaux (*LPE*), est proposée figure 6. La courbe présentée figure 6(a) symbolise une surface percée au niveaux des *minima* locaux (appelés « germes »). L'opération de segmentation est assimilable à une immersion de la surface dans l'eau [Vincent91]. L'image figure 6(b) montre que, au cours de l'immersion, les différentes régions grandissent (chaque région est associée à un germe) en agrégeant leurs plus proches voisins. Sur l'image figure 6(c) est illustré le fait que lorsque deux régions ont un même pixel voisin, afin d'éviter la fusion des régions, un barrage est élevé pour les maintenir séparées. À la fin du procédé d'immersion (figure 6(d)), une partition de la courbe est obtenue. Ce procédé peut être généralisé en 2D, et permet alors une segmentation des images temps-fréquence. Ce type d'algorithme effectue une segmentation par croissance de germes en partant des *minima* locaux de l'image. Or, dans notre cas, les germes des régions sont les *maxima* locaux de l'image du module de la *TO*. L'algorithme tel que nous venons de le décrire sera donc appli-

⁴ La LPE est l'outil de segmentation classique proposé dans le cadre de la morphologie mathématique [Beucher93]. Il est généralement appliqué sur l'image du gradient de l'image que l'on souhaite segmenter. En effet, on suppose alors que le cœur des régions homogènes (au sens du niveau de gris) correspond aux régions de plus faible gradient et que les régions elles-mêmes sont définies comme l'ensemble des pixels connectés à ces *extrema* locaux. Dans notre cas, il est important de souligner que la LPE sera calculée directement sur l'image à segmenter.

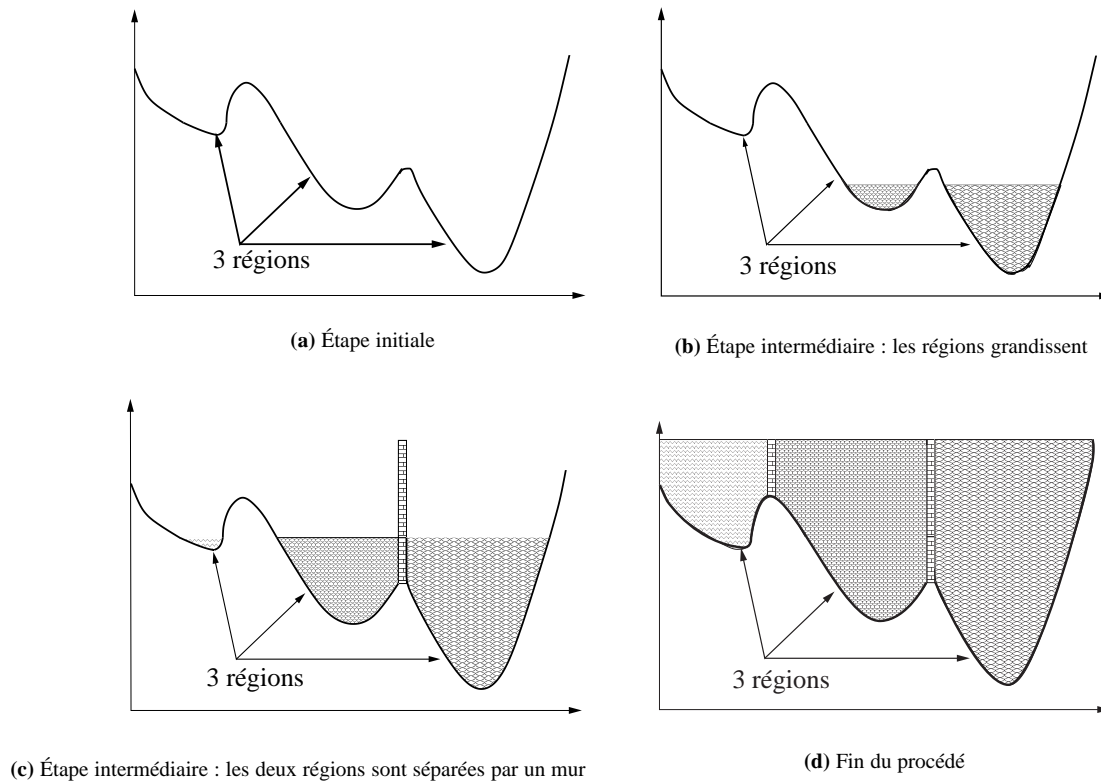


Figure 6. Découpage en quatre temps du procédé d'immersion de l'algorithme

qué sur le négatif de notre image (module « renversé »). Notons également que pour fusionner deux régions il suffit d'affecter la même étiquette aux germes correspondants (*i.e.* les *maxima* locaux de l'image).

De plus, comme on s'intéresse uniquement aux ondes de forte amplitude, lorsque la LPE est appliquée aux images de modules, le procédé est initialisé par un seuillage de l'image qui permet d'attribuer aux petites valeurs de l'image temps-fréquence généralement associées au bruit une étiquette choisie égale à 0, alors que l'étiquette des ondes sera $1, 2, \dots, N_o$. Ce procédé a aussi l'avantage d'accélérer l'algorithme puisqu'une grande partie des pixels se retrouve étiquetée avant le début de la croissance de régions. Sur la figure 7(b) est présenté le résultat de la segmentation de l'image de la figure 7(a). Pour cet exemple, l'image est quantifiée sur 256 niveaux de gris et on a choisi comme seuil 1% du *maximum* de l'image. Un seuil plus grand diminuerait le nombre de régions. La LPE propose un découpage optimisé (selon le critère de segmentation) des différentes régions et permet une séparation automatique des différentes ondes.

3.3. Conditions de bon fonctionnement

Il y a deux conditions pour que la segmentation présentée donne de bons résultats.

La première condition est que les motifs ne se recouvrent pas dans le plan temps-fréquence. Si les motifs se recouvrent par-

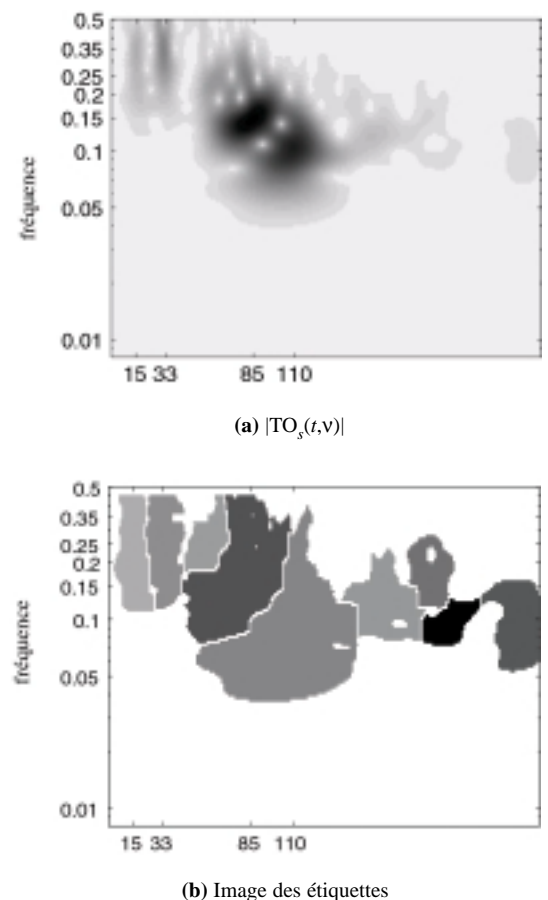


Figure 7. Segmentation d'une trace réelle

tiellement, les régions sont découpées de sorte que les ondes restent partiellement séparées (voir figure 8). Afin d'améliorer la séparation dans ce cas, il est naturel de penser à une redistribution équitable de l'énergie au niveau de la frontière. Le problème est que l'amplitude de la somme des ondes n'est pas la somme des amplitudes en raison de l'information de phase. Nous n'avons donc pas accès à l'énergie de la somme des deux ondes et la redistribution de l'énergie est donc difficile. Pour la même raison (mélange irréversible de l'information de phase), différentes approches un temps envisagées, telles que la segmentation floue ou l'interpolation des motifs pour les zones de recouvrement, n'ont pas été poursuivies. En présence d'interférences, c'est-à-dire lorsque les motifs associés à deux ondes se chevauchent, la segmentation se fait en plaçant une frontière sur la ligne de plus faible amplitude entre les motifs. La reconstruction de chaque onde se fait alors en perdant une partie de son énergie (agrégée dans une autre région) et en intégrant une partie de l'énergie provenant de l'autre onde. La seconde condition de bon fonctionnement est que le nombre de *maxima* locaux pour chacune des ondes soit strictement égal

à un (ou en tout cas que ce *maximum* local soit constitué d'une seule composante connexe). En effet, l'algorithme de LPE est très sensible au bruit. Dans la mesure où une région est associée à chacun des *maxima* locaux, la présence de bruit, même de faible amplitude, conduit à une importante sur-segmentation de l'image due à la présence de *maxima* locaux de faible dynamique. Face à ce problème, une solution consiste à appliquer comme pré-traitement un nivellement de l'image du module avec la transformation « *hmax* » [Serra88]. Cette transformation est obtenue par reconstruction géodésique de l'image du module diminué d'une amplitude *h* dans l'image de module initiale. Tous les *maxima* locaux qui ont une dynamique locale inférieure à *h* sont ainsi supprimés et ne donnent pas lieu par la suite à l'apparition d'une nouvelle région. Cette transformation illustrée en 1D figure 9 permet « d'aplatir » les *maxima* locaux de faible dynamique et ainsi d'éviter la sur-segmentation de la LPE en présence de faible bruit. La combinaison de la transformée *hmax* et de la LPE permet alors une séparation des différents motifs de la TO robuste au bruit. Le paramètre *h* de la transformation *hmax* dépend direc-

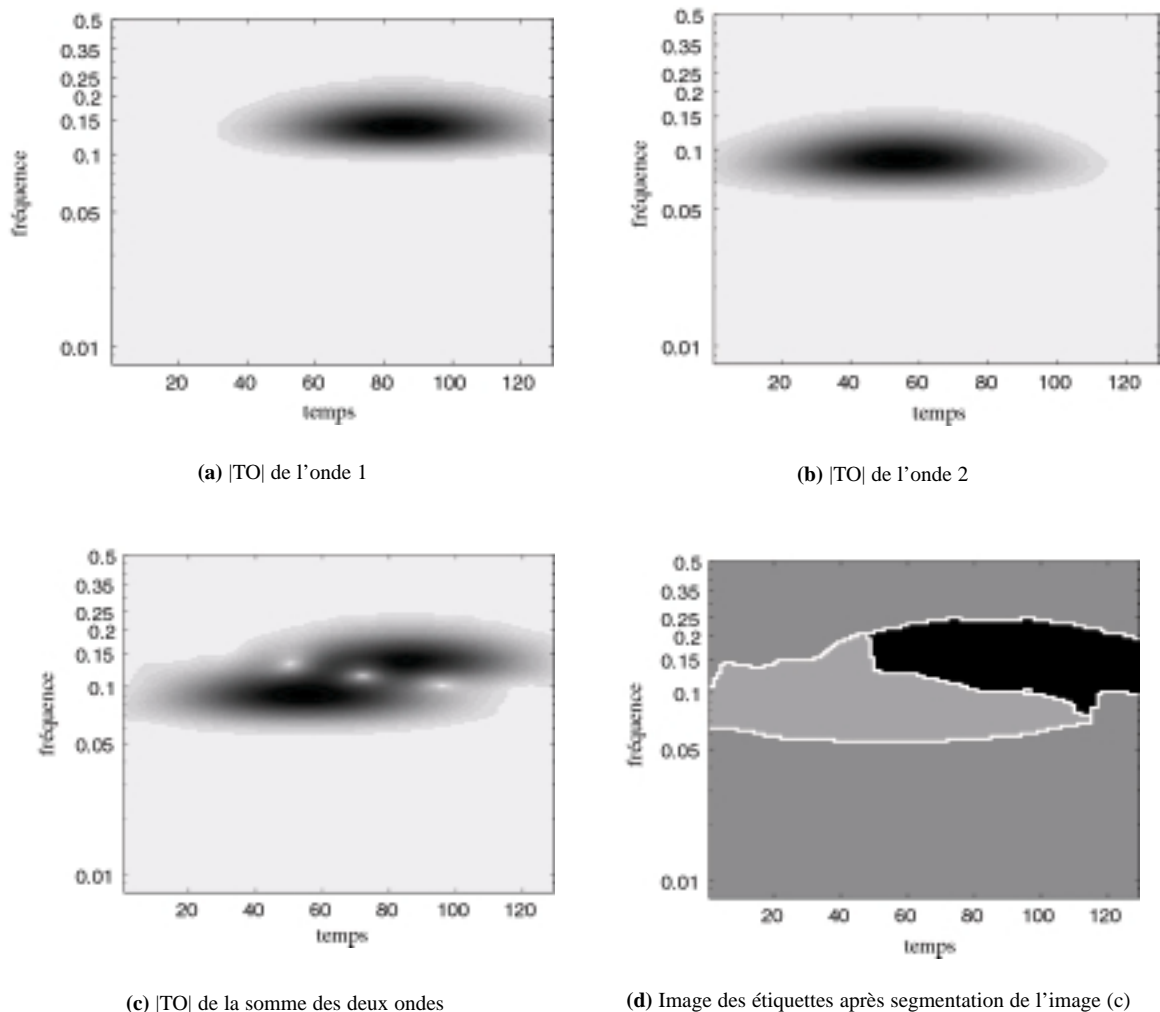


Figure 8. Recouvrement entre deux motifs

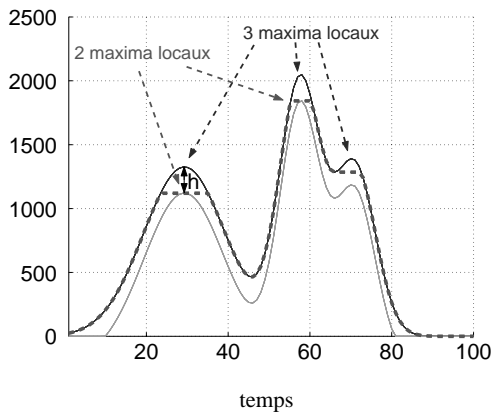
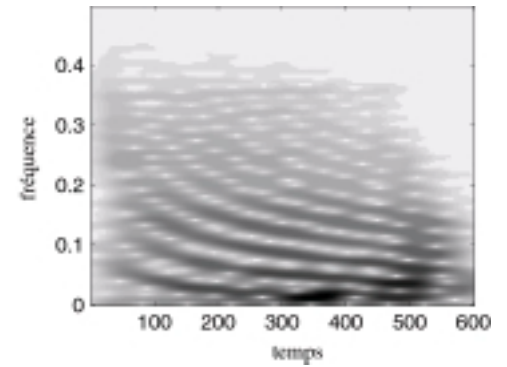
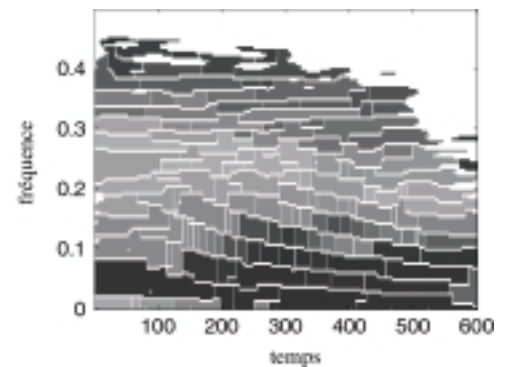


Figure 9. Illustration de la transformée $hmax$ en 1D présentant trois courbes : la courbe de départ en haut, la courbe diminuée de h en bas, et la courbe à la fin de la reconstruction géodésique au milieu (en pointillés) : seuls les deux maxima locaux de dynamique supérieure à h sont conservés.

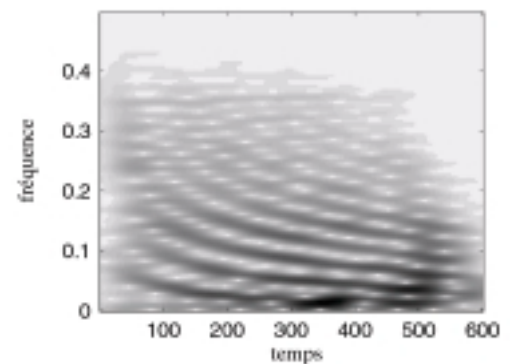
tement du rapport Signal à Bruit. Pour illustrer cet outil, on considère un signal acoustique⁵ présentant des ondes guidées. Pour chaque onde prise séparément la transformée en ondelettes est bien adaptée car la résolution fréquentielle (liée à l'inverse de la dérivée de la fréquence instantanée) augmente avec la fréquence. Cependant, comme les différentes ondes sont placées à différentes fréquences et nécessitent la même résolution temps-fréquence, il est préférable de garder la même résolution dans tout le plan temps-fréquence et donc d'utiliser la transformée de Fourier à Court Terme. Le spectrogramme de ce signal est présenté figure 10(a). Chaque composante (chaque onde guidée) est assimilable à un chirp (signal à fréquence modulée). Le résultat de la segmentation appliquée directement sur l'image de module (figure 10(b)) présente un nombre trop important de régions (sur-segmentation). En appliquant la transformation $hmax$ sur l'image du module, on obtient l'image de la figure 10(c). Le résultat de la segmentation de cette nouvelle image est présenté figure 10(d). La transformation $hmax$ a permis de diminuer efficacement la sur-segmentation pour les motifs de forte énergie. La valeur de h fixée à 8% du *maximum* de l'image a été trouvée de manière empirique. Il est clair sur cet exemple difficile que lorsque le paramètre h est trop grand, la segmentation est lâche (sous-segmentation) : par exemple les motifs de basse énergie sont fusionnés. Lorsque le paramètre h est trop petit, la sur-segmentation n'est pas supprimée : par exemple le motif de plus basse fréquence est coupé en deux⁶.



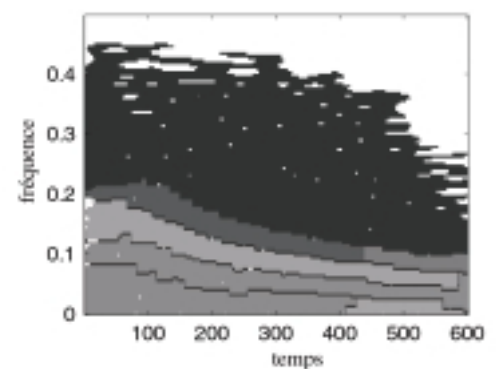
(a) [TFCT]



(b) Segmentation de [TFCT]



(c) $hmax[[TFCT]]$



(d) Segmentation de $hmax[[TFCT]]$

⁵ Ce signal provient du site illustrant la thèse de Chassande-Mottin [CM98].

⁶ Pour cet exemple, dans la thèse de Chassande-Mottin [CM98], la fusion des régions s'effectue manuellement alors qu'elle est ici automatique.

Figure 10. Présentation de la sur-segmentation et utilisation de la transformée $hmax$ en 2D

Dans ce paragraphe nous avons montré comment s'effectue la partition automatique de chaque image temps-fréquence. Nous allons à présent voir comment appliquer cette technique au profil sismique en entier en automatisant le suivi des ondes d'une trace à l'autre.

4. Application au profil sismique

4.1. Empilement des représentations temps-fréquence

Pour chaque trace du profil étudié, le module de la représentation temps-fréquence (dans notre cas, nous utilisons la TO) est calculé. En « empilant » ces images temps-fréquence, on définit un cube de données. Les trois dimensions de ce volume sont respectivement : le temps, la fréquence et la distance (éloignement du capteur à la source). Ceci est illustré sur la figure 11.

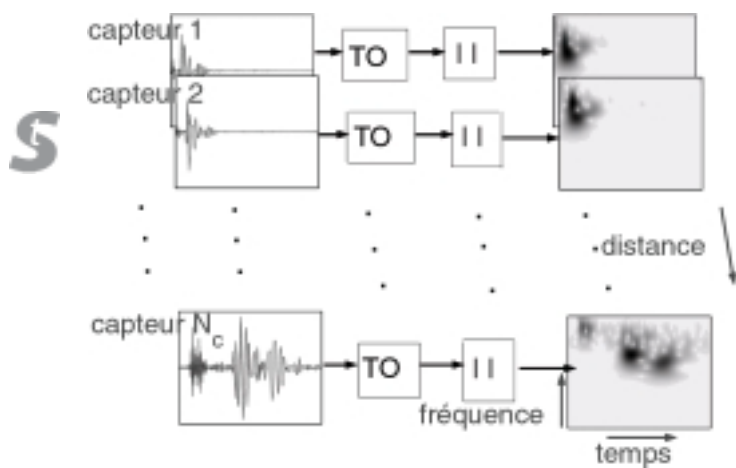


Figure 11. Calcul du volume temps-fréquence-distance par l'empilement des images temps-fréquence

La figure 12 présente l'empilement de toutes les images temps-fréquence en niveau de gris en perspective. Pour l'affichage, seuls les voxels dont l'amplitude est plus grande qu'un certain seuil sont représentés. Le volume présenté correspond au jeu de données de la figure 2. Cette image présente un cube de données : le scalogramme de la dernière trace est au premier plan et le scalogramme de la première trace est au fond de l'image. Le tout est présenté en perspective. L'axe horizontal est l'axe temporel, l'axe vertical est l'axe des fréquences et en profondeur se trouve la dimension distance (le numéro des capteurs). Visuellement, cette représentation permet de caractériser chaque propagation d'onde par un tunnel d'énergie dans le volume temps-fréquence-distance. À gauche se trouve l'onde réfractée et l'onde réfléchie (assez peu visible car de faible énergie), et à droite se trouvent les deux ondes de Rayleigh.

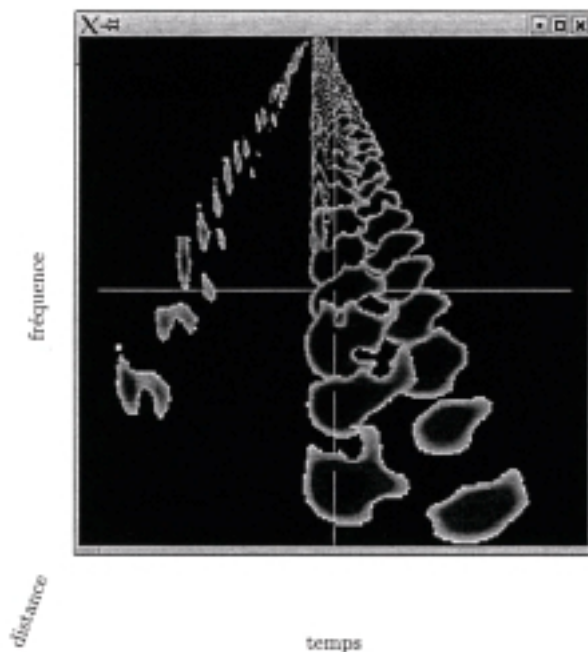


Figure 12. Représentation des données issues de la figure 2 dans le volume temps-fréquence-distance

Notre but est de séparer les différents tunnels d'énergie. Avant de présenter notre algorithme de séparation de ces tunnels, nous étudions leur nature. En particulier, nous analysons l'évolution des motifs au cours de la séquence d'images temps-fréquence.

4.2. Évolution des motifs dans la séquence d'images temps-fréquence

Dans le cas où une onde est simplement retardée de τ entre un capteur et le suivant, le motif de l'amplitude dans le plan temps-fréquence est lui aussi simplement translaté horizontalement du retard τ . Mais dans le cas où l'onde est dispersive, il est possible que l'enveloppe (ou l'amplitude) de l'onde se déplace à une vitesse différente suivant la fréquence considérée car le retard τ dépend de la fréquence. Pour le motif de l'onde dans le plan temps-fréquence, ceci entraîne que chaque ligne du motif (correspondant à une fréquence ν) n'est pas translatée de la même valeur $\tau(\nu)$. Le motif de l'onde évolue et se déforme alors d'une trace à l'autre. De plus, il peut arriver que le module du filtre de propagation H dépende aussi de ν . Par exemple, les hautes fréquences peuvent être plus atténuées que les basses fréquences. L'énergie du motif se déplace alors vers les basses fréquences et ce phénomène peut donner l'impression d'un déplacement vertical du motif. Enfin lorsque la propagation d'onde évolue d'un capteur à l'autre, le tunnel devient alors courbé.

Un autre phénomène, bien plus gênant, survient quand les motifs de deux ondes (ou plus) se recouvrent (même partiellement) dans le plan temps-fréquence. Le motif de la somme n'est pas la somme des motifs à cause de l'information de phase, et celui-ci peut subir des déformations importantes entraînant en particulier une variation du nombre de *maxima* locaux. Par

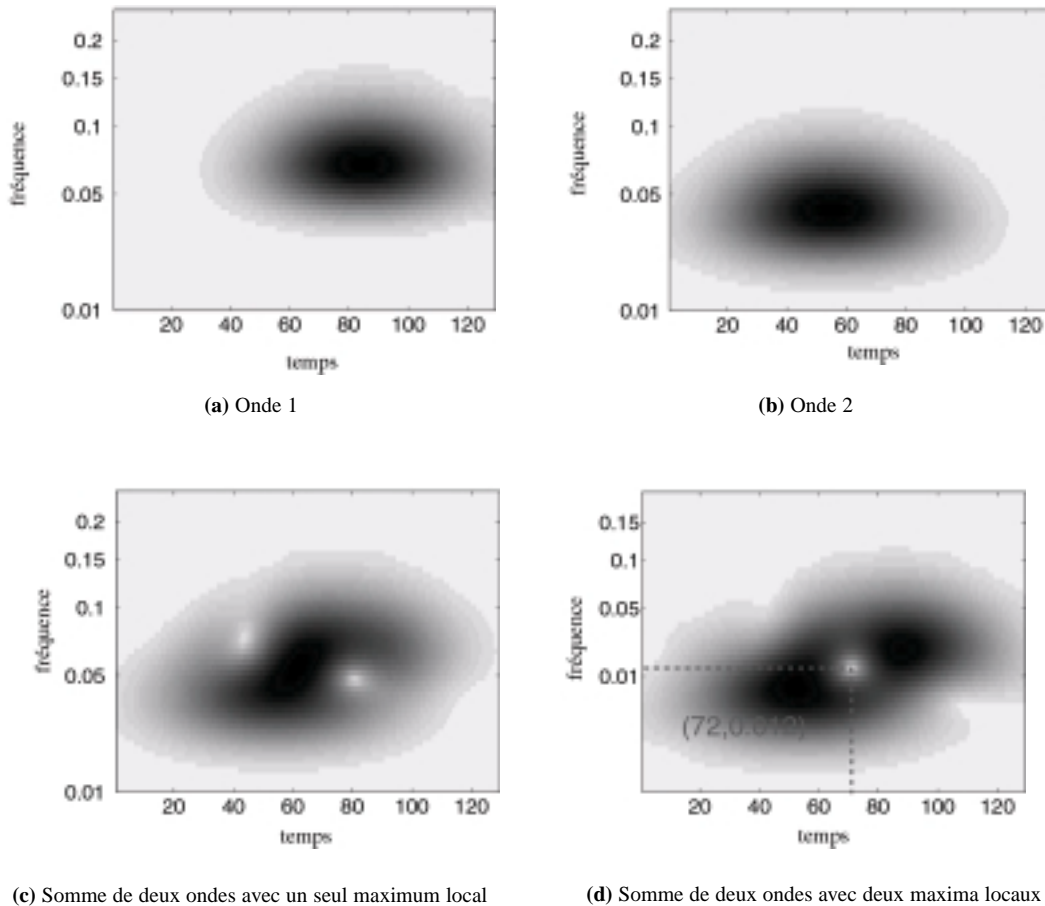


Figure 13. Exemples d'interférences entre deux ondes

exemple, considérons deux ondes qui se chevauchent dans le plan temps-fréquence (voir figure 13(a) et (b)). Nous présentons pour deux valeurs de déphasage entre les ondes, le motif du module de la somme des deux ondes (voir figure 13(c) et (d)). Chaque coordonnée du plan temps-fréquence est la somme de deux nombres complexes provenant de la contribution des deux ondes. En chaque point, suivant le déphasage entre ces deux nombres complexes, les interférences peuvent être positives ou négatives. Par exemple, le point $(72, 0.012)$ sur la figure 13(d) présente une interférence négative. Cet exemple montre que lorsque les motifs des ondes se recouvrent, le nombre de *maxima* locaux du motif de la somme dépend du déphasage entre les ondes. Cela implique aussi que le nombre de *maxima* locaux n'est pas toujours égal au nombre d'ondes présentes, et que la LPE est souvent incapable de séparer convenablement deux ondes qui ont des supports temps-fréquence non disjoints. Ce phénomène d'interférence est malheureusement fréquent dans nos données, surtout au niveau des premiers capteurs (ceux qui sont proches de la source) car les ondes de surface partent en général d'un même point temps-fréquence au niveau de la source. Sur l'image de la figure 12, cela signifie que les tunnels se rejoignent au dernier plan (*i.e.* au niveau des premiers capteurs). Quand les ondes de surface ont des vitesses différentes, lorsqu'elles atteignent les derniers capteurs, les ondes ont eu le

temps de se séparer temporellement (exemple des ondes de Rayleigh lente et rapide sur la figure 12). Par contre, quand les ondes ont des vitesses très proches, les ondes restent mélangées sur tout le profil et sont considérées comme une seule composante (exemple de la composante appelée onde de Rayleigh rapide). La difficulté pour cette composante (qui est donc la somme de plusieurs ondes) est que le déphasage entre les différentes ondes n'étant pas constant d'une trace à l'autre, la forme du motif peut varier très rapidement (voir l'évolution du motif de l'onde de Rayleigh lente dans la séquence d'images présentée figure 14). Le tunnel correspondant dans le volume de la figure 12 présente donc un nombre variable de colonnes.

4.3. Segmentation du volume

Afin de séparer les différentes ondes présentes sur un profil sismique, nous cherchons donc à segmenter le volume temps-fréquence-distance de la figure 12 dans lequel chaque onde apparaît comme un tunnel énergétique. La généralisation de l'algorithme de la LPE en trois dimensions peut apparaître comme un choix naturel. Cependant, du fait du sous-échantillonnage spatial, les *maxima* locaux ne sont pas connectés dans la dimension distance. La LPE 3D résulte donc en une sur-segmentation des tun-

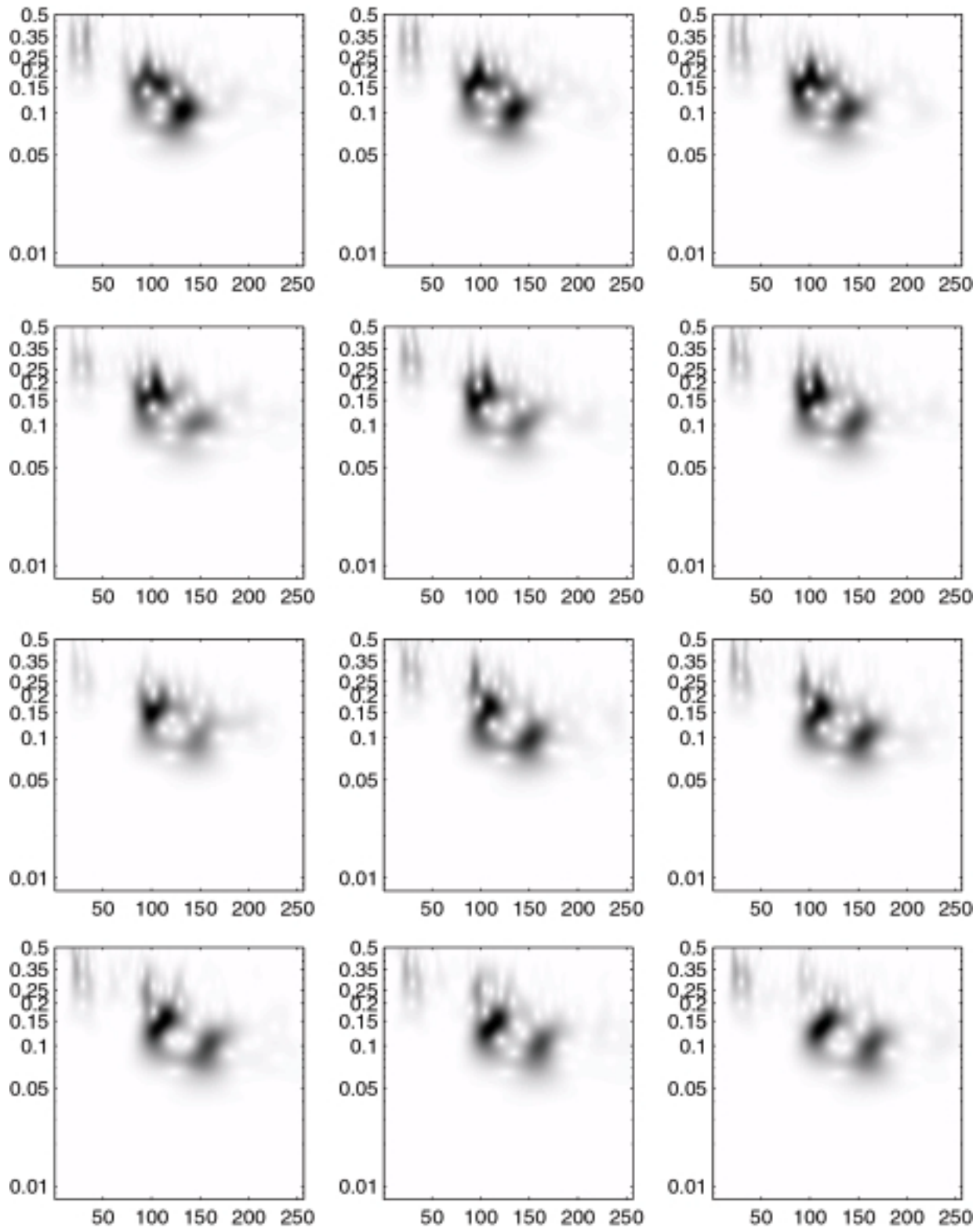


Figure 14. Séquence de douze images temps-fréquence du capteur 33 au capteur 44 du profil de la figure 2 montrant l'évolution des motifs temps-fréquence des ondes

nels. En conséquence, nous proposons une approche qualifiée de 2.5D. Elle consiste à effectuer une segmentation par LPE 2D de chacune des images temps-fréquence (comme décrit dans la section 3) incluant un suivi des germes de segmentation

d'une image à l'autre. Le suivi présente plusieurs avantages. D'une part, il permet de prendre en compte la faible continuité d'une image à l'autre. D'autre part, les germes permettant la segmentation d'une image sont pré-définis grâce à l'information a

a priori issue de la segmentation de l'image précédente. Le nombre de régions est fixé lors de la segmentation de la première image. Cette stratégie permet de tenir compte de la spécificité des différentes dimensions du volume de données, notamment de la dimension distance, tout en utilisant la redondance d'information induite par cette dimension.

4.4. Initialisation supervisée de l'algorithme

Avant de détailler l'algorithme de suivi des germes de segmentation, nous précisons son initialisation. Pour des raisons pratiques, on choisit de façon supervisée les différentes ondes que l'on veut extraire⁷. Par exemple, après avoir étudié la figure 2, on cherche 4 profils sismiques, un pour l'onde réfractée, un pour l'onde réfléchie, un pour l'onde de Rayleigh rapide, et un pour l'onde de Rayleigh lente. Pour fixer le nombre d'ondes à chercher dans le profil étudié, on étiquette de façon supervisée les *maxima* locaux correspondant aux ondes à extraire sur la trace la plus éloignée de la source ou, plus généralement, sur la trace dans laquelle les ondes sont bien séparées. Rappelons que si l'utilisateur souhaite fusionner 2 régions, il lui suffit de donner aux *maxima* locaux correspondants la même étiquette. Après cette opération, tous les *maxima* locaux ne portant pas d'étiquette sont assignés à la valeur 0 de la région du fond.

La figure 15 présente le module de la *TO* du dernier capteur. Parmi tous les *maxima* locaux présentés en noir, il nous suffit d'étiqueter en pointant avec la souris les *maxima* locaux correspondant aux ondes que l'on veut extraire du profil. Sur cet exemple, les motifs des différentes ondes (réfractée, réfléchie et Rayleigh lente (les deux à gauche et celle à droite)) sont bien définis (respectivement aux instants 24, 39, 112, 172).

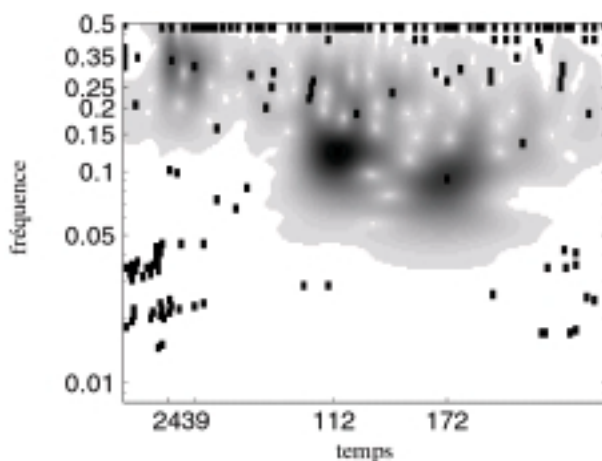


Figure 15. Module de la *TO* du dernier capteur avec, pointés en noir, tous les *maxima* locaux

⁷ Pourtant, dans le cas où les ondes sont bien séparées, il serait possible de demander à l'algorithme de choisir automatiquement le nombre de régions en localisant les *maxima* locaux de grande dynamique sur une des images temps-fréquence.

La segmentation de l'image relative au dernier capteur peut alors s'effectuer. Pour ensuite segmenter les autres images, il est souhaitable de ne pas avoir à refaire cette opération pour chacune des N_c traces. Pour étiqueter les *maxima* locaux des prochaines images et ainsi définir les germes de segmentation, un suivi automatique est effectué. Ce suivi est basé sur l'hypothèse que les motifs des ondes se déplacent peu d'un capteur à l'autre dans le plan temps-fréquence. Cette hypothèse revient à supposer que l'échantillonnage spatial n'est pas trop lâche par rapport à la vitesse des ondes.

4.5. Suivi des germes de segmentation

Dans ce paragraphe, nous détaillons le suivi. L'image du module, l'image des étiquettes et l'image des germes de la trace numéro i du profil sont notées respectivement $I(i)$, $L(i)$, et $G(i)$. $G(i,l)$ est l'image des germes de la région l de l'image i . $L(i,l)$ est l'image des étiquettes de la région l de l'image i (avec $l = 0, 1, 2, \dots, N_o$, où N_o est le nombre d'ondes à extraire). $I(i,K)$ est l'image égale à $I(i)$ sur l'ensemble des pixels K , et nulle sur le reste de l'image.

Supposons que $I(i)$ soit déjà segmentée et que l'on veuille segmenter $I(i+1)$. Il faut utiliser l'information *a priori* issue de la segmentation de $I(i)$. Les germes d'une région sont généralement situés au niveau du *maximum* d'énergie qui se trouve au milieu de la région. De plus, les motifs (et donc les germes) d'une image à l'autre se déplacent peu. Nous pouvons donc supposer que le germe l de l'image $i+1$ noté $G(i+1,l)$ est situé au centre de l'image $I(i,L(i,l))$. Pour définir cette région du centre que nous notons K , nous appliquons un seuillage à 40 % de l'image $I(i,L(i,l))$. K est donc l'ensemble des pixels tels que $I(i,L(i,l)) > 0.4 \max I(i,L(i,l))$.

Il faut ensuite trouver dans la région K sur l'image suivante $I(i+1)$ le(s) germe(s) relatifs à l'onde d'étiquette l . Si le précédent seuil de 40 % est trop grand ou que l'onde s'est déplacée trop loin, $G(i+1,l)$ n'est pas situé dans K , l'algorithme considère alors que l'onde a disparu. L'onde est alors incluse dans la région du fond, ou dans la région d'une autre onde. Si le seuil est trop petit, K risque de contenir des germes relatifs aux autres ondes et au bruit. Sinon, lorsque le seuil convient, il suffit alors de sélectionner les *maxima* locaux de $I(i+1)$ inclus dans K . Parmi tous ces *maxima* locaux, pour ne pas inclure des germes relatifs au bruit supposé de faible amplitude, un deuxième seuillage est effectué (en pratique sa valeur est prise à 50 %). Ce seuil sélectionne les *maxima* locaux de $I(i+1,K)$ plus grand qu'une certaine valeur.

Une telle opération répétée pour chacune des étiquettes l permet d'obtenir les germes de la segmentation de $I(i+1)$. Ici encore, les *maxima* locaux non assignés ont pour étiquette 0. Comme le montre la figure 16, ce procédé permet de suivre les motifs même quand le nombre de *maxima* locaux varie. Les valeurs des deux seuils ont été choisies de manière empirique, mais se sont révélées suffisamment robustes pour être appliquées à l'ensemble de nos données sismiques.

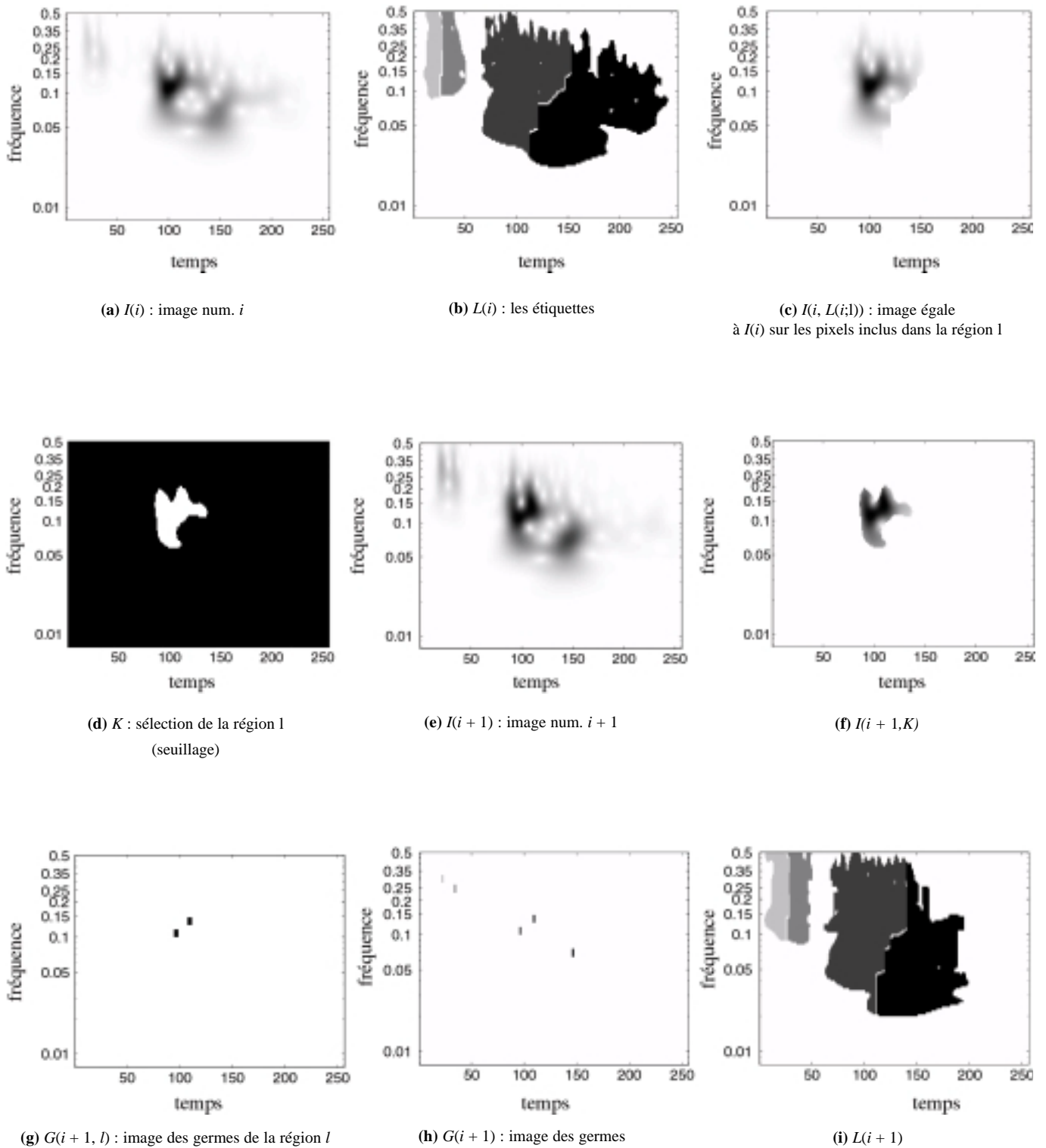


Figure 16. Suivi des germes de segmentation

La combinaison de la segmentation 2D avec le suivi défini précédemment peut s'interpréter comme une segmentation 2.5D. L'algorithme est résumé sur le schéma de la figure 17. Elle permet la segmentation du volume de l'image 12. Le

résultat est présenté figure 18 (a), (b), (c), et (d). Les quatre tunnels ont été bien séparés de façon automatique jusqu'à ce que les motifs se confondent les uns avec les autres (sur les images correspondant aux premiers capteurs).

- Initialisation :
- Définition des germes de la première image par pointage des maxima locaux.
- Seuillage de 1% de l'image puis segmentation.
- Fin initialisation.
- Pour chaque image $I(i+1)$:
- Définition du germe $G(i+1)$:
- Pour chaque l :
- $I(i, L(i, l)) = I(i)$ sur tous les pixels inclus dans $L(i, l)$ et 0 sinon.
- Définition de K par le seuillage à 40 % de $I(i, L(i, l))$.
- Définition de $G(i+1, l)$ par le seuillage à 50 % de $I(i+1, K)$.
- Fin pour chaque l .
- Fin définition du germe $G(i+1)$.
- Seuillage de 1 % de l'image $I(i+1)$ puis segmentation.
- Fin pour chaque image $I(i+1)$.

Figure 17. Schéma décrivant l'algorithme de segmentation 2.5D

5. Séparation des propagations d'ondes

5.1. Filtrage dans le plan temps-fréquence

Les analyses précédentes ont montré comment pouvait être identifiés les motifs des ondes dans les images temps-fréquence. Cette analyse permet, pour chaque onde, de caractériser un masque binaire M définissant la région de la représentation dans laquelle se trouve l'onde à extraire. Le problème est à présent de revenir à la dimension temporelle. Dans la littérature plusieurs approches ont été développées suivant la transformation étudiée. Kozek dans l'article [Kozek92] effectue la comparaison entre plusieurs types de filtrage. D'après ce papier, la méthode la plus simple consiste à faire la synthèse des coefficients complexes filtrés par le masque M , forçant ainsi à zéro le module des motifs à supprimer. Ce filtrage est équivalent à considérer comme fonction de transfert le masque lissé par le noyau reproduisant de la fenêtre utilisée. Nguyen et Mars [Nguyen99] sui-

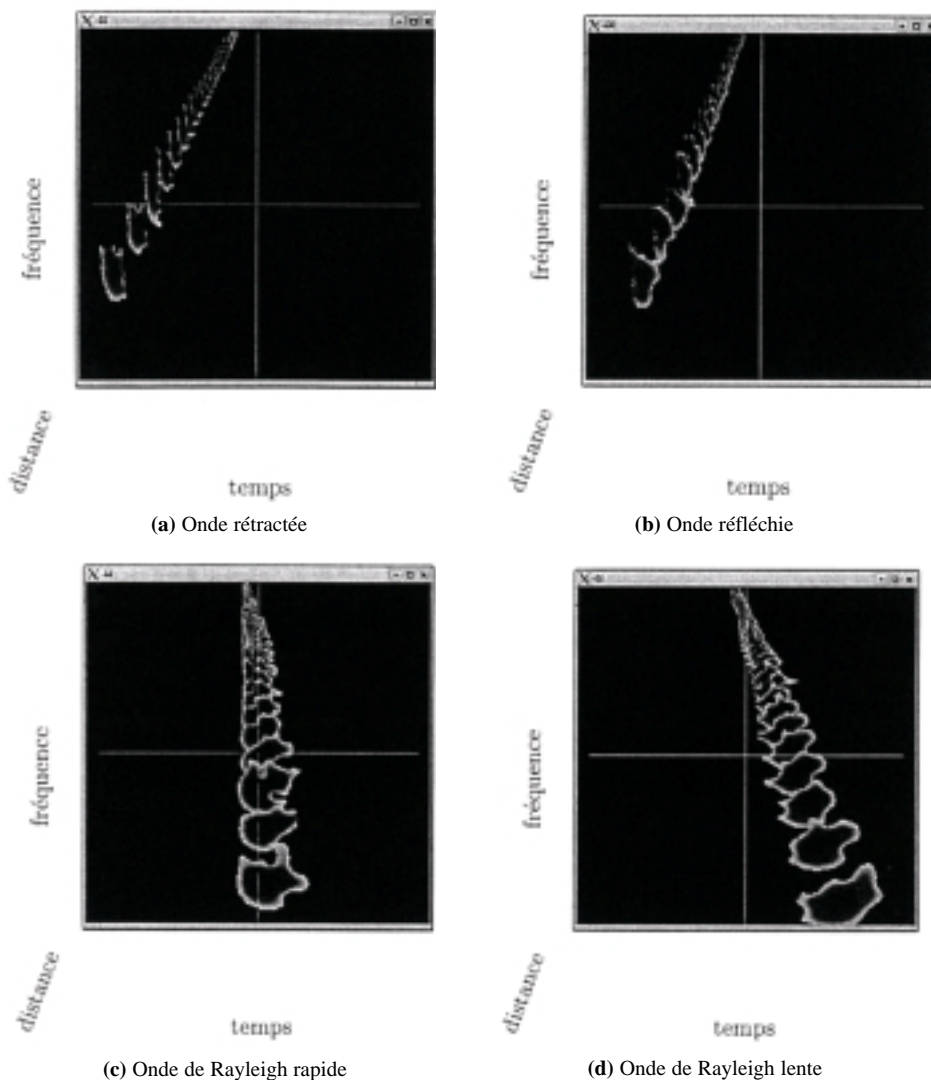


Figure 18. Résultat de la segmentation du volume temps-fréquence-distance

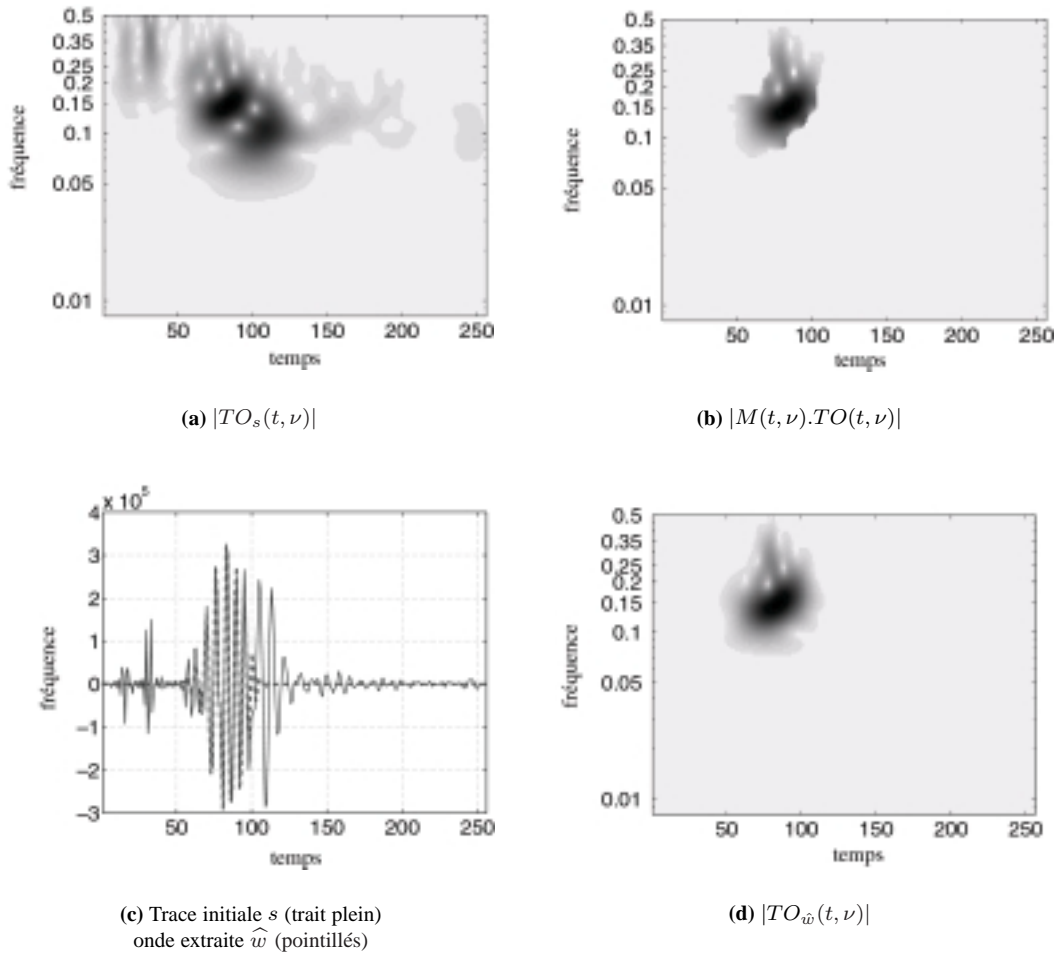


Figure 19. Segmentation et séparation sur une trace réelle

vent cette approche en l'appliquant à la TO. Boudreaux-Bartels dans [BB86] propose d'effectuer un filtrage des coefficients de Wigner-Ville. Cette approche a été appliquée en sismique dans [Toback96]. Ce problème de filtrage est encore d'actualité. Il est décrit en détails dans [Hlawatsch98]. Pour notre application, nous avons continué d'utiliser la méthode proposée par Nguyen [Nguyen99] car la complexité est faible, et les résultats sont satisfaisants.

Le filtrage est effectué en utilisant la formule de synthèse (ou Transformée en Ondelettes Inverse (TOI)):

$$s(t) = TOI[TO_s](t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{b \in \mathfrak{R}} \int_{a>0} TO_s(a, b) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \frac{1}{\sqrt{a}} db \frac{da}{a^2}, \quad (3)$$

avec

$$C_\psi = \int_0^\infty \frac{\|\Psi(\omega)\|^2}{\omega} d\omega. \quad (4)$$

Le filtrage est basé sur l'approximation que l'onde à extraire (notée w) a pour coefficient de transformée en ondelettes $TO(a, b).M(a, b)$:

$$\hat{w}(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{b \in \mathfrak{R}} \int_{a>0} M(a, b) TO_s(a, b) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \frac{1}{\sqrt{a}} db \frac{da}{a^2}. \quad (5)$$

Un exemple est présenté figure 19. Ce filtrage donne un meilleur résultat comparé au résultat qui aurait été obtenu par fenêtrage en temps ou filtrage en fréquence car les motifs sont bien séparés. La figure 19(d) présente le module de la TO du signal reconstruit pour montrer que l'onde extraite ressemble à celle désirée.

5.2. Application et comparaison des résultats

En appliquant notre filtrage pour chaque trace et pour chaque onde, on obtient à la sortie de notre algorithme N_o profils (voir figure 20). Pour pouvoir effectuer une comparaison avec les méthodes classiques du traitement des signaux sismiques, nous présentons les résultats du filtrage en fréquence avec la transformée de Fourier à deux dimensions. Cette méthode est couramment utilisée en traitement des signaux sismiques [Yilmaz87]. Elle s'effectue en trois étapes :

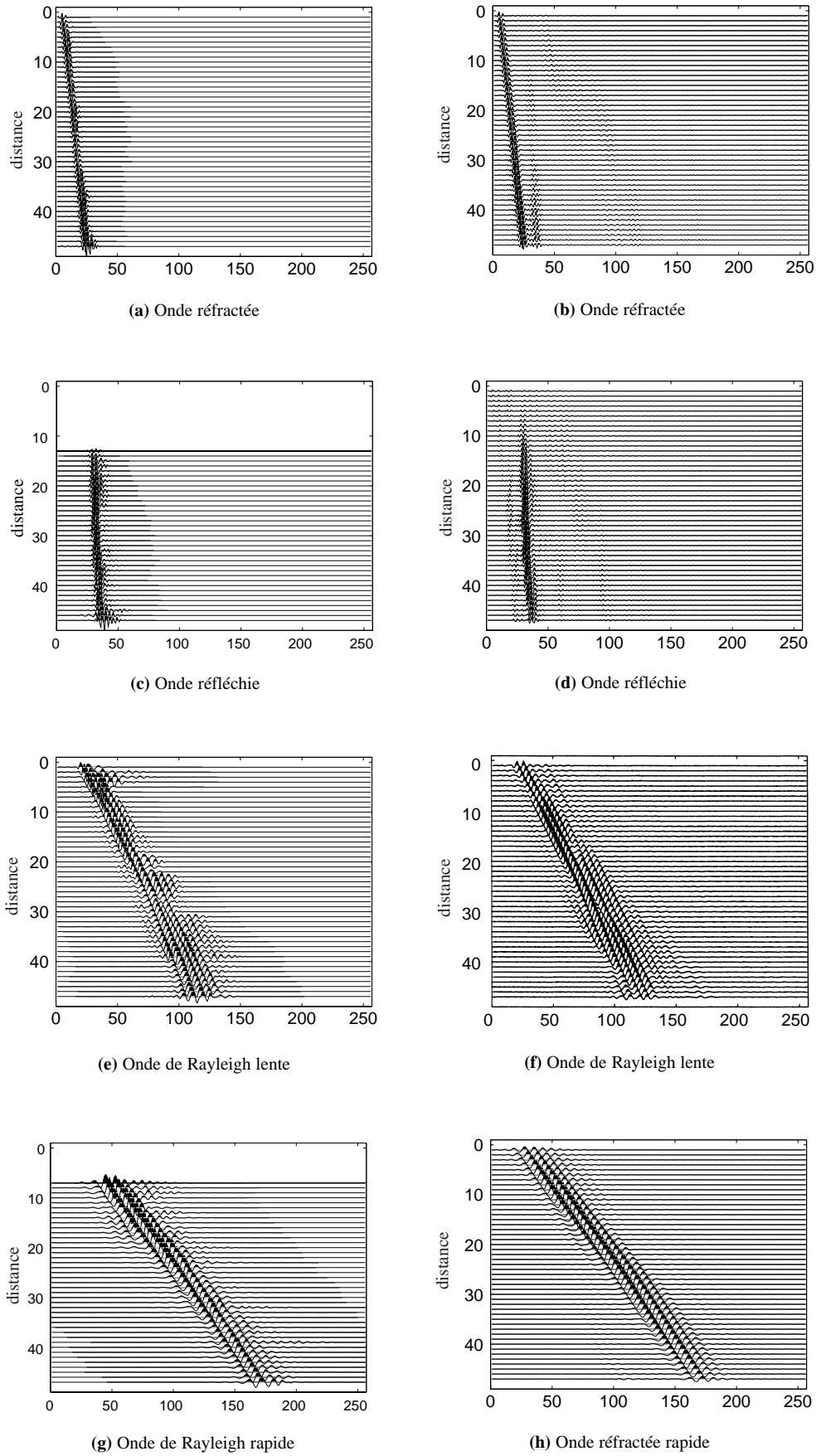


Figure 20. Différences entre les ondes extraites par filtrage temps-fréquence (à gauche) et par filtrage en fréquence (TF2D) (à droite)

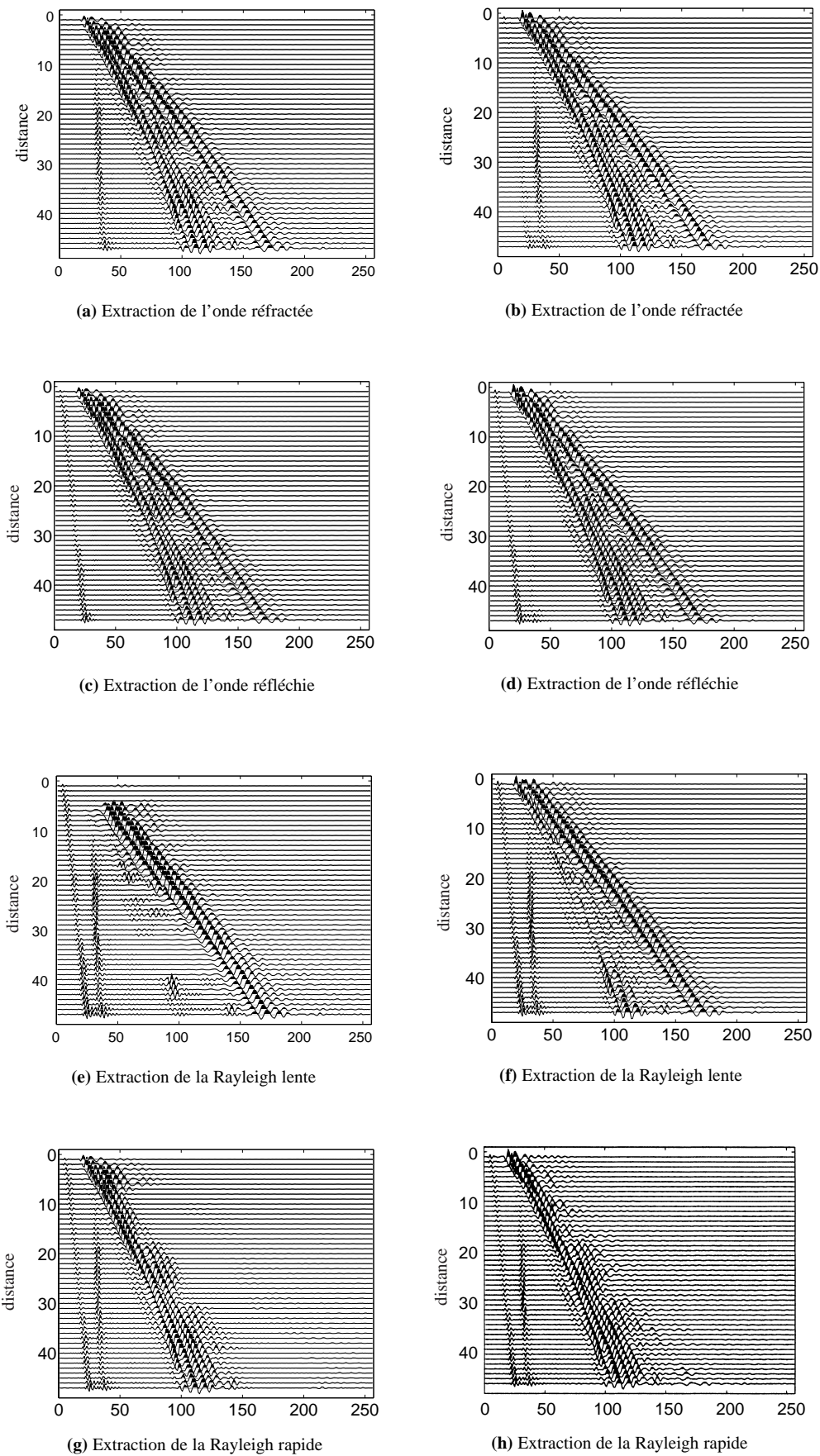


Figure 21. Profil après extraction. Différences entre les ondes extraites par filtrage temps-fréquence (à gauche) et par filtrage en fréquence (TF2D) (à droite).

- Calcul de la transformée de Fourier à deux dimensions du profil sismique.
- Caractérisation manuelle d'un gabarit de filtre dans l'espace des fréquences.
- Calcul de la transformée de Fourier à deux dimensions inverse des coefficients multipliés par le filtre.

La figure 20 présente les propagations d'ondes extraites avec l'algorithme présenté et avec le filtrage en fréquence. Ces profils montrent que notre algorithme n'introduit pas de résidu comme le fait le filtrage par *TF2D* (voir figure 20 (b) la présence de résidu d'onde réfléchi dans le motif de l'onde réfractée). Il n'y a pas d'effet de bord, ni de problème d'aliasing [Yilmaz01]. Ces profils montrent aussi la limite du pouvoir de séparation de notre algorithme. Lorsque les motifs des ondes se recouvrent, les régions ne sont plus séparables et le nombre de régions diminue. Ceci explique les zones sans signal au niveau des premiers capteurs sur les figures 20 (c) et (g). L'onde réfléchie est incluse dans le motif relatif à l'onde de Rayleigh rapide sur les premiers capteurs.

La figure 21 présente ensuite le profil après extraction des différentes ondes pour chacune des deux méthodes. Ces profils montrent que les ondes ont été plus efficacement extraites avec notre méthode qu'avec la méthode par filtrage en fréquence. De plus, notre algorithme a l'avantage d'effectuer automatiquement la séparation simultanée des différentes ondes telle qu'elle pourrait être effectuée par l'utilisateur manuellement sur chaque trace séparément. Ce résultat a été validé par des géophysiciens qui ont apprécié la robustesse de l'extraction et l'absence d'artefacts. La validation des résultats sur des données réelles ne peut se faire que par l'appréciation visuelle des géophysiciens du profil extrait et du résidu car nous n'avons pas accès à la vérité terrain.

6. Conclusion

Dans le cadre de la propagation des ondes sismiques, nous proposons un algorithme permettant l'extraction simultanée de toutes les ondes présentes dans les données de façon automatique, rapide et simple. Pour mettre au point notre algorithme, nous avons utilisé les représentations temps-fréquence. Elles se montrent être d'excellents outils d'analyse des signaux sismiques. Pour automatiser et optimiser au sens du traitement d'image le découpage des images temps-fréquence permettant la séparation des différentes ondes, nous avons utilisé et adapté l'algorithme de segmentation appelé Ligne de Partage des Eaux. De plus, pour appliquer cet outil à l'ensemble des traces, nous avons mis au point un algorithme de suivi des germes de segmentation permettant le suivi des ondes d'une trace à l'autre. Il est à noter, que notre algorithme peut facilement être adapté à d'autres types de données sismiques en adaptant le suivi des germes entre les traces.

La comparaison des performances sur des données réelles a montré que notre algorithme est robuste, automatisé, et n'introduit pas d'artefact. Cependant, la limitation de notre méthode

reste que, la séparation étant effectuée dans le plan temps-fréquence, cet algorithme ne pourra pas séparer totalement des ondes dont les motifs correspondants se chevauchent dans le plan temps-fréquence.

Afin de lever cette limitation, il est nécessaire de prendre en compte des informations supplémentaires. Des travaux dans ce sens ont été présentés dans [Roueff02] pour l'utilisation de la polarisation et dans [Roueff03] pour l'utilisation de la vitesse.

Références

- [BB86] G. F. Boudreaux-Bartels et T. W. Parks, « Time-Varying Filtering and Signal Estimation Using Wigner distribution time-frequency signal representation », *IEEE Transactions on Acoustic, Speech, Signal Processing*, vol. 34, 1986, pp. 442-451.
- [Beucher93] S. Beucher et F. Meyer, *Mathematical morphology in image processing*, chap. the morphological approach to segmentation: the watershed transformation, pp. 433-481, Marcel Dekker, New York, 1993.
- [CM97] E. Chassande-Mottin, F. Auger, I. Daubechies et P. Flandrin, « Partition du plan temps-fréquence et réallocation », *16^{ème} colloque GRETSI'97, Grenoble, France*, pp. 1447-1450, 1997.
- [CM98] E. Chassande-Mottin, *Méthodes de réallocation dans le plan temps-fréquence pour l'analyse et le traitement de signaux non stationnaires*, Thèse de doctorat, Université de Cergy-Pontoise, 1998.
- [Cocquerez95] J.P. Cocquerez et S. Philipp, *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, ouvrage collectif du GdR ISIS, Masson, 1995.
- [Cohen95] L. Cohen, *Time-Frequency Analysis*, Prentice Hall PTR, Englewood Cliffs, New Jersey, 1995.
- [Daubechies92] I. Daubechies, *Ten lectures on Wavelets*, SIAM, 1992.
- [Deighan97] A. J. Deighan et D. R. Watts, « Ground-roll suppression using the wavelet transform », *Geophysics*, vol. 62, n°6, 1997, pp. 1896-1903.
- [Flandrin98] P. Flandrin, « Temps-fréquence », Academic Press, 1998.
- [Hlawatsch98] F. Hlawatsch, *Time-Frequency Analysis and Synthesis of Linear Signal Spaces: Time-Frequency Filters, Signal Detection and Estimation, and Range-Doppler Estimation*, Boston (MA), Kluwer, 1998.
- [Hory02] C. Hory, N. Martin et A. Chehikian, « Spectrogram segmentation by means of statistical features for non-stationary signal interpretation », *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, n°12, 2002, pp. 2915-2925.
- [Hugonnet98] P. Hugonnet, *La transformée de Radon généralisée et ses applications à la sismique*, Thèse de doctorat, Université de Pau et des pays de l'Adour, 1998.
- [Kozek92] W. Kozek et F. Hlawatsch, « A comparative study of linear and nonlinear time-frequency filters », *Proceedings of the IEEE-SP International Symposium*, 1992, pp. 163-166.
- [Leprettre02] B. Leprettre et N. Martin, « Extraction of pertinent subsets from time-frequency representations for detection and recognition purposes », *Signal Processing*, vol. 82, 2002, pp. 229-238.
- [Maitre85] H. Maitre, « Un panorama de la transformation de Hough », *Traitement du Signal*, vol. 2, n°4, 1985, pp. 305-317.
- [Mallat98] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Academic Press, 1998.
- [Mari98] J.L. Mari, G. Arens, D. Chapellier, P. Gaudiani, *Géophysique de Gisement et de Génie Civil*, Ed Technip, Paris, 1998.

- [Mari99] J.L. Mari, F. Glangeaud et F. Coppens, *Signal Processing for Geologists and Geophysicists*, Ed Technip, Paris, 1999.
- [Mars99] J. Mars, J.W. Rector et S. K. Lazaratos, « Filter formulation and wavefield separation of cross-well seismic data », *Geophysical Prospecting*, 1999, pp. 611-636.
- [Morlet82] L. Morlet, G. Arens, E. Fourgeau et D. Giard, « Wave propagation and sampling theory, 1, Complex signal and scattering in multilayered media », *Geophysics*, 1982, pp. 203-221.
- [Nguyen99] M.Q. Nguyen et J. Mars, « Seismic wave separation using continuous wavelet transform and wavelet packet », *XXIV Meeting of European Geophysical Society*, Paris, pp. 94-100, 1999.
- [Pierson95] V. Pierson et N. Martin, « Watershed segmentation of time-frequency images », *IEEE workshop on Non Linear Signal and Image Processing (NSIP'95)*, Haldikiki-Greece, 1995, pp. 1000-1003.
- [Rayleigh85] Lord Rayleigh, « On Waves Propagated along the Plane Surfaces of an Elastic Solid », *Proc. London Math. Soc.*, pp. 4-11, 1885.
- [Roueff02] A. Roueff, J. Chanussot et J.I. Mars, « Estimation of polarization on time-scale plane for seismic wave separation », *11th European Signal Processing Conference (EUSIPCO'02)*, Toulouse, France, pp. 29-32, 2002.
- [Roueff03] A. Roueff, H. Pedersen, J. I. Mars et J. Chanussot, « Simultaneous Group and Phase Correction for the Estimation of Dispersive Propagating Waves in the Time-Frequency Plane », *International Conference on Acoustic Speech and Signal Processing, ICASSP'03, Hong-Kong*, pp. 429-432, 2003.
- [Serra88] J. Serra, *Mathematical Morphology*, Academic Press, London, 1988.
- [Sheriff97] R.E. Sheriff, *Reservoir geophysics*, Society of Exploration Geophysicists (SEG), 1997, 3rd édition.
- [Toback96] T. Toback, P. Steeghs, G. G. Drijkoningen et J.T. Fokkema, « Decomposition of seismic signals via time-frequency representation », *Proceedings of the 66th Conference of the Society of Exploration Geophysicists (SEG'96)*, Denver, Colorado USA, pp. 1638-1641, 1996.
- [Ville48] J. Ville, « Théorie et applications de la notion de signal analytique », *Cables et Transm.*, vol. 2A, 1948, pp. 61-74.
- [Vincent91] L. Vincent et P. Soille, « Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm based on Immersion Simulation », *IEEE Trans. PAMI*, vol. 13, n°6, 1991, pp. 583-598.
- [Yilmaz87] O. Yilmaz, *Seismic Data Processing*, Society of Exploration Geophysicists (SEG), 1987.
- [Yilmaz01] O. Yilmaz, *Seismic Data Analysis*, Society of Exploration Geophysicists (SEG), 2001.



Antoine Roueff

Diplômé Ingénieur en Génie Électrique de l'Institut National Polytechnique de Grenoble en 2000 (ENSIEG / INPG), Antoine Roueff a effectué une thèse portant sur le développement d'approches multi-composantes pour le traitement des signaux sismiques dans le plan temps-fréquence au Laboratoire des Images et des Signaux (LIS) de l'INPG. Après cette thèse soutenue en 2003, il a intégré le laboratoire de Détection et Sismologie Opérationnelle (DSO) au Commissariat à l'Énergie Atomique (CEA / DASE) pour y effectuer un stage post-doctoral. Dans le cadre de la surveillance de l'environnement, ses recherches portent principalement sur le développement et l'application d'opérateurs de traitement du signal et du traitement d'images pour la détection, et la classification d'évènements hydroacoustiques.



Jérôme I. Mars

Jérôme Mars a obtenu un Master-Recherche de Géophysique en 1986 de l'Université Joseph Fourier (UJF, Grenoble) et un Doctorat en Traitement du Signal en 1988 de l'Institut National Polytechnique de Grenoble (INPG). De 1989 à 1992, il a effectué un séjour post-doctoral au Centre d'Étude des PHénomènes Aléatoires et Géophysiques (CEPHAG) de Grenoble. De 1992 à 1995, il était professeur invité et chercheur au Materials Sciences and Mineral Engineering Department de l'Université de Berkeley, Californie. Il est actuellement maître de conférences en traitement du signal à l'INPG et effectue ses recherches au Laboratoire des Images et des Signaux (LIS). Ses centres d'intérêt incluent le traitement de signaux sismiques et acoustiques, les méthodes de séparation d'ondes, l'analyse temps-échelle et temps-fréquence et la géophysique appliquée. Jérôme Mars est titulaire d'une Habilitation à Diriger des Recherches et est responsable de l'équipe Signaux et Images dans les milieux Naturels (SIN) au sein du LIS. Il est membre de la Society of Exploration and Geophysicists (SEG) et de l'European Association of Geoscientists and Engineers (EAGE).



Jocelyn Chanussot

Diplômé Ingénieur en Génie Électrique de l'Institut National Polytechnique de Grenoble en 1995 (ENSIEG / INPG), Jocelyn Chanussot a effectué une thèse portant sur le développement d'approches vectorielles et marginales pour le traitement d'images multi-composantes au Laboratoire d'Informatique, Systèmes, Traitement de l'Information et de la Connaissance (LISTIC) de l'Université de Savoie à Annecy. Après cette thèse soutenue en 1998, il a intégré le laboratoire Géographie, Imagerie Perception (GIP) du Centre Technique d'Arcueil (DGA / CTA). Depuis 1999, il est maître de conférences à l'INPG et effectue ses recherches au Laboratoire des Images et des Signaux (LIS) au sein de l'équipe Signaux et Images dans les milieux Naturels (SIN). Ces « milieux naturels » concernent aussi bien le sous-sol (signaux sismiques), le milieu marin (signaux sonar à synthèse d'ouverture) que le ciel (télédétection satellitaire). Dans ce cadre général, ses recherches portent principalement sur le développement et l'application d'opérateurs de traitement d'images en liaison avec l'application.

Minh Quy Nguyen

Minh-Quy Nguyen, ingénieur de l'ENSIEG, DEA en Signal, Image, Parole et Telecom en 1996, Doctorat de l'INPG en traitement du signal en 2000, au laboratoire LIS UMR5083. Actuellement Directeur de projets à Niji (www.niji.fr), en charge des projets d'intégration de solutions clés en main, autour des services et applications de la voix sur IP et des solutions de mobilité multimedia.