

Chapitre 2

Méthodes d'obtention du macromodèle

Sommaire

2.1	Analyse basée sur les rais	32
2.1.1	Tomographie des premières arrivées	32
2.1.2	Tomographie en réflexion	33
2.1.3	Ajout de contraintes et d'information physique	34
2.1.4	De la théorie des rais à l'équation des ondes	35
2.2	Analyse basée sur le champ d'ondes dans le domaine temporel	35
2.2.1	L'inversion des formes d'ondes	35
2.2.2	Résolution de la méthode	37
2.2.3	Construction du macromodèle	38
2.2.4	Alternatives	39
2.3	L'analyse de vitesse par migration, méthode dans le domaine migré	40
2.3.1	Méthodes d'analyse du résidu dans l'image migrée	41
2.3.2	Le modèle étendu, lien entre l'analyse de vitesse par migration et l'inversion des formes d'ondes	42
2.4	Bilan	50
2.5	Conclusion	51

Dans ce chapitre, je présente différentes méthodes d'obtention du macromodèle de vitesse, contenant les grandes longueurs d'ondes, et présenté dans le **Chapitre 1**. La première partie est consacrée aux méthodes historiques basées sur la théorie des rais : les tomographies des temps de trajet ([Bishop et al., 1985](#)). De plus en plus automatiques, ces méthodes sont encore très utilisées dans l'industrie ([Woodward et al., 2008](#)). Je présente ensuite différentes méthodes basées sur l'équation des ondes, plus robustes dans les cas de géologie complexe : l'inversion des formes d'ondes dans son mode tomographique ([Sava and Biondi, 2004](#); [Symes, 2008b](#)). Cette évolution, présentée partie 2.1.4, permet de prendre en compte le champ d'ondes complet, sans avoir à décomposer les données en terme de temps de trajet, d'amplitude et de signature de la source. Ces méthodes d'analyse de vitesse peuvent être définies dans le domaine des données, ainsi que dans le domaine image (ou migré en profondeur). Dans le domaine des données, l'inversion des formes d'ondes permet l'obtention d'un modèle haute résolution. Cependant, un modèle initial contenant

les grandes longueurs d'ondes est nécessaire à une bonne convergence (Virieux and Operto, 2009; Fichtner, 2010). Dans le domaine image (ou migré), l'analyse de vitesse par migration, qui repose intrinsèquement sur une décomposition d'échelle (migration + tomographie), permet de mettre à jour ce macromodèle. Dans cette méthode, le résidu sur l'image migrée correspondant à un modèle incorrect, est analysé pour remettre à jour le modèle de vitesse. Différentes variantes de cette méthode d'optimisation sont présentées à travers l'introduction du modèle étendu, qui représente le lien entre l'analyse de vitesse par migration et l'inversion des formes d'ondes (Symes, 2008b). La semblance différentielle, introduite par Symes and Carazzone (1991), est un outil d'analyse locale de cohérence des images robuste vis-à-vis du modèle initial. Différentes formulations de semblance différentielle sont présentées dans ce chapitre ; l'orientation profondeur est utilisée dans cette étude. Je clos ce chapitre par un récapitulatif de différentes applications sur données réelles basées sur cette dernière méthode.

2.1 Analyse basée sur les rais

La théorie des rais repose sur l'approximation asymptotique haute fréquence de l'équation des ondes. Dans cette approximation, le champ d'onde dépend de la signature de la source, d'un terme d'amplitude et d'un terme de temps de trajet (Courant and Hilbert, 1962; Červený et al., 1977). Les données sont alors réduites à leur temps d'arrivée correspondant à certains événements pointés. Les temps d'arrivée de différents types d'ondes peuvent en effet être utilisés, telles que les ondes transmises, les ondes réfléchies et même les ondes de surface (que l'on ne décrit pas ici, ces ondes étant plutôt utilisées en sismologie ou en imagerie très peu profonde). Différents événements doivent être pointés dans les sismogrammes. Les différentes natures des ondes permettent d'obtenir la meilleure illumination.

La tomographie des temps de trajet est un problème inverse, qui cherche à déterminer le modèle de vitesse qui minimise la différence entre les événements interprétés et ceux calculés numériquement par tracé de rais. Une fonction coût classique est :

$$J(m) = \frac{1}{2} \|T_{obs} - T(m)\|^2, \quad (2.1)$$

où T_{obs} est le temps d'arrivée pointé et m le modèle de paramètres recherchés. Les résidus sont calculés pour des positions de récepteurs donnés.

Le problème étant sous-déterminé, la solution n'est donc pas unique (Tarantola, 1987; Aki and Richards, 2002), et de l'information a priori doit être introduite, afin de mieux contraindre l'inversion, comme par exemple des régularisations sur le modèle de vitesse (Delprat-Jannaud and Lailly, 1993). Différentes régularisations sont présentées dans la partie 2.1.3.

2.1.1 Tomographie des premières arrivées

Le terme « premières arrivées » regroupe les ondes directes, diffractées, réfractées ou plongeantes. Très utilisées en sismologie (Nolet, 1987; Zelt and Barton, 1998), le pointé de ces événements est a priori plus facile que ceux des données réfléchies, de par leur définition. En

imagerie sismique, ces ondes sont principalement utilisées dans le cas de structures peu profondes, en raison de la profondeur de pénétration limitée de ces ondes (Toomey et al., 1994), comme pour des études de contamination de sols (Zelt et al., 2006). Ces ondes apportent également la meilleure illumination entre puits verticaux (Dines and Lytle, 1979; Peterson et al., 1985). De même une tomographie en transmission peut être utilisée dans la détection de failles en considérant des sources en surface et des récepteurs enterrés (Vi Nhu Ba, 2014).

Cette méthode est très sensible à l'illumination et le pointé peut être rendu difficile par la géologie complexe. En sismologie, des grands offsets peuvent être utilisés, ce qui n'est pas toujours le cas lors de campagnes d'exploration, d'où la difficulté à illuminer la partie plus profonde à l'aide de ces ondes. La résolution spatiale est de plus limitée par le rayon de la première zone de Fresnel (Spetzler and Snieder, 2004). Enfin, la tomographie des premières arrivées n'est pas sensible aux zones de vitesse lente.

Les inversions des premières arrivées peuvent être combinées avec d'autres méthodes, afin d'améliorer la contrainte du modèle de vitesse. Par exemple, dans le cas d'un milieu complexe à l'intersection de plaques tectoniques, Jardin et al. (2013) présentent une tomographie des premières arrivées et une tomographie basée sur les ondes réfléchies, seules ou combinées (Figure 2.1). Les ondes réfléchies, qui ont une plus grande profondeur de pénétration, sont le sujet de la prochaine partie.

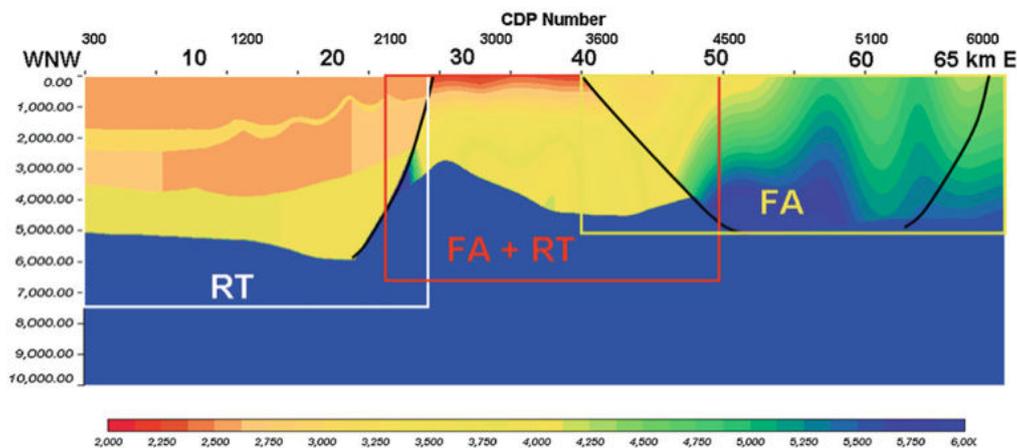


FIGURE 2.1 – Modèle de vitesse à partir de différents temps de trajet inversés. *RT* (*Reflection Tomography*) est la tomographie basée sur les réflexions, tandis que *FA* (*First Arrival*) se base sur les premières arrivées. Les lignes noires symbolisent les limites de plaques tectoniques. D'après Jardin et al. (2013).

2.1.2 Tomographie en réflexion

La tomographie en réflexion a été historiquement développée dans le domaine des données, à savoir le domaine temps (Bishop et al., 1985; Farra and Madariaga, 1988). Cette méthode consiste à ajuster la vitesse ainsi que le modèle des réflecteurs en profondeur afin de minimiser la différence entre les arrivées pointées et celles calculées. Suivant l'équation 2.1, m est alors la combinaison d'un modèle de vitesse et d'un modèle de réflecteurs. L'utilisation des ondes réfléchies

à la place des premières arrivées permet d'améliorer la résolution en réduisant la zone de Fresnel. En l'absence de longs offsets, une ambiguïté entre la vitesse et la profondeur existe (Farra and Madariaga, 1988; Stork, 1992). Une manière de trouver le modèle des réflecteurs est de pointer une série d'événements continus dans l'image migrée, suivi d'une interpolation par B-splines, puis une démigration pour revenir en temps et retrouver les invariants cinématiques (Jacobs et al., 1992; Lailly and Sinoquet, 1996; Nguyen et al., 2008). Le pointé et l'interpolation sont alors source d'incertitudes. Dans les milieux complexes 3-D, où le rapport signal/bruit peut être faible, ce pointé est rendu difficile et très coûteux, ce qui explique le nombre restreint d'applications sur données réelles (Billette et al., 2003).

Afin de limiter ces incertitudes et coûts de pointés d'horizons, l'analyse des réflexions a été introduite dans le domaine migré. Si la migration en temps peut être utilisée comme étape intermédiaire (Raynaud and Robein, 1998), la migration en profondeur est le plus souvent introduite, où la cohérence des réflexions migrées est analysée (Stork, 1992). Des tomographies linéaires et non-linéaires ont été introduites à partir de la migration en profondeur avant sommation, celle non-linéaire possédant un plus grand potentiel à extraire l'information cinématique (Adler et al., 2008; Lambaré et al., 2014). Les implémentations de cette méthode à l'échelle industrielle datent de la fin des années 1990 et cette méthode reste largement utilisée dans l'industrie pour la construction du modèle de vitesse (Woodward et al., 1998; Ehinger et al., 2001; Woodward et al., 2008). Dans les cinq dernières années, la tomographie basée sur les rais a vu son intérêt augmenter, en raison de la haute résolution qui peut être apportée par exemple par la stéréotomographie, présentée dans la prochaine partie (Lambaré et al., 2014).

2.1.3 Ajout de contraintes et d'information physique

La tomographie basée sur rais est un problème sous-déterminé requérant de l'information a priori. Des contraintes sur le modèle de vitesse ou des réflecteurs permettent d'augmenter la résolution de cette méthode. Des informations géologiques peuvent être introduites, comme la profondeur du *Gas Oil Contact* du réservoir (Le Stunff and Grenier, 1998). De même, Sexton and Williamson (1998) introduisent des informations d'interprétation des interfaces détectées par migration après sommation. D'autres données géophysiques peuvent être également utilisées a priori. Lines et al. (1988), par exemple, inversent simultanément des données sismiques, des logs de puits, ainsi que des données de gravimétrie.

De l'information physique peut également être introduite. L'exemple le plus concluant et appliqué au niveau industriel est la stéréotomographie (Billette and Lambaré, 1998; Lambaré, 2008; Guillaume et al., 2008; Tieman et al., 2009). Il s'agit d'une tomographie de pente basée sur l'inversion d'événements localement cohérents et des temps d'arrivée de ces événements. La pente des événements localement cohérents est pointée une seule fois simultanément en source et récepteur communs. Cette méthode apporte des améliorations par rapport à la tomographie basée sur les temps des données réfléchies, au sens où le pointé semi-automatique des événements locaux est plus simple que celui des événements continus et ainsi offre un pointé plus dense, et une meilleure résolution. En effet, il n'y a pas ici d'identification à un réflecteur donné. Cette méthode permet de prendre en compte les arrivées réfléchies, réfractées, de polarisations P-P ou

P-S (Alerini et al., 2007; Lambaré, 2008), et plus récemment les arrivées directes (Prioux et al., 2013).

Le développement récent d'approches non-linéaires basées sur cette tomographie de pente, combinées aux nouveaux systèmes d'acquisition de données, permettent le recouvrement spectral discuté dans le **Chapitre 1** (Lambaré et al., 2014). Dans l'approche de « stéréotomographie en profondeur », introduite par Chauris et al. (2002), les invariants cinématiques dans le domaine des données et dans le domaine image sont de même dimension, ce qui permet de garder l'information lors du passage d'un domaine à l'autre. En effet, en 2-D, dans le domaine des données, il s'agit de (s, r, t, p_s, p_r) , et dans le domaine image de $(x, z, h, \partial z/\partial x, \partial z/\partial h)$, où p_s et p_r sont les pentes, respectivement à la source et au récepteur. $\partial z/\partial x$ correspond au pendage dans l'image migrée, tandis que $\partial z/\partial h$ correspond à la pente résiduelle dans les CIGs, ici en offset commun, noté h .

2.1.4 De la théorie des rais à l'équation des ondes

Dans la tomographie en réflexion, des pointés sur les réflecteurs dans le domaine des données ou migré sont nécessaires ; en analyse de vitesse par migration basée sur les rais, le champ de réflexion complet est utilisé. En ne réduisant pas les données à leur temps de trajet, l'analyse basée sur l'équation des ondes est plus adaptée aux milieux complexes, en étant plus cohérent avec la limitation de fréquence des données sismiques (Sava and Biondi, 2004; Woodward et al., 2008).

Avec les moyens informatiques de plus en plus performants, des analyses basées sur des schémas d'inversion du champ d'onde complet se sont alors développées. Les deux principales méthodes d'obtention de modèle de vitesse sont l'inversion des formes d'ondes (*FWI*) et l'analyse de vitesse par migration basée sur l'équation des ondes (*WEMVA*). Ces deux méthodes diffèrent dans la résolution qu'elles peuvent apporter au modèle de vitesse. L'inversion des formes d'ondes utilise le champ d'ondes complet, alors que, dans les développements classiques, l'analyse de vitesse par migration utilise uniquement le champ réfléchi. Ces deux méthodes n'utilisent pas d'approximation haute fréquence. Elles sont présentées dans la suite de ce chapitre.

2.2 Analyse basée sur le champ d'ondes dans le domaine temporel

Dans cette partie, je présente quelques méthodes d'obtention du modèle de vitesse dans le domaine temporel, c'est-à-dire dans le domaine non migré. Si l'inversion des formes d'ondes (*FWI* en anglais, *Full Waveform Inversion*) est une méthode haute résolution adoptée par la communauté géophysique, dont les applications sur données synthétiques sont nombreuses et sur des jeux de données réelles concluants (Operto et al., 2004; Brossier et al., 2009; Fichtner, 2010), des méthodes basées sur le même principe de calage des données permettent de construire le macromodèle. D'autres méthodes comme la corrélation des champs sont également présentées.

2.2.1 L'inversion des formes d'ondes

L'inversion des formes d'ondes est une méthode itérative permettant d'obtenir des images haute résolution (Gauthier et al., 1986; Virieux and Operto, 2009). Cette méthode permet en effet

de reconstruire potentiellement avec précision des modèles de vitesse des ondes P, des ondes S, ainsi que la densité, l'anisotropie et l'atténuation (Virieux and Operto, 2009). Pour cela, il s'agit de minimiser l'écart entre données modélisées et données observées. La fonction coût associée est typiquement la norme ℓ_2 de cette différence dans le domaine temporel :

$$J_0 = \frac{1}{2} \|d_{obs} - d(s, r, t)\|^2, \quad (2.2)$$

où d représente les données calculées, dépendant de (s, r, t) , respectivement la position des sources, des récepteurs et le temps. d_{obs} représente les données observées. Nous pouvons noter que cette méthode peut également être résolue dans le domaine fréquentiel (Pratt, 1990). Un parallèle peut être fait entre cette formulation et la tomographie des temps de trajet au point de vue de la fonction coût considérée. Cependant, dans l'inversion des formes d'ondes, aucun pointé n'est nécessaire et les données sont utilisées dans leur totalité.

Cette méthode étant fortement non-linéaire, même en l'absence de bruit dans les données, la fonction coût (équation 2.2) présente de nombreux minimum locaux, et certains sont éloignés du minimum global (Gauthier et al., 1986). Le problème connu de saut de phase (*cycle-skipping*) peut alors apparaître si la différence de phase (lié au délai en temps) entre les données synthétiques et observées est plus grande que la moitié d'une période de l'ondelette. La présence de basses fréquences réduit la probabilité de saut de phase, sans pour autant le faire disparaître. En effet, la longueur d'onde λ est liée à la fréquence f par la formule $\lambda = v/f$, avec v la vitesse du milieu. De plus, cette méthode est très sensible aux amplitudes. Ainsi, une modélisation des champs prenant en compte la physique dans sa meilleure approximation est primordiale. Le succès de cette méthode dépend alors du modèle initial, ainsi que de la présence de très basses fréquences dans les données. Une stratégie classique est maintenant d'inverser les basses fréquences et les grands angles d'ouverture (correspondant aux larges offsets). Les informations du macromodèle peuvent être obtenues à partir des données si elles contiennent de très basses fréquences (Bunks et al., 1995; Pratt et al., 1996). Dans le cas de données réelles, ces fréquences (inférieures à 1 Hz) ne sont cependant pas enregistrables par les systèmes d'acquisition en exploration pétrolière (Sava et al., 2013).

Cette nécessité de modèle initial adéquat est présentée sur la Figure 2.2. Sur la colonne de gauche sont représentés les résultats obtenus à partir d'un modèle initial correct. Sur la colonne de droite sont représentés les résultats obtenus à partir d'un simple gradient, qui ne suit pas la géologie. Au centre est représenté le diagramme de différence de phase. En partant d'un modèle inadéquat, le saut de phase (360° *cycle skip*) affecte le résultat de l'inversion. Après inversion, le modèle obtenu présente, dans sa partie superficielle, ainsi que dans sa partie la plus profonde, des traces d'artefacts. Il y a en effet convergence vers un minimum secondaire.

Afin d'apprécier l'apport des différentes ondes dans l'inversion des formes d'onde, une courte analyse de résolution est présentée dans la partie suivante.

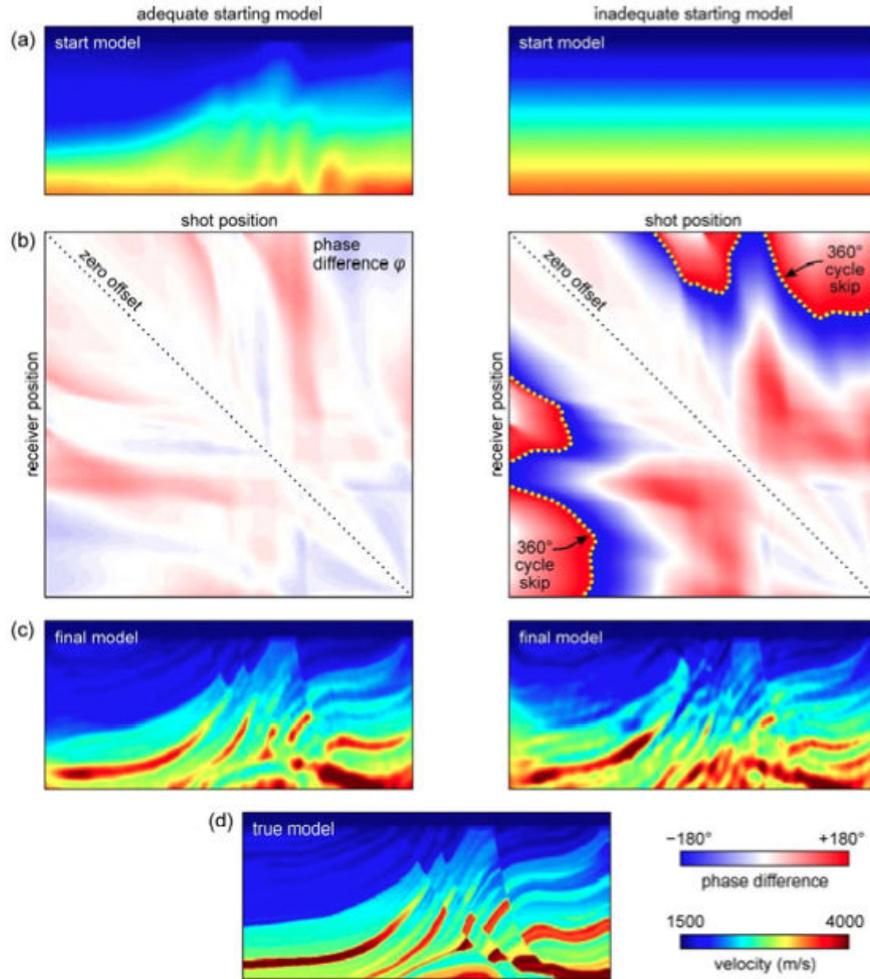


FIGURE 2.2 – Importance du modèle initial basse fréquence dans l'inversion des formes d'ondes. À gauche sont représentés les résultats obtenus à partir d'un modèle initial correct, tandis qu'à droite sont représentés les résultats obtenus à partir d'un modèle inadéquat. De haut en bas sont représentés le modèle initial, le diagramme de phase, le modèle après inversion et le modèle correct. D'après [Shah et al. \(2012\)](#).

2.2.2 Résolution de la méthode

Le nombre d'onde \mathbf{k} associé au point diffractant \mathbf{x} en subsurface est lié à la fréquence ω et l'angle de diffraction θ par la relation ([Miller et al., 1987](#)) :

$$\mathbf{k} = \mathbf{k}_s + \mathbf{k}_r = \frac{\omega}{v} \cos\left(\frac{\theta}{2}\right)\mathbf{n}, \quad (2.3)$$

où \mathbf{k}_s est le nombre d'onde associé à la source, \mathbf{k}_r celui associé au récepteur. v est la vitesse au point \mathbf{x} , \mathbf{n} est la normale, définie par la somme $\mathbf{k}_s + \mathbf{k}_r$. Cette relation est valable pour toute interaction entre deux champs d'ondes. Le nombre d'onde du modèle décrit ici la résolution et le pendage d'un point diffractant potentiel. On s'intéresse ici à la norme du nombre d'onde \mathbf{k} .

D'après l'équation 2.3, afin de mettre à jour les petits nombres d'onde \mathbf{k} (ou de façon équivalente les grandes longueurs d'ondes), les ondes transmises (du fait de leur grand angle de diffraction), en particulier celles plongeantes (pour lesquelles $\theta \simeq \pi$), sont très utilisées. Dans

l'analyse de sensibilité de [Neves and Singh \(1996\)](#), il est montré que les variations de longueurs d'onde moyennes sont sensibles aux données à angle critique. En effet, leur prise en compte permet de réduire les minimum locaux. Les ondes réfléchies à courts offsets possèdent un angle de diffraction faible, ce qui met à jour les petits nombres d'onde. Ces ondes seules ne peuvent retrouver le spectre complet du nombre d'onde, mais elles sont importantes dans l'analyse de la partie profonde. Cette analyse permet à [Alkhalifah \(2015\)](#) de proposer un filtre sur le gradient basé sur l'angle de diffraction, ou de façon similaire basé sur le nombre d'onde, afin d'isoler l'information relative au macromodèle dans les premières itérations.

L'inversion des formes d'ondes est une méthode générale utilisée comme une alternative à la tomographie haute résolution pour les zones où se côtoient ondes plongeantes et réfléchies. Cette zone est limitée par la pénétration des ondes transmises. Pour mettre à jour la partie plus profonde du modèle, des développements récents ont été introduits, comme l'étude des ondes réfléchies, introduites sous le nom de RFWI ou RWI (*Reflection Full Waveform Inversion*). Ces méthodes sont présentées dans la prochaine partie.

Pour de plus amples détails sur les aspects théoriques et les applications de l'inversion des formes d'ondes, le lecteur peut se référer à [Virieux and Operto \(2009\)](#) ou à [Fichtner \(2010\)](#). Je présente dans la partie suivante différentes méthodes développées à partir du formalisme d'inversion des formes d'ondes (et donc formulées dans le domaine des données) et qui permettent de retrouver le macromodèle de vitesse.

2.2.3 Construction du macromodèle

Une première construction du macromodèle dans le domaine des données est connue sous le nom de la MBTT (*Migration Based Traveltime Tomography*), introduite dans [Chavent et al. \(1994\)](#) et [Plessix et al. \(1995\)](#). Dans cette méthode, la réflectivité est construite à partir d'une inversion aux sens des moindres carrés des courts offsets. Après sommation, les données sont régénérées pour tous les offsets et comparées à celles observées. Cette méthode permet de garder la bonne phase pour les courts offsets. La différence entre données calculées et observées est alors minimisée au sens des moindres carrés, comme dans l'inversion des formes d'ondes.

Inspirée de cette méthode, la RWI ou RFWI (*Reflection Waveform Inversion*), est une alternative pour construire le macromodèle de vitesse ([Ma and Hale, 2013](#); [Xu et al., 2012](#); [Zhou et al., 2015](#)). À partir de l'analyse des ondes réfléchies, la mise à jour du modèle de vitesse s'effectue en utilisant une réflectivité connue a priori, qui est mise à jour par migration en utilisant le modèle de vitesse précédent. Les aspects théoriques de l'introduction de la RFWI dans la MBTT peuvent être trouvés dans [Chavent et al. \(2015\)](#), où l'espace du modèle est décomposé en deux sous-espaces orthogonaux selon l'approximation de Born. La JFWI (*Joint Full Waveform Inversion*) permet alors de combiner l'inversion des formes d'ondes et la RWI, en combinant ondes plongeantes et réfléchies. Cette méthode permet d'obtenir le macromodèle, et servir de point de départ pour une inversion des formes d'ondes ([Zhou et al., 2015](#)). Comparée à la RWI considérée seule, l'utilisation des ondes plongeantes permet de bien imager la partie superficielle, ce qui permet a posteriori d'obtenir une meilleure image en profondeur.

D'autres méthodes s'inspirant de la MBTT ont vu le jour, comme la DWI (*Differential*

waveform inversion, proposée par [Chauris and Plessix \(2013\)](#). Dans cette méthode, une réflectivité optimale est obtenue pour un tir donné. Avec le calcul du tir suivant, il s'agit de minimiser la différence entre le tir construit avec la réflectivité obtenue et celui observé à la même position, et ainsi de suite. L'intérêt de cette méthode réside en la prise en compte des multiples de surface. En présence de données réfléchies uniquement, la DWI est l'équivalent dans le domaine temps de la semblance différentielle (DSO). Dans la même idée, [Staal and Verschuur \(2012\)](#) introduisent la JMI (*Joint Migration Inversion*), qui permet de prendre en compte les multiples internes. Dans cette méthode, les résidus entre données observées et celles estimées par modélisation (*Full Wavefield Modeling*) sont transformés en mises à jour de réflectivité (à partir de l'amplitude) et de vitesse (en utilisant la phase). D'autres développements dans le domaine des données comme la séparation du champ d'ondes en ondes montantes et descendantes (*Decomposition Based Wavefield Inversion*), permettent de retrouver le macromodèle, dans le cas de structures géologiques horizontales ([Wang et al., 2013](#)).

D'autres méthodes sont développées dans le domaine de Laplace ou de Laplace-Fourier. Dans ce domaine, il est proposé de caler d'abord les premières arrivées, pour ensuite prendre en compte progressivement les suivantes ([Sirgue and Pratt, 2003](#); [Shin and Cha, 2008](#)), ce qui permet de limiter sensiblement les grandes différences de phase. Ces inversions sont appliquées aux données multipliées par une fonction exponentielle décroissante en temps. Cela permet d'avoir des résultats satisfaisants, mais extraire l'information dans le domaine de Laplace est difficile quand les données sont bruitées, du fait de la rapide décroissance d'amplitude des champs de Laplace avec l'offset. Dans la pratique, les premières arrivées doivent être pointées, afin d'appliquer un mute avant cette arrivée pour obtenir une transformée de Laplace stable. En effet, ce bruit avant les premières arrivées serait amplifié de manière exponentielle.

Cette idée de [Shin and Cha \(2008\)](#), a été reprise et développée par [Chauris et al. \(2012\)](#) sous le nom de *Normalized Integration Method* (NIM). L'idée est d'avoir un signal qui augmente avec le temps, comme mesure de l'accumulation d'énergie durant la propagation. Il ne s'agit plus de comparer des signaux oscillants, mais des signaux qui augmentent avec le temps. La fonction coût est beaucoup plus quadratique. Cependant, cette méthode est très sensible au bruit, même Gaussien.

Des méthodes considèrent également l'extraction de l'enveloppe et de la phase du signal ([Wu et al., 2014](#)), en calculant le logarithme des données pour travailler sur la phase des signaux. La direction de convergence est donnée par les temps de trajet dans les premières itérations, puis par les amplitudes après quelques mises à jour.

2.2.4 Alternatives

Si la minimisation de la différence entre données observées et calculées est la base de l'inversion des formes d'ondes et permet d'obtenir un modèle haute résolution sous les conditions énoncées précédemment, d'autres mesures de calage des données, moins sensibles au saut de phase, permettent de trouver le macromodèle.

Une méthode employée est la cross-corrélation des données observées et modélisées (*CCTT : Cross-correlation travelttime* ([Luo and Schuster, 1991](#); [Wang et al., 2014](#))). Dans cette méthode,

les résidus de temps de trajet correspondent au maximum de la fonction de cross-corrélation. Si le modèle de vitesse est correct, alors la corrélation des champs est maximale. Van Leeuwen and Mulder (2010) montrent que pénaliser le maximum de la fonction au lieu de le pointer est plus robuste vis-à-vis des erreurs de différence de phase, dus au mauvais choix de l'ondelette source. Des fonctions coûts multipliées par le temps ont pour but de pénaliser le résidu pour l'optimisation, en considérant une géométrie idéale (fréquence infinie, illumination parfaite). Des normalisations peuvent être introduites, comme par exemple l'enveloppe de l'auto-corrélation des données observées, ce qui permet de prendre en compte la dimension finie de la plage de fréquences des données (Van Leeuwen and Mulder, 2010; Diaz and Sava, 2015).

L'occurrence de saut de phase est moins probable que dans l'inversion des formes d'ondes, car on ne considère pas ici la différence, mais la corrélation des champs (Luo and Schuster, 1991; Van Leeuwen and Mulder, 2010; Wang et al., 2014). Cependant, en cas de variations rapides des différences de temps de trajet, ce problème peut tout de même apparaître. Cette mesure de corrélation est robuste si un couple d'événements correspondant à un réflecteur est considéré. En cas contraire, des événements non associés à un réflecteur peuvent corrélérer, ce que l'on appelle la *cross-talk*. Des méthodes de fenêtrage Gaussien ont alors été développées afin d'extraire les erreurs cinématiques locales, tout en réduisant la probabilité de *cross-talk* (présenté dans le Chapitre 1) (Hale, 2006). De même la corrélation orientée permet de prendre en compte la directionnalité de propagation.

La déformation entre les données observées et calculées peut être calculé à l'aide de la DIW (*Dynamic Image Warping*), qui est plus robuste que la corrélation vis-à-vis du saut de phase quand les délais changent rapidement (Ma and Hale, 2013). Nous pouvons noter l'équivalent dans le domaine migré, introduit par Perrone and Sava (2015). La déconvolution peut également remplacer la corrélation pour une meilleure résolution (Luo and Sava, 2011). Cette méthode est également utilisée par Warner and Guasch (2014, 2015) dans la AWI (*Adaptive Waveform Inversion*), en étant moins sensible aux erreurs de source, dans les données ou dans la modélisation que l'inversion des formes d'ondes. Le principe est le remplacement de la minimisation de la différence des champs par leur division. Dans le domaine fréquentiel, cela consiste à appliquer un filtre Wiener. Pour un modèle optimal, le filtre entre données calculées et observées serait un dirac. Il s'agit donc de rendre le filtre le plus proche possible d'un dirac.

J'ai présenté dans cette partie des méthodes développées dans le domaine des données, afin de retrouver le macromodèle. De façon similaire à la tomographie basée sur les réflexions, les méthodes gagnent à être développées dans le domaine migré, qui permet d'améliorer le rapport signal/bruit. Ces méthodes sont alors rassemblées sous le terme d'Analyse de Vitesse par Migration (en anglais *MVA*).

2.3 L'analyse de vitesse par migration, méthode dans le domaine migré

Développée dans le domaine migré profondeur, l'analyse de vitesse par migration est basée sur le principe que si le bon modèle de vitesse est utilisé lors de la migration, les images obtenues

en fonction d'un paramètre redondant doivent être cinématiquement cohérentes (Al-Yahya, 1989). Cette méthode s'inspire très largement de la méthode NMO (*Normal Move Out*). Dans cette méthode, formulée dans le domaine temps, après que les données ont été triées en point commun, les réflexions apparaissent sous forme d'hyperboles. Il s'agit alors, afin de redresser les hyperboles, de trouver les couples temps-vitesses adéquats (Yilmaz, 1987). Avec la bonne vitesse de migration, les événements n'auront aucune courbure et se sommeront de façon cohérentes (Gardner et al., 1974). Une vitesse NMO peut alors être obtenue via un pointé de panneaux de semblance. Dans le cas d'un milieu stratifié, on peut alors obtenir la vitesse quadratique du milieu, puis la vitesse d'intervalle de chaque couche par la formule de Dix (Dix, 1955). La correction DMO (*Dip Move Out*) est également utilisée dans le cas de réflecteurs pentés. En pratique, cet opérateur est appliqué dans un milieu supposé à vitesse constante.

Si la NMO peut parfaitement s'appliquer pour des structures quasi-horizontales, son application dans des cas de géologie complexe est plus qu'approximative. En utilisant la même idée et en introduisant la migration profondeur avant sommation, Al-Yahya (1989) a introduit une analyse de semblance sur les images migrées regroupées en fonction d'un paramètre (appelées CIGs, présentés au **Chapitre 1**), afin d'évaluer et de mettre à jour le modèle de vitesse. Cette introduction a posé les bases de l'analyse de vitesse par migration, qui se caractérise par une succession itérative de migrations en profondeur pour des sous-ensembles de données et de tomographie. L'erreur due à un modèle de vitesse inadéquat (appelée résidu) est analysée dans le domaine migré en profondeur et est alors transformée en mise à jour de vitesse (Al-Yahya, 1989). Cette méthode est le pendant de la tomographie en réflexion. Nous pouvons également noter que la migration peut être effectuée avec ou sans les rais.

Contrairement à la méthode d'inversion des formes d'ondes, la fonction coût dans le domaine image, si elle est bien choisie, peut être unimodale et permettre alors la convergence à partir d'un modèle éloigné de celui correct (Symes, 2008b).

Cette méthode, très étudiée sur des cas synthétiques, a également donné des résultats supérieurs à ceux de tomographie basée sur les rais dans le cas de géologie complexe, telle l'imagerie sous dômes de sel (Sava and Biondi, 2004) ou des nappes de gaz (Shen and Symes, 2008).

L'étape clé de cette méthode est l'analyse du résidu dans les CIGs, présentée dans la partie suivante.

2.3.1 Méthodes d'analyse du résidu dans l'image migrée

Différentes méthodes de prise en compte de ce résidu ont été développées. Certaines requièrent un pointé, tandis que d'autres sont automatiques.

2.3.1.1 Méthodes avec pointés

Parmi les méthodes non automatiques, Chauris et al. (2002) pointent les événements localement cohérents, et établissent l'équivalence avec la stéréotomographie, développée dans le domaine des données, présentée précédemment. En effet, aplatir localement des événements dans le domaine migré est équivalent à faire correspondre les pentes observées et calculées par tracé de rais dans le domaine des temps (Prioux, 2012).

De la même manière, le pointé d'événements continus a été introduit par Liu (1997). Dans Etgen et al. (2002), des fenêtres autour des horizons dans les données migrées sont extraites et des analyses de semblance sont menées.

Une méthode, proposée par Biondi and Sava (1999) consiste à appliquer une migration résiduelle de Stolt (dans le domaine de Fourier) avant sommation pour différents rapports de vitesse migrée sur vitesse correcte (ou la meilleure approximation). Cette méthode est appelée DRM (*Differential Residual Migration*, Sava and Biondi (2004)). En effet, Al-Yahya (1989) a introduit le lien entre l'opérateur de migration résiduelle et le rapport des modèles de vitesse. Des cartes de semblance sont alors générées, et les maxima sont pointés. À partir de ces pointés, la valeur optimale du rapport des vitesses est obtenue, et ainsi la perturbation de l'image différentielle linéarisée est calculée. Cette linéarisation permet de s'affranchir du problème de saut de phase. L'opérateur associé à cette migration résiduelle applique différentes rotations de phase à l'image pour différents angles de réflexion et pentes géologiques (Sava, 2004). Cette méthode, et plus particulièrement le gradient, est comparée à une méthode automatique dans Vyas and Tang (2010), et le résultat est également présenté dans ce chapitre (partie 2.3.2.4).

2.3.1.2 Méthodes automatiques sans pointés

Des méthodes automatiques d'analyse du résidu local sur les CIGs ont également été introduites, parmi lesquelles nous pouvons citer la semblance, la semblance différentielle et la corrélation d'images.

La semblance classique considère une mesure de l'énergie de l'image migrée (Toldi, 1989; Soubaras and Gratacos, 2007). La semblance différentielle, introduite par Symes and Carazzone (1991), mesure l'énergie de la différence entre deux images adjacentes. Finalement, la corrélation locale entre images migrées, a été introduite par Perrone et al. (2015), dans le but de mesurer le décalage normal au réflecteur. Des paires d'images d'expériences adjacentes sont considérées et les corrélations locales entre les deux images sont utilisées. Le maximum de corrélation correspond alors à la position du réflecteur.

Je m'intéresse ici particulièrement à la méthode de semblance différentielle, formulée dans un modèle dit étendu, qui permet de relier l'analyse de vitesse par migration et l'inversion des formes d'ondes. Cette notion, introduite par Symes (2008b), est présentée dans la prochaine partie.

Un CIG classique en fonction de l'offset en surface a été présenté dans le **Chapitre 1**; dans la suite, je présente également des CIGs dits « étendus », obtenus par migration dans le domaine étendu.

2.3.2 Le modèle étendu, lien entre l'analyse de vitesse par migration et l'inversion des formes d'ondes

2.3.2.1 Différentes formulations de la fonction coût

Les méthodes d'analyse de vitesse par migration et d'inversion des formes d'ondes sont complémentaires car elles sont de résolution différente. En effet, en prenant comme modèle initial un modèle obtenu par analyse de vitesse par migration (qui explique alors la cinématique de

propagation des ondes), l'inversion des formes d'ondes converge vers une solution raisonnable, sans besoin de très long offsets, ni de très basses fréquences (Shah et al., 2012; Diaz et al., 2013). Si ces deux méthodes peuvent être appliquées en cascade, elles peuvent aussi être menées simultanément. Le lien entre ces deux méthodes est le concept de modèle étendu Symes (2008b). Comme introduit dans le **Chapitre 1**, l'analyse de vitesse par migration est intrinsèquement liée à l'approximation de Born et à la séparation des échelles.

La migration est formulée dans un modèle dit étendu, et les CIGs dépendent alors d'un paramètre additionnel. Le modèle $m(\mathbf{x})$ devient alors étendu, en dépendant d'une variable supplémentaire p . Celle-ci a une dimension telle que la dimension des données est égale à celle du modèle. p est à une dimension en 2-D, et à deux dimensions en 3-D.

Une fonction A , appelée annihilateur va alors être introduite, afin de pénaliser l'énergie due à une erreur de vitesse ou bien favoriser l'énergie correspondant à un modèle de vitesse correct. Ainsi, différentes formulations peuvent être introduites :

- une formulation telle que minimiser la fonction coût soit équivalent à la solution aux moindres carrés du problème inverse linéarisé.
- suivant le critère de semblance : dans la formulation orientée surface, il s'agit de la sommation de toutes les traces pour un paramètre d'acquisition donné. En orientation profondeur, il s'agit de la focalisation d'énergie en $h = 0$, donnée par la fonction $\delta(h)$,
- suivant le critère de semblance différentielle : dans la formulation orientée surface, il s'agit de la non-dépendance des images migrées par rapport à un paramètre d'acquisition, d'où les fonctions coûts sont de la forme $\|\frac{\partial}{\partial h} I\|^2$ où h est en général l'offset ou la position du point de tir et I le CIG. Dans la formulation en profondeur, il s'agit d'un critère de focalisation d'énergie, géré par l'application de la fonction h (où h est l'offset en profondeur).

Dans l'**Annexe**, je présente le lien entre ce que j'ai présenté ici et les notations utilisées dans Symes (2008b), qui sont reprises dans d'autres chapitres. Je présente maintenant deux formulations de la semblance différentielle, à savoir l'orientation surface et l'orientation profondeur.

2.3.2.2 La semblance différentielle orientée surface

L'optimisation par semblance différentielle originale repose sur la migration d'un sous-ensemble des données (point de tir commun, offset ou angle de diffraction commun). Cette formulation exploite la redondance de paramètres d'acquisition et l'invariance de l'image obtenue en fonction de ce paramètre. Je présente sur la Figure 2.3 la formulation à offset commun. Dans la pratique, d'autres méthodes de tris des données peuvent être considérées comme les points de tirs communs (Huang and Symes, 2015). Pour une position en surface donnée (pointillés sur la Figure 1.7), le CIG est obtenu, en fonction du paramètre introduit. En représentant la profondeur sur l'axe vertical et le paramètre redondant à l'horizontal, le critère cinématique recherché est alors l'aplatissement des événements correspondants aux réflexions dans les CIGs. Si les CIGs présentent des événements horizontaux, alors ils ne dépendent plus du paramètre introduit, et donc le modèle de vitesse utilisé est alors cinématiquement correct. Dans le cas contraire, ce modèle doit être mis à jour.

Dans les orientations en surface, le critère de semblance a été étudié de façon intensive. Il s'agit d'une méthode robuste vis-à-vis du bruit (Soubaras and Gratacos, 2007), mais la fonction

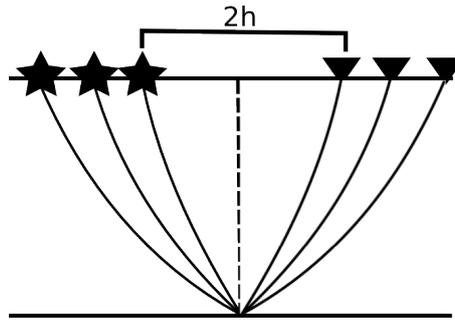


FIGURE 2.3 – Semblance différentielle orientée surface. h représente le demi-offset.

est moins quadratique et de possibles extrema secondaires peuvent apparaître si le modèle de départ est éloigné du modèle correct (Chauris and Noble, 2001). Ce critère est une généralisation du critère connu de l'analyse de vitesse stackée. L'énergie du stack peut en effet être une preuve de bonne qualité : interférence constructive dans la somme des offsets.

Une fonction coût de l'optimisation par semblance différentielle orientée surface consiste alors à mesurer la dérivée horizontale de l'événement sismique dans le domaine migré et à la minimiser. Ainsi, la dérivée horizontale (en fonction de l'offset ou de l'index de source par exemple) est en général utilisée comme critère de cohérence des CIGs.

Quand le champ d'ondes est complexe (*multipathing*), des artefacts cinématiques perturbent l'analyse de ces CIGs orientés surface, qui s'expliquent par la migration partielle d'un sous-ensemble de données. Par manque de contraintes, même si le bon modèle de vitesse est utilisé, les CIGs ne sont pas plats, et sont perturbés par les artefacts et rien ne les distingue des formes associées aux réflecteurs. Ces artefacts peuvent être aussi énergétiques que les événements physiques (Xu et al., 2001; Stolk and Symes, 2004).

La formulation orientée profondeur, présentée dans la prochaine section, est moins perturbée par les artefacts. En comparaison avec la formulation orientée surface, chaque cellule dans le domaine migré dépend de toutes les traces et non uniquement d'un sous-ensemble de données. L'image est alors mieux contrainte. C'est ce qui a été démontré en théorie par Stolk and de Hoop (2005) sous certaines conditions (extension uniquement horizontale pour l'offset en profondeur, les ondes se propagent essentiellement verticalement).

2.3.2.3 La semblance différentielle orientée profondeur

La formulation orientée profondeur introduit une variable supplémentaire dans le volume image, indépendante des paramètres d'acquisition. Il peut s'agir de délais spatiaux (Shen et al., 2003) ou temporels (Yang and Sava, 2011), ainsi qu'un angle de diffraction (Sava and Fomel, 2003). L'idée principale de cette introduction est de garder la même taille pour les données et pour le modèle ; ainsi, après migration, l'information est préservée, même pour un modèle de vitesse incorrect. Dans la formulation où l'angle de diffraction est introduit, le critère de convergence est l'aplatissement des événements en fonction des angles. Les paramètres de délais sont les plus souvent utilisés. En prenant en compte ces délais, la condition d'imagerie consiste en la cross-corrélation dite étendue entre le champ incident propagé $S(\mathbf{s}, \mathbf{x}, t)$ et le champ d'onde

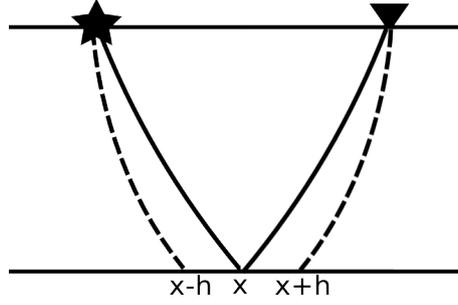


FIGURE 2.4 – Semblance différentielle orientée profonde. À noter que \mathbf{h} représente l'offset en profondeur, et est différent de celui utilisé dans la Figure 2.3.

résidu rétropropagé $R(\mathbf{s}, \mathbf{x}, t)$, formulée dans le domaine temporel et fréquentiel selon (Sava and Vasconcelos, 2011) :

$$\begin{aligned} I(\mathbf{x}, \mathbf{h}, \tau) &= \iint ds dt S(\mathbf{s}, \mathbf{x} - \mathbf{h}, t - \tau) R(\mathbf{s}, \mathbf{x} + \mathbf{h}, t + \tau) \\ &= \iint ds d\omega e^{2i\omega\tau} S^*(\mathbf{s}, \mathbf{x} - \mathbf{h}, \omega) R(\mathbf{s}, \mathbf{x} + \mathbf{h}, \omega) \end{aligned} \quad (2.4)$$

où τ et \mathbf{h} sont des délais respectivement temporels et spatiaux.

Ici, au lieu de mesurer l'aplatissement du CIG comme dans l'orientation surface, le critère est la focalisation d'énergie. En effet, si le bon modèle est utilisé, l'énergie se focalise en $\mathbf{h} = 0$ et/ou en $\tau = 0$ à la profondeur du réflecteur.

Je considère ici l'introduction de l'offset en profondeur uniquement ($\tau = 0$). dans certains cas à géologie complexe (comme l'imagerie de dômes de sel verticaux), la qualité des CIGs se dégradant avec les pentes géologiques (Symes, 2002; Biondi and Symes, 2004), l'offset en profondeur peut être projeté selon des coordonnées choisies selon la géologie. Généralement, il est considéré uniquement horizontal ($\mathbf{h} = (h, 0)$ en 2-D).

Cette projection horizontale de l'offset en profondeur suit la définition de Claerbout (1971), où le principe de sources et récepteurs coulés (*sinken-survey*) est énoncé. Le système d'acquisition est extrapolé à une profondeur z . La source a pour coordonnées $(x - h, z)$ et le récepteur $(x + h, z)$. Dans mon étude, suivant cette formulation, l'offset en profondeur a une extension uniquement horizontale (Figure 2.4).

Les CIGs sont alors des images en profondeur en fonction de l'offset en profondeur considéré horizontal. Afin de quantifier l'erreur de vitesse sur ces images, une fonction coût est introduite.

Fonction coût standard

Afin d'analyser cette focalisation, l'énergie de l'image en $\mathbf{h} = 0$ (*imaging power*) peut être mesurée. C'est le moyen de créer l'image « physique ». En effet, cette image est définie comme la somme de tous les événements de la cross-corrélation prise en 0. La fonction objective associée n'exploite qu'une partie de la fonction de cross-corrélation des champs source et récepteur.

Afin d'extraire plus d'information de l'image, la fonction coût peut être définie comme pénalisation de l'énergie non focalisée en $\mathbf{h} = 0$. Une fonction coût standard s'écrit :

$$J_{DSO} = \frac{1}{2} |h\mathbf{I}(\mathbf{x}, h)|^2. \quad (2.5)$$

Chaque cellule de l'image migrée est multipliée par $|h|$, donc dans le cas d'un bon modèle de vitesse, la valeur de la fonction objective associée à la migration orientée profondeur (équation 2.5) est théoriquement nulle. Dans le cas contraire, toute énergie non focalisée en $h = 0$ correspond à une erreur de vitesse. Cette formulation considère une acquisition parfaite (fréquences infinies, acquisition à extension infinie). Des opérateurs corrigeant un défaut d'illumination ou d'acquisition peuvent également être introduits (Yang et al., 2013).

Un parallèle est effectué dans Shen and Symes (2008) entre l'introduction d'un offset en profondeur et l'angle de diffraction, où une fonction coût proposée par Sava and Fomel (2003) est similaire à celle classique introduite dans l'extension en surface, en mesurant le caractère horizontal du CIG :

$$J = \frac{1}{2} \left| \frac{\partial}{\partial \theta} R\mathbf{I} \right|^2, \quad (2.6)$$

où R est la transformée de Radon. La dérivée présente dans l'équation 2.6 est à mettre en parallèle avec la multiplication par $|h|$ dans l'équation 2.5. $|h|$ représente en fait la norme de ih , terme provenant d'une dérivée dans une transformée de Fourier.

Shen and Symes (2008), dans leur comparaison d'introduction de l'offset en profondeur et de l'angle de diffraction, concluent que l'inversion basée sur l'introduction du délai spatial est plus facile à faire converger pour des raisons pratiques.

Fonctions coûts alternatives

Des alternatives à la fonction coût de l'équation 2.5 ont été développées, comme la combinaison de la mesure de l'énergie de l'image physique et la semblance différentielle (Shen and Calandra, 2005; Shen and Symes, 2008) :

$$J = \frac{1}{2} \left(\|h\mathbf{I}(\mathbf{x}, h)\|^2 - \alpha \|\delta(h)\mathbf{I}(\mathbf{x}, h)\|^2 \right). \quad (2.7)$$

Le premier terme de l'équation 2.7 associé à la semblance différentielle corrige les erreurs de cinématique, tandis que le second terme va améliorer la focalisation de l'image physique $\|I(x, h = 0)\|^2$. En effet, proche de la solution optimale, la semblance est un outil robuste.

Alternativement, l'énergie du volume image complet peut être introduite comme terme de normalisation ($\|I(x, h)\|^2$). C'est le cas dans quelques études récentes où les grandes amplitudes situées dans le domaine non physique sont alors prises en compte (Tang and Biondi, 2011; Shen, 2012; Zhang and Shan, 2013). La fonction coût associée peut être formulée sous la forme de somme de deux termes (comme l'équation 2.7), ou peut se mettre sous la forme du rapport des deux termes, ce qui permet de ne pas avoir à estimer la valeur du coefficient α (par interprétation). C'est sous cette forme que la fonction coût est formulée dans cette étude, ce qui permet de réduire l'effet des variations d'amplitude :

$$J = \frac{1}{2} \frac{|hI(\mathbf{x}, h)|^2}{|I(\mathbf{x}, h)|^2} \quad (2.8)$$

Sur la Figure 2.5, je présente la fonction coût classique et celle normalisée dans le cas d'un milieu homogène à une interface pour différentes vitesses de migration. Une migration classique est utilisée et différentes vitesses de migration sont testées, correspondant à différents rapport (vitesse de migration/vitesse correcte). Le minimum ne correspond pas à la vitesse correcte (ratio=1) (voir le **Chapitre 3** pour les explications), mais la normalisation permet de rendre cette fonction coût plus convexe. La fonction coût est en effet plus symétrique, en raison du terme d'illumination. De plus, Cette formulation réduit le poids des artefacts dans la fonction coût, en prenant en compte l'énergie pour des offsets en profondeur non nuls dans la normalisation.

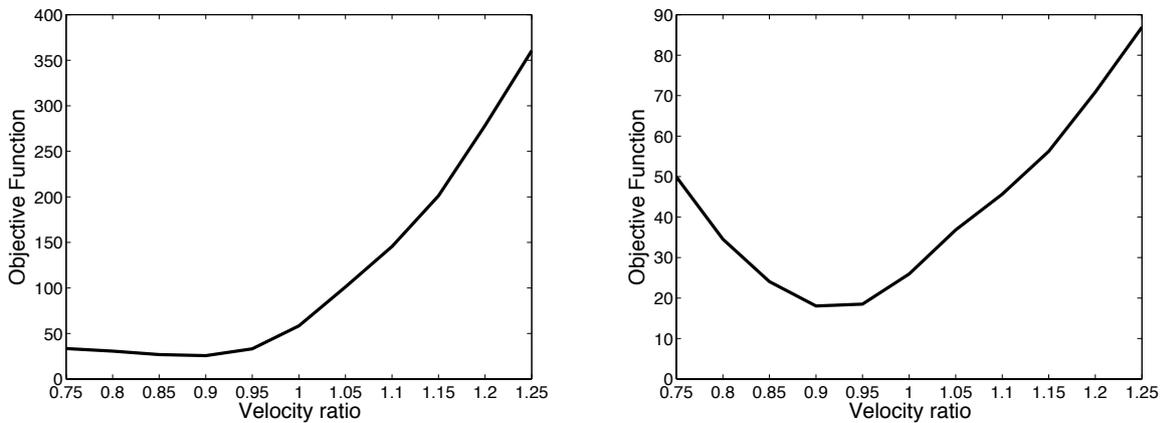


FIGURE 2.5 – Fonction coût standard (équation 2.5) (à gauche) et normalisée (équation 2.8) (à droite), représentée en fonction du rapport (vitesse de migration/vitesse correcte).

2.3.2.4 Gradient de la fonction coût

Après analyse automatique du résidu présent dans l'image migrée, il est nécessaire de le convertir en mise à jour du modèle de vitesse, qui est effectuée via le calcul du gradient de la fonction coût par rapport à la vitesse du modèle. Il s'agit plus précisément de relier la perturbation de la fonction coût à celle des champs d'onde. Pour cela, les dérivées de Fréchet (ou matrice Jacobienne) des données par rapport aux paramètres du modèle pourraient être calculées. Le paramètre unique du modèle est ici la vitesse de propagation des ondes de compression. Pour des questions d'efficacité de calcul et de place mémoire, le calcul du gradient est effectué par la méthode de l'état adjoint (Fichtner et al., 2006; Plessix, 2006; Weibull and Arntsen, 2012). Dans le cas de la semblance différentielle orientée profondeur, l'obtention de la dérivée de la fonction coût par la méthode de l'état adjoint peut être trouvée à l'annexe A du **Chapitre 3**.

Des études récentes ont révélé la présence d'artefacts sur le gradient associé à la semblance différentielle (Vyas and Tang, 2010; Fei and Williamson, 2010). Ces artefacts ne sont pas dus à la formulation de la méthode de l'état adjoint, mais à la formulation de la semblance différentielle. En effet, le gradient obtenu avec la semblance différentielle par Vyas and Tang (2010) pour des vitesses trop faibles présente un changement de signe au niveau du réflecteur (Figure 2.6b).

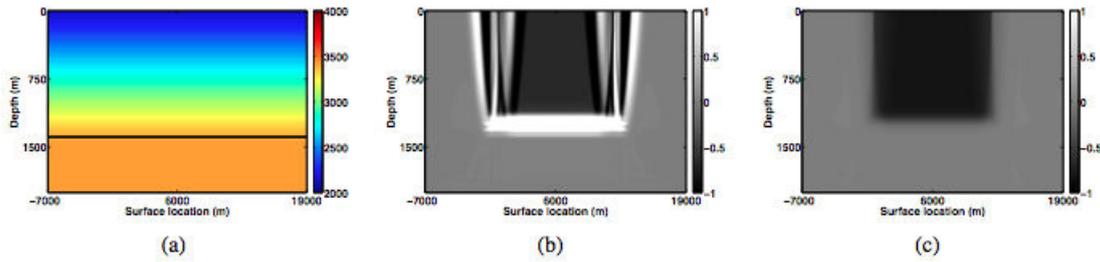


FIGURE 2.6 – a) Modèle de vitesse synthétique. Gradient obtenu à partir d'un modèle de vitesse 10% inférieur au modèle synthétique avec b) la semblance différentielle et c) la DRM. D'après Vyas and Tang (2010).

En utilisant une méthode qui n'est pas automatique (DRM (*Differential Residual Migration*, présentée précédemment, Sava and Biondi (2004)), ce gradient est libre de tout artefact au niveau du réflecteur (Figure 2.6c).

Plusieurs interprétations ont été faites afin d'expliquer ce phénomène. Vyas and Tang (2010), expliquent que l'opérateur de la DRM apporte une rotation de phase de 90° à l'image en fonction des différentes valeurs de rapport de vitesse pointées. Cette rotation de phase est en accord avec celle de l'opérateur tomographique de l'équation d'onde *one-way*, du champ perturbé par rapport au macromodèle. Fei and Williamson (2010) utilisent également cet argument associé à l'opérateur *one-way*. Cependant, les mêmes artefacts ont été observés plus tard avec des opérateurs *two-way*.

Shen and Symes (2015) expliquent de façon cinématique les artefacts relevés dans Fei and Williamson (2010). Dans la Table 2.1 adapté de cet article, deux méthodes de semblance différentielle orientée profondeur sont formulées, à savoir la formulation classique, (présentant des oscillations au niveau des discontinuités) et la contraction horizontale (permettant de les atténuer). D'après l'évolution du résidu de l'image, présenté à la dernière ligne de la Table 2.1, pour le temps t tendant vers l'infini,

- dans le cas classique (première colonne), la solution est focalisée en $h = 0$, mais aucune information sur l'énergie non focalisée en $h = 0$ dans l'image initiale I_0 n'est présente dans la solution.
- dans le cas de la contraction horizontale (dernière colonne), la solution est focalisée en $h = 0$, et toutes les informations sur l'image initiale I_0 sont présentes.

La Figure 2.7(a) représente la direction de focalisation (en noir) quand on se rapproche du bon modèle de vitesse. Chaque point de la courbe est déplacé. Dans le cas de la contraction horizontale ($h \rightarrow h + \Delta h$), l'énergie localisée autour de l'offset en profondeur nul n'est pas concernée par cette modification. La profondeur du réflecteur reste inchangée avec la contraction horizontale. Il s'agit d'un changement artificiel, mais permet de s'affranchir des artefacts sur le gradient. Il est important de noter que le gradient et la fonction coût associée ne sont alors pas compatibles.

Finalement, Symes (2015) explique ces artefacts non pas par un problème sur le gradient, mais à un problème dû au remplacement du pseudo-inverse $F[m]^\dagger$ par la transposée $F[m]^*$ dans la construction des CIGs. Si cela ne perturbe pas, en théorie, la recherche du minimum (Symes, 2008b), cela génère des artefacts au niveau des réflecteurs. $F[m]$ n'est cependant inversible que

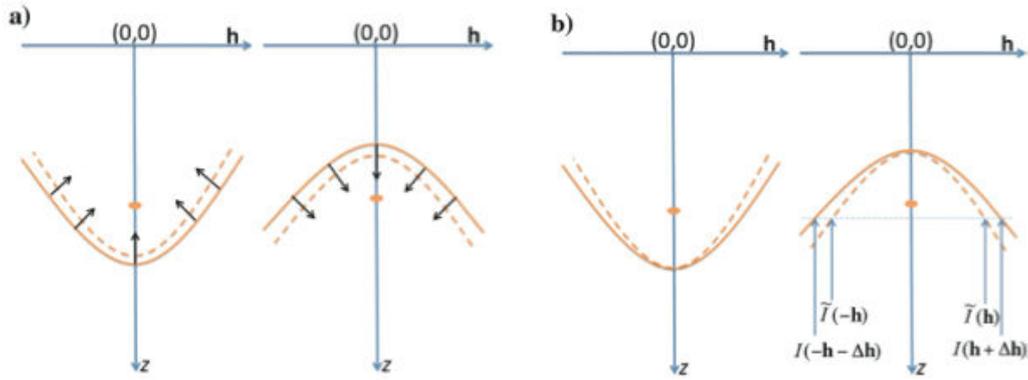


FIGURE 2.7 – Description de la déformation d'image (à gauche) et de son approximation par contraction horizontale (à droite). Les flèches noires représentent la direction de déformation et les points oranges la focalisation correspondante à un bon modèle de vitesse. D'après Shen and Symes (2015).

	SD classique	Contraction Hor.
Résidu de l'image	$h^2 I$	$- h \partial_{ h } I$
Évolution de l'image	$-h^2 I$	$ h \partial_{ h } I$
Solution	$I = e^{-h^2 t} I_0$	$I = I_0(e^t h)$

TABLE 2.1 – Différentes formulations de la semblance différentielle classique et selon la contraction horizontale. Adapté de Shen and Symes (2015).

dans certains cas. En général il est inversible uniquement approximativement (et a besoin de régularisation (Chauris et al., 2015)) et micro-localement (dans certaines régions de l'espace de phase du modèle). Des inverses basés sur des approximations de type *two-way* ont été établis par ten Kroode (2012) et Hou and Symes (2015). Cet aspect sera détaillé dans les perspectives (Chapitre 6).

Ainsi, un moyen économique et efficace d'atténuer les artefacts dans le gradient autour des réflecteurs est la prise en compte de la contraction horizontale sur l'image migrée. C'est ce que nous allons choisir dans cette étude.

2.3.2.5 Une inversion combinée

Si nous choisissons de considérer ici seulement l'analyse de vitesse par migration, nous pouvons cependant noter que certaines méthodes récemment introduites combinent l'analyse de vitesse et l'inversion des formes d'ondes, pour ensuite séparer les mises à jour correspondantes à chacune des méthodes. Ainsi, dans Biondi and Almomin (2013), où l'extension spatiale (τ) est introduite afin de pouvoir modéliser les ondes transmises (ondes plongeantes et réfractions) en ne dépendant plus de la validité de l'approximation de Born, l'inversion grande et courte longueur d'onde est simultanée, et la séparation des gradients associés à chaque composante est effectuée dans le domaine de Fourier.

Dans Zhang and Schuster (2013), une inversion des formes d'ondes dans le domaine image est présentée. Une fonction coût est définie dans ce domaine qui minimise la différence entre les

CIGs obtenus en migrant les données observées et calculées. Le gradient associé est alors une combinaison des deux gradients de l'inversion des formes d'ondes et de la semblance différentielle. En effet, dans le modèle physique, le gradient est similaire à celui de l'inversion des formes d'ondes, tandis que pour tout offset en profondeur non nul, le gradient est similaire à celui de l'analyse de vitesse par migration.

Dans le même esprit, [Fleury and Perrone \(2012\)](#) proposent une fonction coût dite *bi-objective* qui se compose alors de deux termes pondérés, l'un se référant à l'inversion des formes d'ondes, l'autre à l'analyse de vitesse par migration. Il s'agit de la même idée que [Symes and Carazzone \(1991\)](#), où la DSO était en premier lieu utilisée comme régularisation de l'inversion des formes d'ondes. Les deux termes n'ont cependant pas la même sensibilité en terme de linéarité et ils mettent à jour des longueurs d'onde totalement différentes. De plus, une interprétation sur les poids doit être faite.

Dans [Allemand and Lambaré \(2014\)](#), seule la fonction coût associée à l'analyse de vitesse par migration est considérée. Les mises à jour provenant de l'inversion des formes d'ondes sont utilisées comme guide, afin de stabiliser l'inversion, en particulier pour les longueurs d'onde moyennes. Chaque itération est contrainte par le résultat de l'inversion des formes d'ondes, ce qui permet de prendre plus facilement en compte les formes des structures géologiques et d'augmenter la résolution de la tomographie.

Ces récents développements sont appliqués sur des données synthétiques uniquement. Dans la prochaine partie, je résume différentes applications sur données réelles d'analyse de vitesse par migration basées sur la semblance différentielle et montre les difficultés associées.

2.4 Bilan

Malgré le caractère automatique de l'analyse de vitesse par migration basée sur la semblance différentielle, les applications sur données réelles sont assez rares. Aucune application sur données terrestres n'a été relevée dans la littérature, ce qui peut s'expliquer par la sensibilité de cette méthode vis-à-vis du bruit. Je présente plusieurs applications sur données réelles de l'analyse de vitesse par migration basée sur la semblance différentielle et j'en donne les principales caractéristiques quantitatives (Table 2.2) et qualitatives (Table 2.3). Les applications présentées ici sont 2-D ou 3-D de petite extension. La semblance différentielle est formulée dans le domaine migré et prend en compte uniquement les données réfléchies.

En analysant les deux tables, on se rend compte que chaque application a sa propre définition de fonction coût. Au cours des années, la semblance différentielle orientée profondeur a peu à peu remplacé celle orientée surface. Dans cette orientation, l'offset en profondeur est largement utilisé, et la fonction coût ne se résume pas à la seule pénalisation de l'énergie non focalisée. En effet, dans les applications sur données réelles, le bruit affecte particulièrement les CIGs et un terme de focalisation autour de l'offset en profondeur nul est régulièrement introduit.

Le pré-traitement apparaît comme primordial, en particulier afin d'éliminer les ondes multiples. Des filtres sont également largement utilisés dans le but d'atténuer le bruit sur les CIGs. Si la méthode de l'état adjoint est largement utilisée dans le calcul du gradient, le problème d'artefacts

sur le gradient créés par les discontinuités souterraines n'est jamais relaté et aucune prise en compte explicite n'est proposée. Le coût numérique est quelquefois explicitement mentionné, mais la présence de si peu d'applications 3-D parle d'elle-même.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, j'ai présenté plusieurs méthodes qui permettent d'obtenir le macromodèle de vitesse à partir des données réfléchies principalement. Je me suis concentré sur l'analyse de vitesse par migration, qui est l'extension de la tomographie basée sur les réflexions. Après migration, les données sont représentées à des positions en surface spécifiques, sous forme de CIGs. Une analyse locale automatique de l'erreur due à un modèle de vitesse incorrect peut être effectuée par Semblance Différentielle. L'orientation profondeur est utilisée dans cette étude, avec l'introduction de l'offset en profondeur, considéré horizontal. Le dernier point soulevé ici est la présence d'artefacts sur le gradient, en particulier des oscillations autour des réflecteurs et de toute discontinuité, qui sont atténués par l'introduction de la contraction horizontale.

Dans un premier temps, je réponds à la question suivante : comment atténuer les artefacts sur le gradient de la fonction coût formulée dans le domaine des données ? La migration itérative semble être une solution. Cependant, en raison de son coût, la migration quantitative est préférée. Dans le cadre de la théorie des rais je propose de nouveaux poids pour la migration dans le domaine étendu. Ainsi, en une seule itération, et combiné à la contraction horizontale sur le CIG, les artefacts sur le gradient sont atténués. Cet aspect est développé dans le **Chapitre 3**.

Dans un deuxième temps, j'étends l'analyse de vitesse par migration à d'autres données que celles réfléchies, les ondes transmises. L'analyse sur données synthétiques en configuration entre puits est présentée dans le **Chapitre 4**.

Auteurs	Semblance différentielle	Extension	Formulation de la fonction coût ^a	Calcul du Gradient
Chauris and Noble (2001)	Orientée surface	2-D	$\ \partial I(x, h)/\partial h\ ^2 / \ I(x, h)\ ^2$	Analytiquement par différences finies
Mulder and ten Kroode (2002)	Orientée surface	2-D	$\ \partial I(x, h)/\partial h\ ^2$ ^b	Etat adjoint (approximation au 1er ordre)
Shen and Symes (2008)	Comparaison en profondeur angle/ offset	2-D	$\ hI(x, h)\ ^2 - \alpha^2/2\ I(x, 0)\ ^2$	Etat adjoint (<i>one-way</i> , <i>DSR Migration</i>)
Fei et al. (2009)	Orientée profondeur	3-D	$\ hI(x, h)\ ^2 - \alpha\ I(x, 0)\ ^2$	Etat adjoint (<i>one-way</i>)
Tang and Biondi (2011)	Orientée profondeur	3-D	$\ hI_t(x, h)\ ^2 / \ I_t(x, h)\ ^2$ ^c	Etat adjoint (<i>two-way</i>)
Weibull et al. (2012a) Weibull et al. (2012b)	Orientée profondeur	2-D	$1/2\ h\partial I/\partial z\ ^2 - \alpha/2\ h\partial I(x, h=0)/\partial z\ ^2$	Etat adjoint (<i>two-way</i>)
Mulder (2014)	Orientée profondeur	2-D	$1/2 \sum_{x,h} 1/(1+h/\alpha)^p I(x, h) ^2$, $p = 1/2$ ou 1	Etat adjoint (<i>two-way</i>)

TABLE 2.2 – Récapitulatif quantitatif des applications de l'analyse de vitesse par migration basée sur la semblance différentielle.

^a. Dans les formules de fonction coût, x est le point image, h l'offset en profondeur, I est l'image migrée, α est un scalaire positif

^b. La formule initiale comporte des filtres appliqués

^c. t signifie orienté objet (*target-oriented*).

Auteurs	Pré-processing	Comparaisons avec d'autres méthodes	Interprétation	Limitations
Chauris and Noble (2001)	Atténuation des événements linéaires (bruit cohérent)	Avec une analyse de vitesse standard (NMO/DMO)	Meilleure continuité de blocks basculés	Coût numérique (notamment le gradient)
Mulder and ten Kroode (2002)	Filtre incorporé dans la fonction de semblance différentielle	Avec une analyse NMO	Couche dure (<i>hard layer</i>)	Coût numérique et processing important
Shen and Symes (2008)	Processing classique	Avec la tomographie basées sur les réflexions	Imagerie d'une poche de gaz	Non précisé
Fei et al. (2009)	Non précisé	Aucune	Méthode à azimuth commun	Non prise en compte de l'anisotropie
Tang and Biondi (2011)	Transformation de la configuration d'acquisition (SDM) ^a	Aucune	Imagerie subsalt plus continue	Non précisé
Weibull et al. (2012a) Weibull et al. (2012b)	Filtrage des données 30 Hz max	Avec la tomographie des lères arrivées et données de log	Recherche de l'anisotropie	Coût élevé et artefacts demandant un lissage fort
Mulder (2014)	Processing classique	Avec des mesures de puits	Plafond océanique assez dur	Energie rémanente des multiples

TABLE 2.3 – Récapitulatif des applications de l'analyse de vitesse par migration basée sur la semblance différentielle.

^a. *Seismic Data Mapping*

