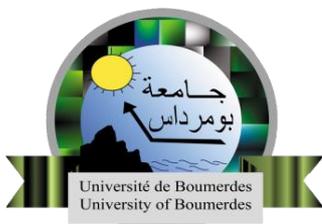


N° Ordre...../Faculté/UMBB/2023.

République Algérienne Démocratique Et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université M'Hamed Bougara - Boumerdes
Faculté des Hydrocarbures et de la Chimie
Département Gisements Miniers et Pétroliers



Mémoire de fin d'études
En vue de l'obtention du diplôme

MASTER

Présenté par :

SACI Mousaab

Filière : Hydrocarbures

Spécialité : Géologie Pétrolière

Thème

**Etude qualitative des attribues sismiques sur l'extraction
automatique des failles par intelligence artificielle.**

Devant le jury :

Pr. Saadaoui Moussa President
Pr. Chaouchi Rabah Examinateur
Dr. Benayad Soumya Encadreur
Dr. Amrouche Mohamed Co-Encadreur

Année Universitaire : 2022/2023

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA DE BOUMERDES



Faculté des Hydrocarbures et de la Chimie
Département Gisements Miniers et Pétroliers
Filière : Hydrocarbures
Option : Géologie Pétrolière

Mémoire de fin d'études
En vue de l'obtention du diplôme :

MASTER

Thème

**Etude qualitative des attribues sismiques sur l'extraction
automatique des failles par intelligence artificielle.**

Présenté par :

Saci Mousaab

Avis favorable de l'encadreur :

Benayad Soumya

Signature :

Avis favorable du Président du jury :

Signature :

Cachet et signature

Remerciement

Au terme de ce travail, j'aimerais d'abord exprimer toute ma gratitude à **Allah**. Le tout Miséricordieux, de m'avoir donné la force, le courage et la patience pour l'élaboration de ce travail.

Tous mes remerciements les plus vifs à mon promoteur au niveau de l'université, Professeur **Chaouchi Rabah**, et tous les professeurs de l'équipe de la géologie pour leurs implications, conseils si précieux et leurs esprit compréhensif.

Je tiens également à remercier toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce projet.

Je tiens vivement et particulièrement à présenter mes remerciements les plus chaleureux et sincères à Docteur **Mohamed Amrouche**. Merci de m'avoir enseigné tant sur le plan professionnel que moral. Merci de m'avoir donné de ton temps si précieux pour permettre l'avancement considérable de ce projet.

Pour vous Monsieur **Mohammed Kelkouli**. Merci, d'avoir cru en mes capacités et m'avoir accordé l'opportunité d'effectuer mon stage pratique au sein de l'entreprise SLB.

Mes remerciements vont à **Asma Chekroune**. Merci de m'avoir accordé le prolongement de la durée de mon stage afin d'assurer le bon déroulement du projet et tout règlement administratif.

Je tiens également à exprimer toute ma reconnaissance à **Lehbib, Abderrahmane Akham, Sylvain Le Tourneur, Yacine Sahar, Amine Bali, Raouf Hachemi, Zakari Kechid, Miryam Dalachi Guettaf, Asmaa Salah Belkhodja**. Et à toute l'équipe du segment D&I pour leurs aides, Conseils et bienveillance.

Je tiens chaleureusement et vivement à remercier mon cher professeur **Khaled Loumi** pour tout.

Enfin et surtout l'équipe de Petroleum Club - SPE University of Boumerdes Student Chapter

Dédicace

Aux êtres qui me sont les plus chers
au monde, **Maman** et **Papa**, qui ont
fait pour que je devienne ce que je suis
aujourd'hui.

À mon unique frère, ami et famille, à
toi **Oussama**.

À ma **Femme** que j'aime et que je
respecte beaucoup.

Abstract

Reservoir modeling is a long and iterative process, starting from interpretation to modeling and then getting insights and decision making.

one of the critical steps is seismic interpretation (fault interpretation to be specific), in the latter interpreters can differ in their interpretation depending on the objectives leading to generating multiple outputs at each step of the modeling workflow hence many realizations and that can take months depending on the project.

In this study we will try to accelerate fault interpretation by automating it and using latest technologies, there are basically three possible ways to extract faults from seismic:

- Manual Interpretation
- Semi-automated fault extraction using seismic attributes
- Automatic fault extraction using Machine Learning on DELFI

seismic attributes have been proved to be efficient in fault extraction, eliminating manual picking and leveraging structural attributes for fault detection, not only that but being used as filters to highlight structural features within low quality seismic.

As for machine learning the fault interpretation process it is fully automated using image segmentation algorithms for fault detection. the technology has shown excellent potential yet remains unexplored with low quality data.

Therefore, we will be testing the Machine Learning Assisted Seismic Interpretation (MLASI) using original seismic cubes, and then trying to improve it using different inputs by following the order of seismic attributes development and finally comparing all results.

We will be using 3D seismic from the Exmouth sub-basin (Part of the northern Carnarvon basin) located in the northern west offshore of Australia where extensional tectonic regime manifest, with major cross faults trending NE-SW and dipping East and West

Using MLASI with original seismic shown good results, however using structural attributes as they are didn't match the original seismic results, yet conditioning the seismic using innovative technics and workflows such as Multiple Ant-tracking has shown major improvement compared to using structural attributes only. That was only possible by using cloud computers which allowed the realization of many experiments in a short period of time.

Résumé

La modélisation de réservoir est un processus long et itératif, commençant par l'interprétation, puis la modélisation, et enfin l'obtention d'aperçus et de prises de décision. Une des étapes critiques est l'interprétation sismique (plus précisément, l'interprétation des failles), où les spécialistes peuvent différer dans leur interprétation en fonction des objectifs, ce qui conduit à la génération de multiples résultats à chaque étape du flux de travail de la modélisation, d'où de nombreuses réalisations, et cela peut prendre des mois en fonction du projet.

Dans cette étude, nous tenterons d'accélérer l'interprétation des failles en l'automatisant et en utilisant les dernières technologies.

Il existe essentiellement trois façons possibles d'extraire les failles des données sismiques :

- Interprétation manuelle
- Extraction semi-automatisée des failles à l'aide d'attributs sismiques
- Extraction automatique des failles à l'aide de l'apprentissage automatique sur DELFI

Les attributs sismiques se sont révélés efficaces dans l'extraction des failles, éliminant la sélection manuelle et exploitant les attributs structurales pour la détection des failles. De plus, ils sont utilisés comme filtres pour mettre en évidence les caractéristiques structurelles dans les données sismiques de mauvaise qualité.

En ce qui concerne le Machine Learning, le processus d'interprétation des failles est entièrement automatisé en utilisant des algorithmes de segmentation d'images pour la détection des failles. La technique a montré un excellent potentiel, néanmoins elle reste encore peu développée.

Par conséquent, nous allons tester Machine Learning Assisted Seismic Interpretation (MLASI) en utilisant des cubes sismiques originaux, puis essayer de l'améliorer en utilisant différentes entrées en suivant l'ordre de développement des attributs sismiques, et enfin comparer tous les résultats.

Nous utilisons les données sismiques (3D) du sous-bassin d'Exmouth (partie du bassin de Carnarvon nord) situé au large de la côte nord-ouest de l'Australie, où se manifeste un régime tectonique extensionnel, avec des failles majeures orientées NE-SW et inclinées vers l'Est et l'Ouest.

L'utilisation de (MLASI) avec les données sismiques originales a montré de bons résultats, cependant, l'utilisation des attributs structurales tels quels ne correspond pas aux résultats des sismiques originaux. Cependant, en conditionnant les données sismiques à l'aide de techniques et de flux de travail innovants tels que l'Ant-tracking (Suivis de fourmis) multiple, cela a montré une amélioration majeure par rapport à l'utilisation des seuls attributs structurales. Cela n'a été possible que grâce à l'utilisation du cloud, ce qui a permis la réalisation de nombreuses expériences en peu de temps.

SOMMAIRE

Introduction Générale.....	1
I Chapitre 1 : Généralités	3
1.1 Introduction.....	3
1.2 Modélisation des réservoirs	3
1.3 Interprétation Séismique	5
1.3.1 Analyse structurelle	7
1.3.2 Analyse des attributs sismiques	7
1.4 Interprétation Manuel des failles	10
1.5 Extraction automatique des failles à l'aide d'attributs sismiques.....	11
1.5.1 Attributs structurels.....	13
1.5.1.1 Structural Smoothing.....	13
1.5.1.2 Variance	14
1.5.1.3 Chaos.....	15
1.5.1.4 Amplitude Contrast	16
1.5.1.5 Ant-tracking	17
II Chapitre 2 : l'extraction automatique des failles par Intelligence Artificielle	21
2.1 Introduction.....	21
2.2 Agile Reservoir Modeling	21
2.3 DELFI.....	21
2.3.1 DELFI Petrotechnical Suite	21
2.3.2 Petrel E&P	22
2.4 Interprétation Assisté par le Machine Learning sur DELFI	23
2.4.1 Algorithme U-Net.....	23
2.4.2 Extraction automatique des failles basée sur le Machine Learning.....	26
2.4.2.1 Approche Pre-entraînée.....	26
2.4.2.2 Approche entraînée par l'utilisateur.....	27
2.4.2.3 Extraction des failles	29
2.5 Géologie régionale de la zone d'étude.....	31
2.5.1 L'offshore North-Ouest de l'Australie	31
2.5.2 Bassin de Carnarvon	32
2.5.3 Bassin Nord de Carnarvon.....	32

2.5.4 Cadre Tectonique	33
2.5.5 Les Sous-Bassins de Dampier, Barrow et Exmouth	34
III Chapitre 3 : Flux de travail	36
3.1 Introduction.....	36
3.2 Extraction des failles par Machine Learning sur DELFI.....	36
3.2.1 Approche Pre-entraînée	36
3.2.1.1 Expérience 1 Séismique Originel	36
3.2.1.2 Expérience 2 Attributs Structurels	38
3.2.1.3 Expérience 3 Ant-tracking Unique.....	41
3.2.1.4 Expérience 4 Ant-tracking Multiple.....	47
3.2.2 Approche entraînée par l'utilisateur	56
IV Chapitre 4 : Résultats	62
4.1 Résultats de la premier expérience - Séismique Originel.....	62
4.2 Résultats de la deuxième expérience - Attributs Structurels	65
4.3 Résultats de la troisième expérience - Ant-tracking Unique	67
4.4 Résultats de la quatrième expérience - Ant-tracking Multiple	70
4.5 Résultats de l'approche entraînée par l'utilisateur.....	73
Conclusion & Recommandation	78
Bibliographie	79

INTRODUCTION GENERALE

Introduction Générale

L'exploration pétrolière a été soumise à de nombreuses contraintes logistiques et techniques, poussant l'industrie vers de nouvelles solutions durables et efficaces. Les avancées technologiques de ces dernières années ont entraîné une énorme augmentation de la quantité de données acquises dans le cycle de l'exploration et de la production, dans lequel des équipes multidisciplinaires travaillent ensemble pour réaliser et mettre à jour différents modèles et simulations du réservoir.

L'un des principaux objectifs des équipes de subsurface est de construire des modèles de réservoir fiables et très représentatifs de la réalité. Les modèles géo-cellulaires sont principalement assurés par l'équipe des géosciences (géophysiciens, géologues et géomodélisateurs), intégrant les données des puits, sismiques et autres données de surface pour créer des modèles géologiques représentatifs en 3D de la subsurface. La modélisation structurelle consiste à extraire les systèmes de failles, ainsi que les formations stratigraphiques à partir des données sismiques. Il s'agit d'un aspect fondamental de la modélisation 3D car il permet la construction du squelette structurel du réservoir et comprendre la répartition spatiale de la stratigraphie par rapport aux failles, ainsi que leurs impacts sur la simulation des fluides.

Faisant partie intégrante de la modélisation structurelle, l'interprétation des failles sur les données sismiques est un processus hautement manuel, répétitif et chronophage, pouvant prendre des semaines, voire des mois de travail à des équipes d'experts. Il existe certaines méthodes permettant une interprétation et une extraction semi-automatique des failles à partir des cubes sismiques conditionnés par des attributs sismiques structurels. Ces attributs sont très utilisés dans l'industrie pour améliorer et accélérer l'extraction des failles, en calculant certains attributs sismiques.

Avec l'avènement des nouvelles technologies puisant leurs capacités du cloud, l'interprétation automatique des failles se voit accélérer encore avec des méthodes utilisant l'intelligence artificielle (IA). Cette nouvelle méthode permet en effet la réduction de près de 80% du temps de l'interprétation en automatisant complètement le processus. Cependant, le potentiel de l'IA de cette méthode à extraire les failles reste sous exploré et certaines questions demeurent à clarifier sur l'application de cette dernière, par exemple : Quels seront les résultats de l'interprétation par IA si on conditionne les cubes sismiques avec des attributs structurels ? Est-il possible de contraindre ou d'améliorer d'avantage l'extraction automatique des failles par les attributs sismiques ? Quelles seraient les meilleurs attributs à utiliser pour cet effet ?

L'objectif académique de cette thèse est de contribuer à la compréhension du fonctionnement de l'extraction automatique des failles par IA, en analysant les résultats expérimentaux de données préconditionnées par différents attributs sismiques. Cela permet de comprendre si les méthodes conventionnelles de traitement par attributs structurels sont aussi valables pour l'extraction des failles par IA, en explorant certaines options permettant d'automatiser la détection des failles, et en appliquant ces méthodes sur des données sismiques réelles. Notre thèse est ainsi structurée comme suite :

Après une introduction générale où nous avons formulé le problème à aborder, le chapitre I présente quelques notions de base sur l'interprétation des failles et les motivations derrière notre travail, le chapitre II explique les nouvelles technologies et techniques utilisées dans notre étude ainsi que la géologie régionale de la zone d'étude d'où proviennent les données sismiques utilisées. Le chapitre III présente le workflow proposé pour l'extraction automatique des failles en utilisant un conditionnement spécifique avec les attribues sismiques et leur intégration avec l'algorithme d'interprétation sismique assistée IA. Enfin, dans le chapitre IV nous comparons les résultats des approches présentées, et concluons par des discussions et des recommandations.

Cette recherche permettra une meilleure compréhension du fonctionnement de l'algorithme permettant l'extraction automatique des failles par IA. Les résultats de cette étude ont le potentiel d'améliorer les processus de prise de décision dans les opérations d'exploration et de production, ce qui conduira à une récupération optimisée des ressources et à une réduction des risques et coûts d'exploration.

CHAPITRE I

GENERALITES

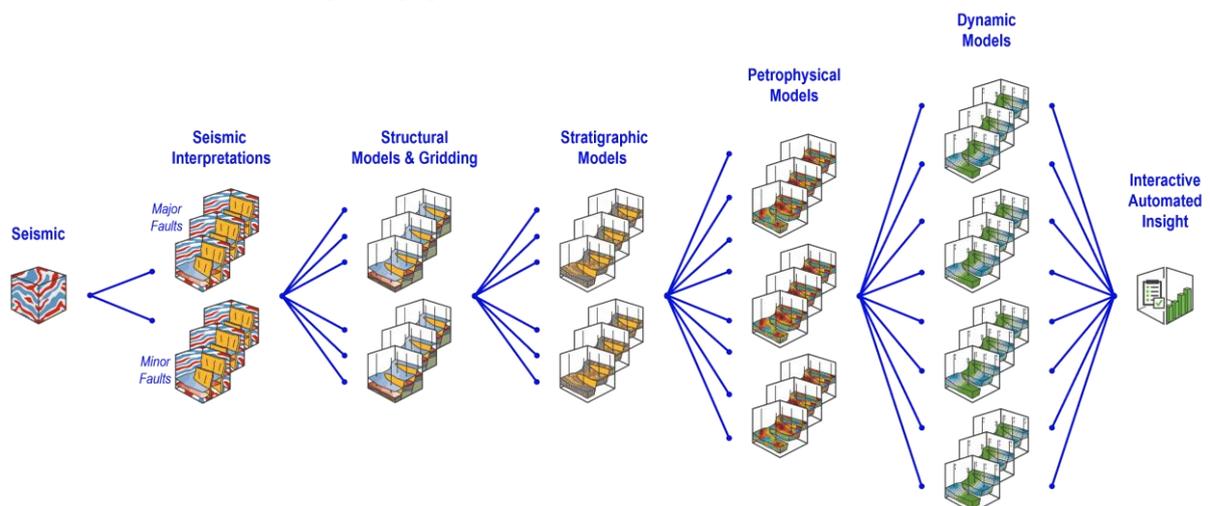
1.1 Introduction

Dans ce chapitre en vas présenter quelques notions de base sur l'interprétation des failles et les motivations derrière notre travail

L'interprétation sismique des failles, ayant évolué sur plusieurs décennies en étroite corrélation avec les progrès en géologie, sismologie et technologie, s'articule autour de jalons clés. Débutant au 19e siècle avec la sismologie et la reconnaissance des ondes sismiques, cette discipline a gagné en sophistication au 20e siècle avec des méthodes telles que la sismique réflexion et réfraction pour cartographier les couches souterraines.

Dans les années 1920 et 1930, des signaux distinctifs associés aux failles sont apparus dans les enregistrements sismiques. L'acceptation de la théorie de la tectonique des plaques dans les années 1960 a intégré les failles dans la compréhension des processus géologiques. Les techniques avancées de sismique réflexion, de sismique de puits et l'essor informatique des années 1970 ont amélioré l'analyse des données sismiques et la modélisation des failles.

L'avènement de l'imagerie sismique 3D dans les années 1990 a permis des modèles plus précis de la subsurface, tandis que l'évolution des techniques d'inversion sismique a renforcé la résolution des structures géologiques.



Cependant, la dépendance de l'interprétation sismique à la perspective de l'interprète conduit à la génération de résultats différents selon les objectifs (cibler des failles majeures ou mineures, par exemple), ce qui entraîne une augmentation du nombre de réalisations à mesure que le flux de travail progresse. Cela rend l'ensemble du cycle de modélisation plus complexe, long et itératif.

1.2 Modélisation des réservoirs

La modélisation des réservoirs est le processus de création d'une représentation tridimensionnelle du réservoir en se basant sur les données géologiques et les informations disponibles. Cela permet de caractériser la distribution spatiale des propriétés du réservoir, telles que les types de roches, la porosité, la perméabilité et la saturation des fluides, afin de comprendre le comportement du réservoir et d'optimiser la récupération des hydrocarbures.

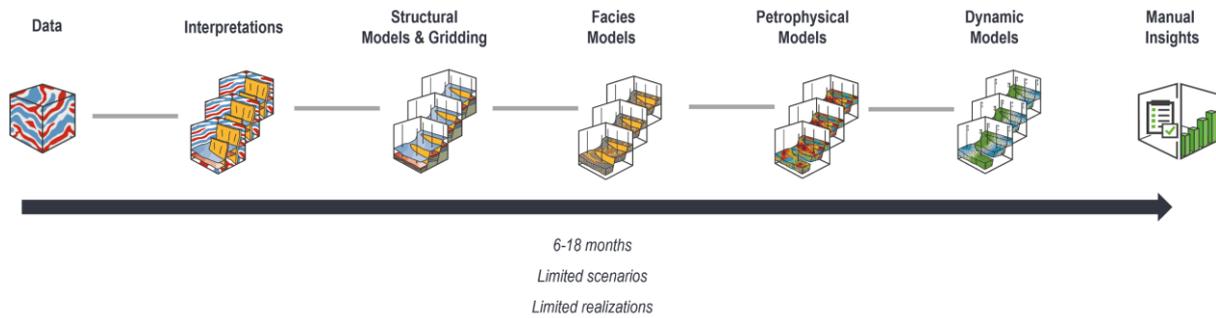


Figure 1 – Flux de travail traditionnel de modélisation de réservoir

La première étape consiste à collecter, filtrer et interpréter les données nécessaires, telles que les relevés sismiques et les diagraphies, les logs avec des données spéciales comme MDT et les données de pression, sont interprétés pour déterminer le contact huile-eau (OWC) et le contact gaz-huile (GOC). Cette étape garantit que les données pertinentes sont disponibles pour le modèle ultérieur.

L'étape suivante consiste à construire un modèle squelette de la structure du réservoir en incorporant les horizons et les failles. Ce modèleage permet de définir la géométrie générale et le cadre structurel du réservoir.

À l'étape de la modélisation des faciès, nous répartissons les faciès géologiques dans l'ensemble du modèle de réservoir. Cela se fait en utilisant différentes sources de données, telles que les données de forage et la colonne stratigraphique. L'objectif est de représenter avec précision les différents faciès lithologiques et sédimentaires présents dans le réservoir. Une fois la répartition des faciès établie, des grilles sont renseignées avec des paramètres pétrophysiques tels que la perméabilité (K), la porosité (Phi) et la saturation (S). Cette étape permet de représenter les propriétés pétrophysiques dans le modèle.

L'estimation des volumes dans le réservoir est un aspect important du processus. En quantifiant les volumes d'hydrocarbures en place, il devient possible de les comparer avec des données historiques. Cette étape contribue à évaluer la précision et la fiabilité du modèle. Dans les cas où le modèle ne correspond pas bien aux données historiques, une analyse d'incertitude est réalisée. Cette analyse vise à identifier les paramètres ayant le plus d'impact sur le modèle, comprenant généralement des facteurs tels que la perméabilité, la porosité et la teneur en eau. En comprenant les incertitudes et leurs influences, des ajustements peuvent être apportés pour affiner le modèle. Après l'analyse d'incertitude, l'étape suivante consiste à régler le modèle en fonction des paramètres identifiés comme étant hautement influents. Cette étape garantit que le modèle est cohérent avec les données disponibles. Une fois les ajustements effectués, le processus boucle sur le calcul des volumes et la comparaison avec l'historique pour évaluer le modèle mis à jour.

La dernière étape consiste à planifier les puits dans le réservoir. Des facteurs tels que l'achèvement, la déviation et le forage horizontal sont pris en compte lors de la phase de conception des puits. Cette étape garantit une extraction optimale des hydrocarbures du réservoir.

Le résultat de ce processus (Modèle Statique) est transmis à l'équipe d'ingénierie de réservoir pour le transformer en un modèle dynamique.

Il est important de noter que ce processus est itératif, et chaque étape doit être répétée chaque fois que de nouvelles données deviennent disponibles. Cela permet la mise à jour continue et l'amélioration du modèle de réservoir, améliorant ainsi sa précision et sa fiabilité au fil du temps.

Dans ce projet, nous nous concentrerons sur la deuxième étape du processus présenté dans la **Figure 1**, qui est l'interprétation, spécifiquement l'interprétation des failles (Seismic Interpretation).

1.3 Interprétation Séismique

Les données sismiques sont étudiées par les géoscientifiques pour interpréter la composition, le contenu en fluides, l'étendue et la géométrie des roches en subsurface.

L'interprétation des données sismiques sera basée sur une utilisation intégrée d'inlines, de crosslines, de time-slices et d'attributs d'horizon (Dalley et al. 1989, Hesthammer et al. 2001).

Les sections sismiques ou images représentent des tranches à travers le modèle géologique, qui peuvent être entrées dans des stations de travail avancées où l'interprétation réelle peut avoir lieu.

Les données sismiques peuvent être utilisées de nombreuses manières, telles que la cartographie régionale, la cartographie des prospects, la délimitation des réservoirs, la modélisation sismique, la détection directe d'hydrocarbures et la surveillance des réservoirs producteurs. En fonction de l'interprétation sismique, on décidera si une zone est un prospect possible pour les hydrocarbures.

Si la réponse est positive, un puits d'exploration sera foré. L'objectif ultime sera le forage de puits de production si la zone cible s'avère être un réservoir commercial.

Les données sismiques contiennent un mélange de signal et de bruit. Il est donc crucial de comprendre la signature du bruit, qu'il soit systématique ou aléatoire, incliné ou plat, planaire ou non planaire. Il est également nécessaire d'enquêter sur l'origine du bruit.

Le défi de l'interprétation sismique est alors d'utiliser pleinement toutes les informations contenues dans les données sismiques. Le bruit systématique peut être lié aux procédures d'acquisition, aux artefacts de traitement, aux multiples couches d'eau, aux failles, à la stratigraphie complexe et aux gaz peu profonds.

Le bruit aléatoire inclut le bruit naturel (par exemple, le mouvement du vent et des vagues), l'interface sismique incohérente et les corrections statiques imparfaites. Sans une compréhension solide de ces facteurs ainsi qu'une connaissance des limites de la résolution sismique, il existe un risque d'interpréter le bruit comme de véritables caractéristiques. En ce qui concerne les paramètres analysés et les interprétations qui peuvent découler des analyses, une hiérarchie quadruple de l'interprétation sismique peut être obtenue. Il s'agit de l'analyse des faciès, de l'analyse structurale, de l'analyse des attributs sismiques et de l'analyse des séquences sismiques.

Les paramètres les plus importants utilisés pour l'interprétation des données sismiques sont les suivants :

Amplitudes de réflexion : La force des réflexions. Comme nous l'avons discuté ci-dessus, la proportion d'énergie réfléchie à la frontière entre deux couches dépend de la différence entre les impédances acoustiques. Si nous avons une série alternée de différentes couches, la distance entre les limites des couches par rapport à la longueur d'onde des signaux sismiques transmis jouera un rôle majeur.

Espacement des réflecteurs : La distance entre les réflecteurs indiquera l'épaisseur de la couche, mais il y aura une limite inférieure à l'épaisseur qui peut être détectée, dépendant de la longueur d'onde.

Vitesse intervalle : La vitesse intervalle d'une séquence peut fournir des informations sur la lithologie et la porosité, mais cela dépendra de la vitesse d'empilement et ne sera pas très précis.

Continuité des réflecteurs : La continuité des réflecteurs dépendra de la continuité des couches de sédiments, une information essentielle pour la reconstruction de l'environnement.

Configuration des réflecteurs : Si nous prenons en compte l'effet de la compaction, la forme des couches réfléchissantes nous donne une image de la surface de sédimentation telle qu'elle était pendant le dépôt. La pente des réflecteurs, par exemple, représente la pente des couches progradantes dans une séquence deltaïque avec une compaction différentielle ultérieure et un basculement superposé. Les limites d'érosion avec des discordances montreront de la même manière la paléotopographie pendant l'érosion.

Phase instantanée : Une trace sismique peut être considérée comme un signal analytique où la partie réelle est le signal sismique enregistré lui-même. Mathématiquement, nous pouvons calculer la trace sismique complexe (parties imaginaires du signal) et les attributs instantanés. La phase instantanée est une mesure de la continuité des événements sur une section sismique. La phase instantanée est sur une échelle de $+180^\circ$ à -180° . Le taux de variation temporelle de la phase instantanée est la fréquence instantanée.

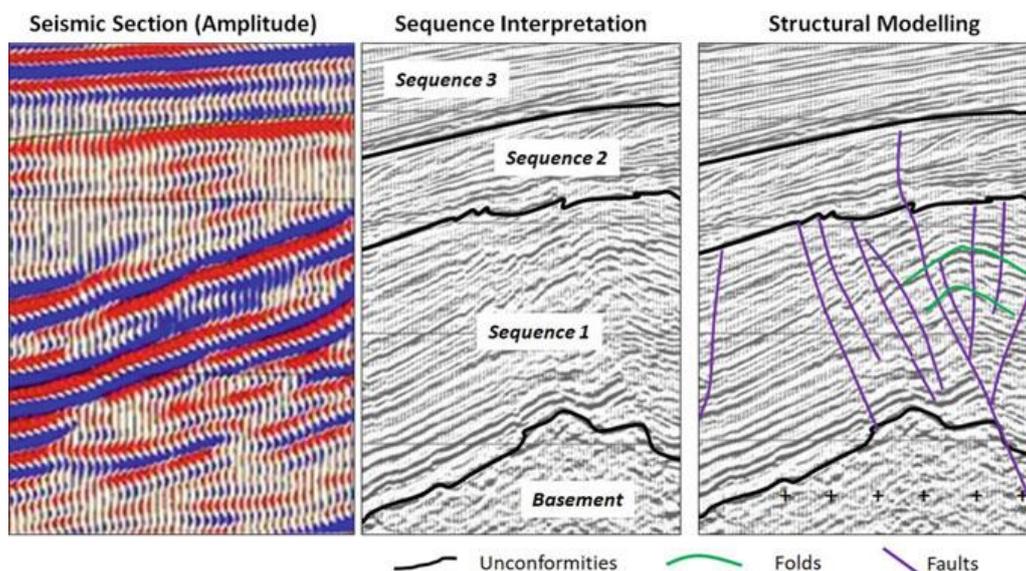


Figure 2 – Amplitude sismique et interprétation des sections

1.3.1 Analyse structurale

Les interprètes peuvent tracer des horizons et des failles sur les inlines, les crosslines et les lignes arbitraires, ainsi que sur des time-slices. Les horizons peuvent être automatiquement suivis sur des affichages sismiques verticaux et des affichages en tranches horizontales. Les algorithmes de suivi améliorés pour l'interprétation des horizons, combinés aux failles interprétées par l'utilisateur et aux polygones de failles, peuvent produire des cartes d'interprétation basées sur la sismique.

Les failles sur les sections sismiques sont généralement exprimées par une perte d'amplitude de réflexion. Il faut se rappeler que le principe que nous utilisons pour calculer la profondeur jusqu'à une limite de réflexion suppose que la stratification n'est pas trop éloignée de l'horizontale. Les failles à angle élevé ne renvoient pas l'onde sonore aux récepteurs pour donner un signal et les failles ne peuvent donc pas être vues directement sur les sections sismiques. Ce sont les troncatures et les décalages des bons réflecteurs qui nous permettent généralement d'identifier les failles. En raison des « effets de bord » spéciaux que nous observons près d'une faille, les terminaisons de réflecteurs qui devraient définir la faille ne sont pas situées tout à fait à leur position réelle sur le profil sismique, ce qui rend parfois difficile de les définir avec précision.

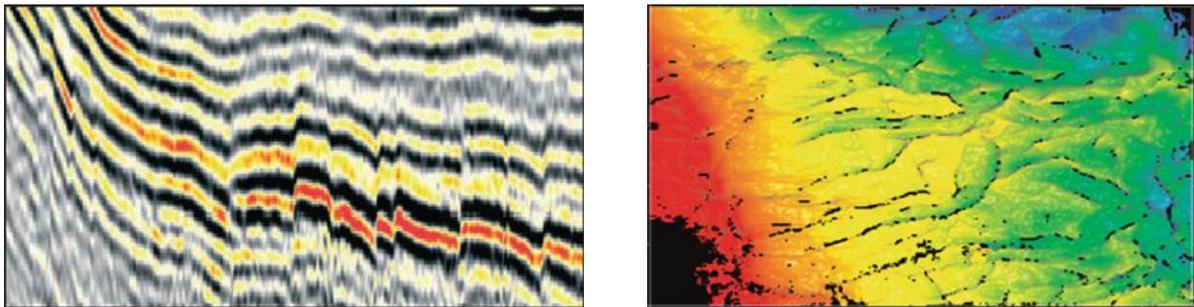


Figure 3 – Une section sismique montrant de nombreuses failles (à gauche), Une vue en plan d'un horizon (à droite) qui peut être utile pour identifier les trends de failles à partir des points manquants et des discontinuités de couleur.

La migration des données sismiques contribue en partie à résoudre le problème. Les couches plissées ne seront représentées de manière réaliste que si les plis sont suffisamment doux pour que les couches aient un faible angle d'inclinaison.

1.3.2 Analyse des attributs sismiques

Un attribut sismique est une mesure quantitative d'une caractéristique sismique d'intérêt. L'analyse des attributs sismiques concerne l'étude de l'amplitude, de la polarité, de la continuité et de la forme d'onde. L'un des objectifs des attributs sismiques est de capturer de manière à quantifier l'amplitude et les caractéristiques morphologiques observées dans les données sismiques grâce à une série de calculs déterministes effectués sur un ordinateur.

L'extraction d'attributs sismiques, tels que l'enveloppe d'amplitude, la fréquence dominante, la polarité apparente et la phase instantanée, peut produire des images 3D remarquables des formations rocheuses en subsurface (Fig. N).

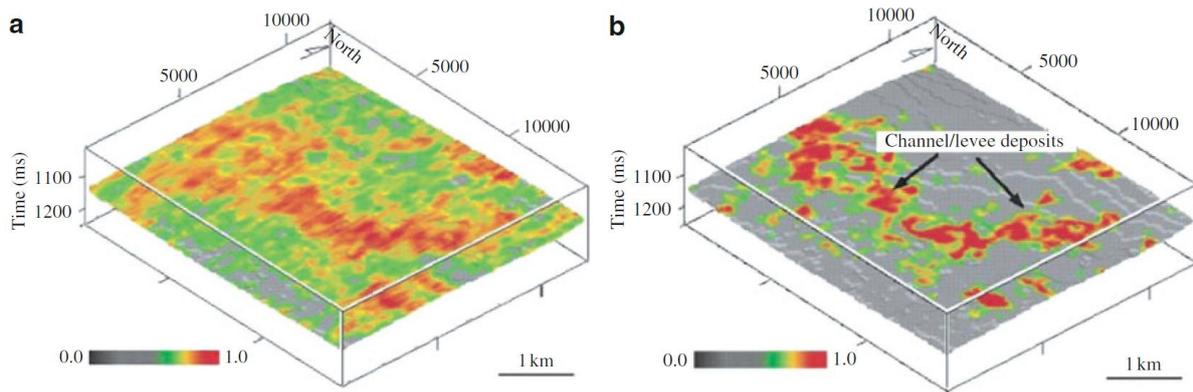


Figure 6 – Une comparaison entre l'amplitude absolue moyenne (a) et l'énergie (b) dans une tranche d'horizon au même niveau stratigraphique. Notez que les dépôts de canal/levée peuvent être reconnus, cartographiés et détectés plus efficacement à partir du volume d'énergie qu'à partir du volume d'amplitude. (Après Gao 2003)

Une telle analyse peut donner une indication de l'épaisseur et de la nature des contacts supérieurs et inférieurs d'un corps de sable (Selley 1998). La comparaison des ondes sismiques observées avec des traces synthétiques calculées à partir d'un modèle géologique offre un aperçu de l'environnement de dépôt et contribue donc à prédire sa géométrie et ses caractéristiques internes de réservoir (Fig. N).

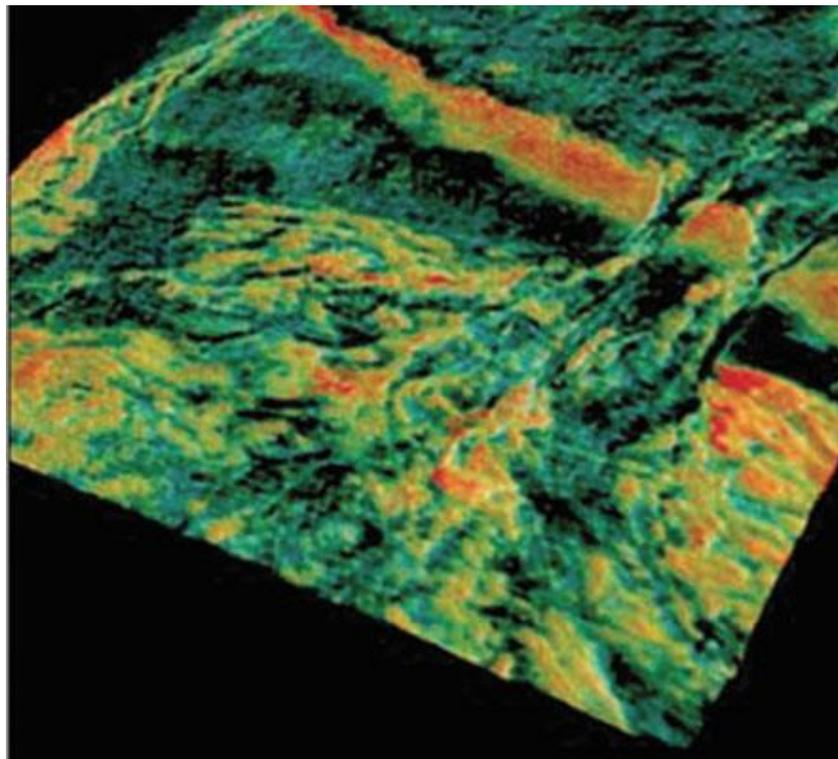


Figure 7 – Volume sismique 3D interprété montrant un canal complexe. (Source : James 2009)

Il existe maintenant plus de 100 attributs sismiques distincts calculés à partir de données sismiques qui peuvent être appliqués à l'interprétation des structures géologiques, de la stratigraphie et des propriétés des roches/fluide poreux.

Taner et al. (1994) divisent les attributs en deux catégories générales : géométriques et physiques. L'objectif des attributs géométriques est d'améliorer la visibilité des caractéristiques géométriques des données sismiques ; ils comprennent l'inclinaison, l'azimut et la continuité. Les attributs physiques concernent les paramètres physiques du sous-sol et sont donc liés à la lithologie. Ils comprennent l'amplitude, la phase et la fréquence.

Liner et al. (2004) ont classé les attributs en catégories générales et spécifiques. Les attributs généraux sont des mesures des caractéristiques géométriques, cinématiques, dynamiques ou statistiques dérivées des données sismiques. Ils comprennent l'amplitude des réflecteurs, le temps des réflecteurs, l'inclinaison et l'azimut des réflecteurs, l'amplitude complexe et la fréquence, les attributs Hilbert généralisés, l'illumination, la détection des bords/cohérence, l'AVO et la décomposition spectrale. Les attributs généraux sont basés soit sur le caractère physique ou morphologique des données liées à la lithologie ou à la géologie et sont donc généralement applicables d'un bassin à l'autre dans le monde entier.

En revanche, les attributs spécifiques ont une base moins bien définie en physique ou en géologie. Bien qu'un attribut spécifique donné puisse être bien corrélé à une caractéristique géologique ou à la productivité du réservoir dans un bassin donné, ces corrélations ne s'étendent généralement pas à un bassin différent.

Au cours des dernières décennies, nous avons été témoins à des développements d'attributs suivant les percées dans l'acquisition et la cartographie des réflecteurs, l'identification des failles, l'identification des points lumineux, la perte de fréquence, l'accordement des couches minces, la stratigraphie sismique et la géomorphologie (Fig. N).

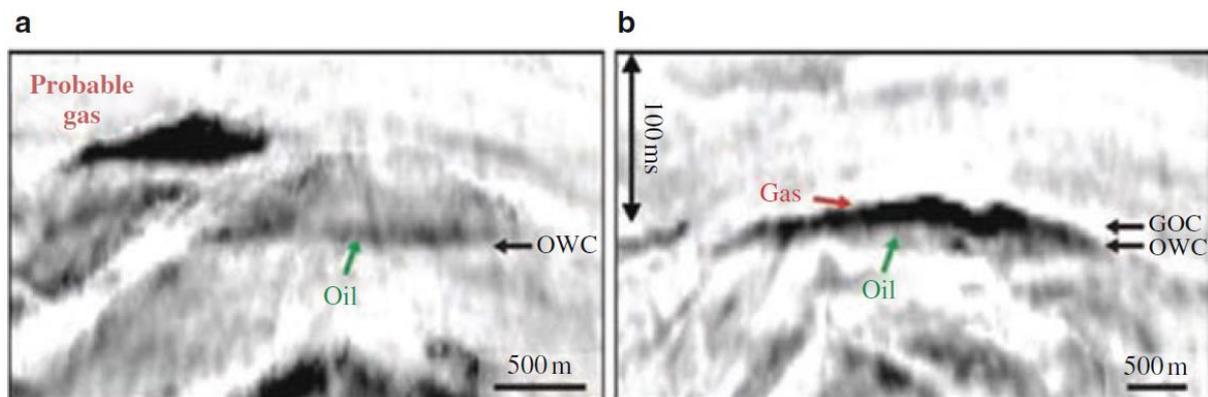


Figure 8 – (a) Une forte anomalie d'amplitude (colonne d'huile) au sommet du réservoir correspond à un événement clair et plat au sein du réservoir. (b) Cette section montre un corps acoustiquement mou (colonne de gaz) à l'intérieur du réservoir avec une base plate. (D'après Blom et Bacon 2009)

1.3 Interprétation Manuel des failles

Consiste à effectuer manuellement le picking des failles directement à partir des coupes sismiques en Inline et en Xline.

Les segments de failles (Fault sticks) sont interprétés en les numérisant directement sur une intersection sismique.

Les failles sont numérisées en segments (lignes), qui sont automatiquement triangulés dans Petrel pour donner une surface de faille.

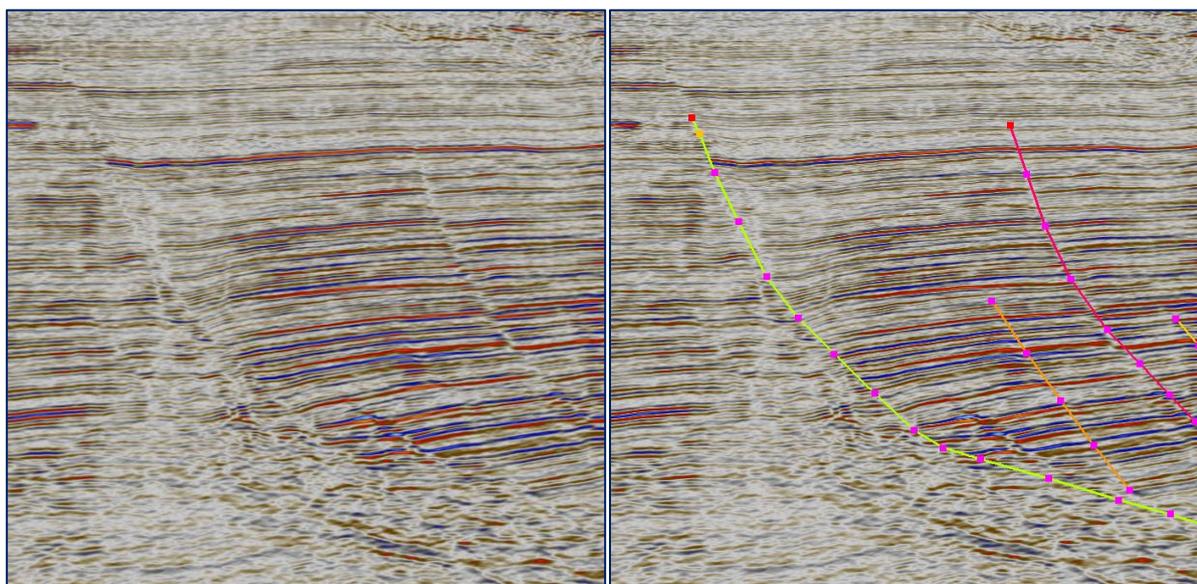


Figure 4 – Coupe sismique (à gauche), coupe sismique interprétée (à droite)

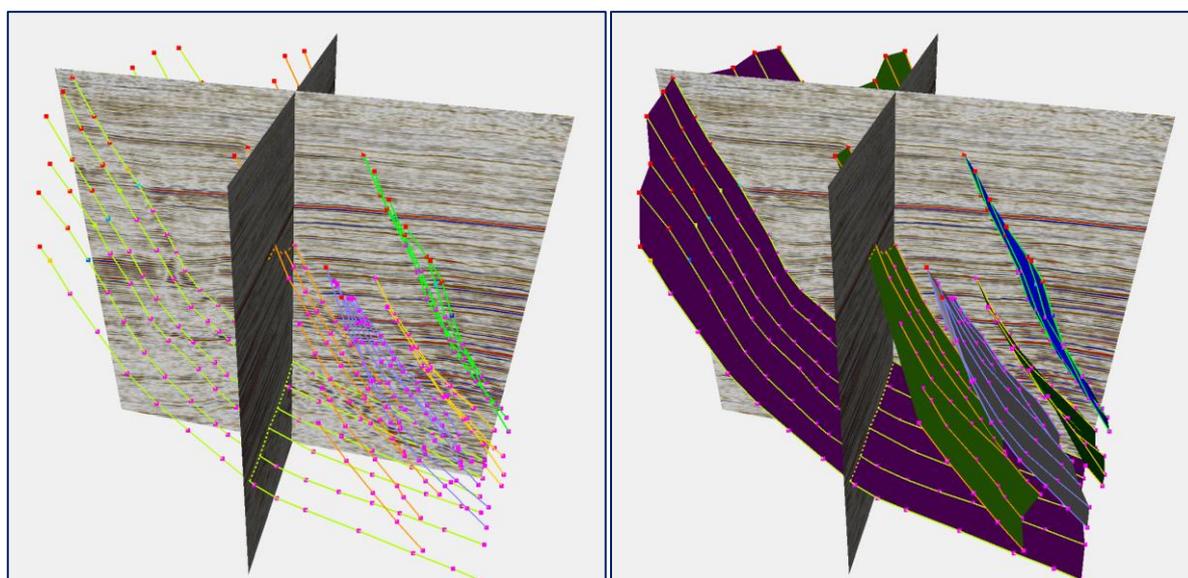


Figure 5 – Vue 3D des segments de faille interprétés (à gauche), vue 3D des surfaces de faille (à droite)

1.5 Extraction automatique des failles à l'aide d'attributs sismiques

Pour automatiser l'extraction des failles, nous devons structurer un flux de travail qui utilise les attributs sismiques pour identifier les failles. Un flux de travail général est réalisé en appliquant une série d'attributs successifs.

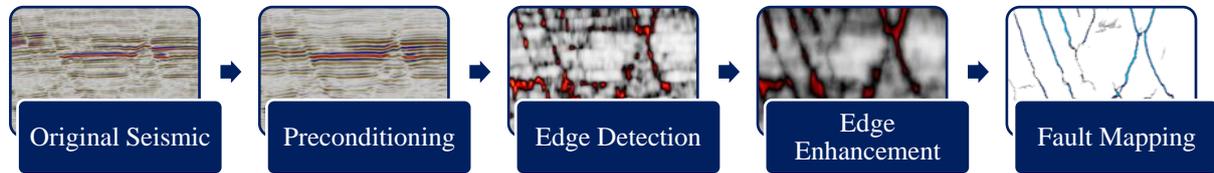


Figure 21 – Flux de travail général d'extraction automatique des failles à l'aide d'attributs sismiques

Dans notre étude, nous nous concentrons sur les caractéristiques structurelles, donc nous devons appliquer des attributs qui mettent en évidence ces caractéristiques.

Tout d'abord, nous préconditionnons notre cube en utilisant un lissage structurel ou des filtres similaires, puis nous appliquons des attributs tels que la variance, le chaos, le contraste d'amplitude, etc. pour mettre en évidence les structures souhaitées. Ensuite, nous améliorons ces structures détectées en appliquant des attributs d'amélioration des contours, enfin nous appliquons l'ant-tracking.

L'ant-tracking extrait automatiquement les surfaces de failles à partir des attributs structurels. L'algorithme utilise les principes des systèmes de colonies de fourmis pour extraire des surfaces qui ressemblent à des tendances dans des données très bruyantes.

Des agents logiciels intelligents (fourmis) essaieront d'extraire des caractéristiques de l'attribut correspondant aux attentes du comportement des failles. Les informations réelles sur les failles dans l'attribut devraient répondre à ces attentes et être extraites par de nombreuses fourmis, tandis que le bruit et les restes de réflecteurs devraient être extraits par aucune fourmi ou par une seule fourmi (dans ce cas, elles seront supprimées). L'approche est entièrement en 3D et peut tirer parti des informations de surface dans les voxels environnants. Cela permet d'obtenir des informations détaillées à partir de l'attribut. En gravant les surfaces extraites dans un volume, nous obtenons ce que l'on appelle un attribut amélioré ou un cube de ant-tracking. Ce cube contient uniquement les informations de failles susceptibles d'être vraies.

Le processus peut être divisé en quatre activités principales :

- Conditionnement sismique
- Détection des contours
- Amélioration des contours
- Interprétation interactive (extraction de surface)

Une collection de segments de surface, des patches de failles, peut être extraite après la génération d'un attribut d'ant-tracking.

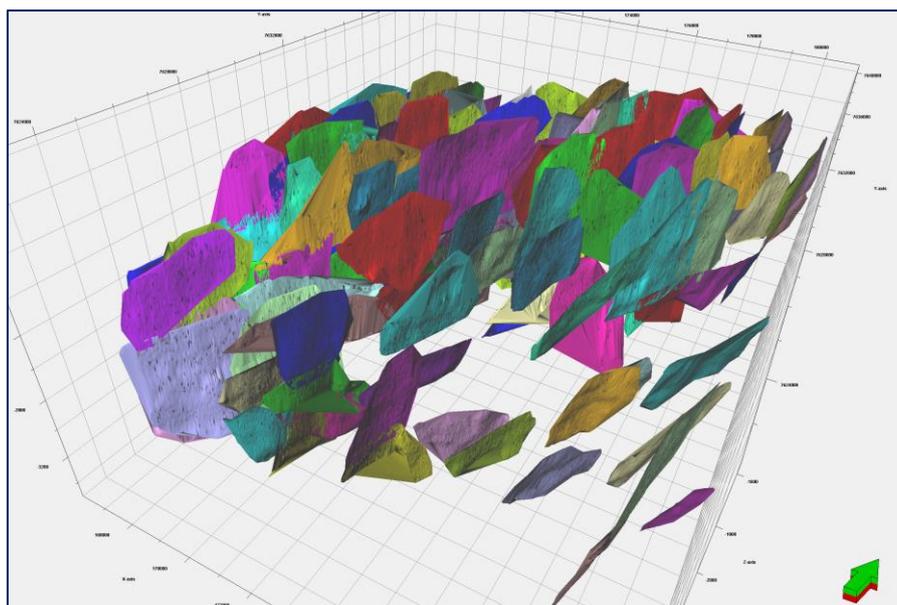


Figure 22 – Fault Patches

Les patches peuvent ensuite être contrôlés et filtrés à l'aide de différents outils et critères tels que la surface de la faille et l'angle d'inclinaison à l'aide d'histogrammes et de stéréonets.

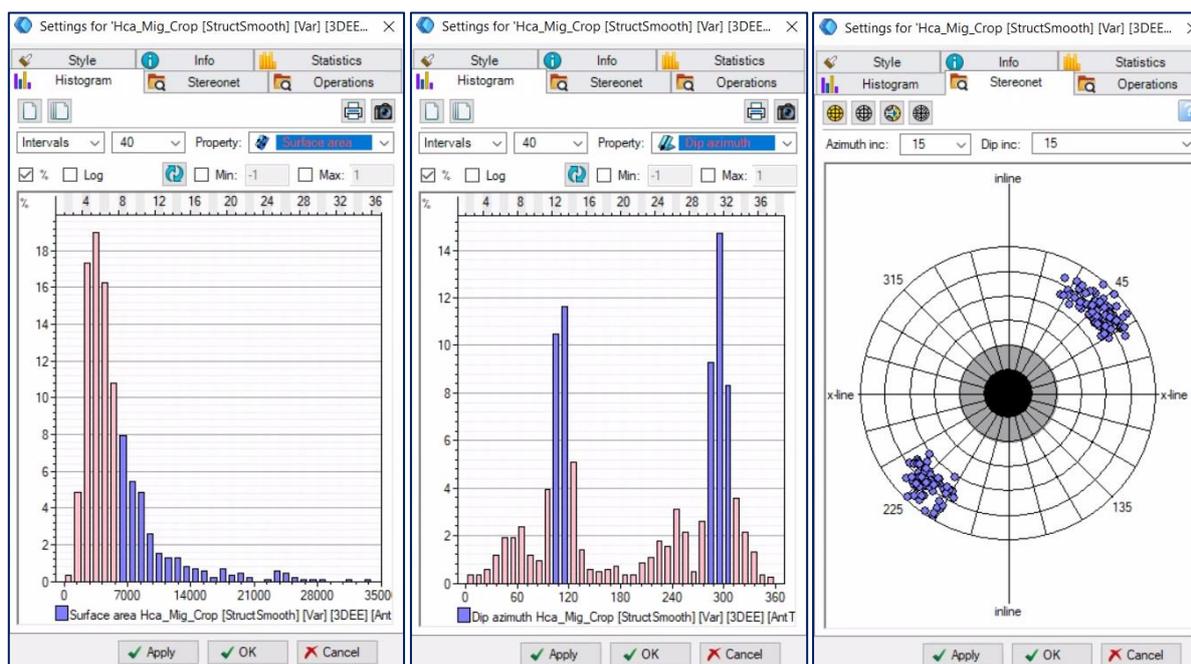


Figure 23 - Filtrage à l'aide de l'histogramme de la surface (à gauche), de la dip azimuth (au milieu) et à l'aide du stéréonet (à droite)

Puis converti en fault sticks et transmis à l'équipe de modélisation

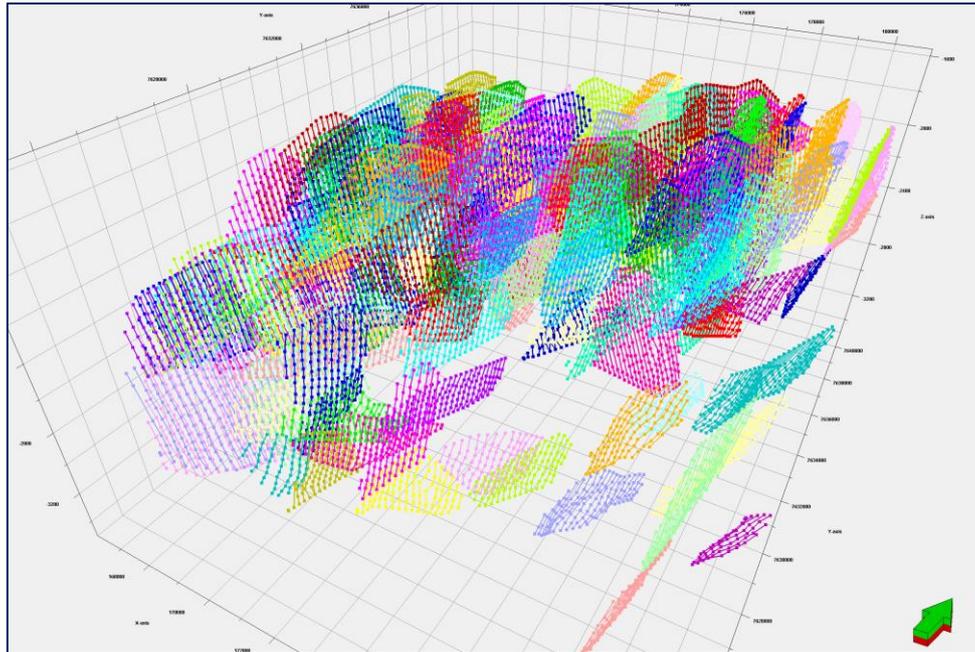


Figure 24 - Fault sticks (Interprétation) obtenus à partir des fault patches

1.3.2 Attributs structurels

1.3.2.1 Structural Smoothing

Avant de procéder à l'interprétation, nous devons débruiter les données sismiques. L'un des attributs que nous appliquons est le lissage structural, qui nous permet d'améliorer la clarté des caractéristiques structurales et d'améliorer la résolution des images sismiques.

Cela s'avère utile pour l'interprétation automatique des horizons (Auto tracking) et la préparation dans les flux de travail d'amélioration des contours et d'extraction (comme le Ant-tracking).

Gaussian low-pass smoothing filter:

$$h_G(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{k^2}{2\sigma^2}}$$

Ou:

σ – Filter width

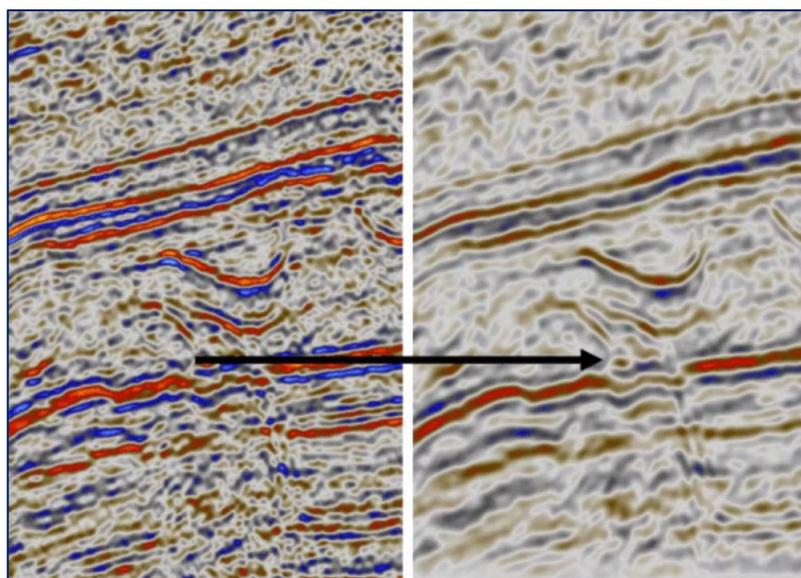


Figure 9 – Structural smoothing (à droite) par rapport à la sismique originale (à gauche)

Le lissage structural utilise une analyse des composantes principales (PCA) pour déterminer le pendage et l'azimut du voisinage local à partir du volume 3D. Ensuite, un filtre, défini par une fonction gaussienne, est appliqué parallèlement à l'orientation des réflecteurs.

1.3.2.2 Variance

La variance est une mesure de la variabilité locale ou des fluctuations d'amplitude au sein d'un ensemble de données sismiques. Elle fournit des informations sur l'hétérogénéité ou les changements dans les amplitudes sismiques au sein d'une fenêtre donnée ou d'un volume de données sismiques.

Elle est calculée en estimant la variance des amplitudes sismiques à l'intérieur d'un voisinage ou d'une fenêtre spécifiée. Elle caractérise le degré de variabilité dans les valeurs d'amplitude et permet d'identifier les zones présentant des fluctuations d'amplitude élevées ou faibles.

Algorithm:

$$\sigma_t^2 = \frac{\sum_{j=t-\frac{L}{2}}^{j=t+\frac{L}{2}} w_{j-t} \sum_{i=1}^l (x_{ij} - \bar{x}_{ij})^2}{\sum_{j=t-\frac{L}{2}}^{j=t+\frac{L}{2}} w_{j-t} \sum_{i=1}^l (x_{ij})^2 + \epsilon}$$

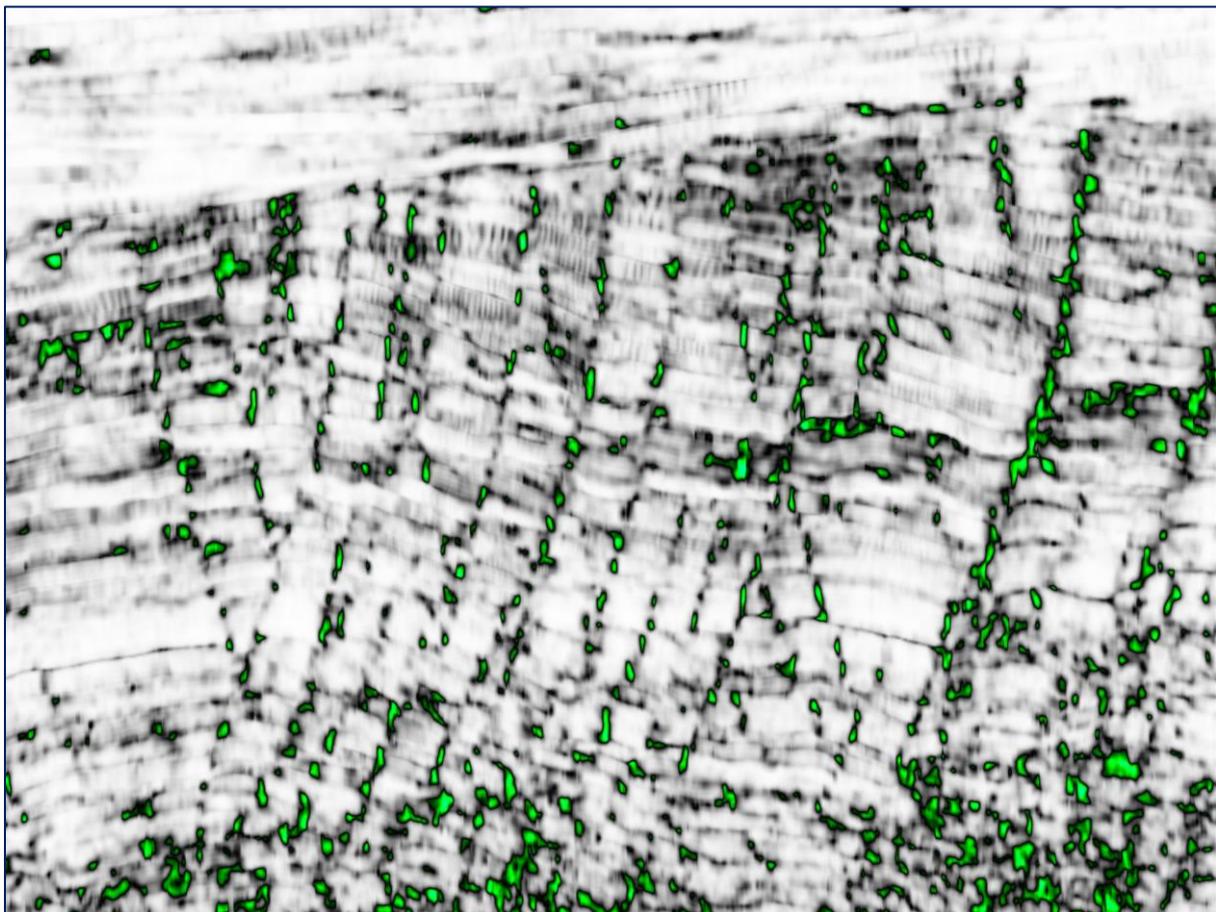


Figure 10 - Attribut de la Variance (Edge Method) Inline 597

1.3.2.3 Chaos

Le motif de signal chaotique contenu dans les données sismiques est une mesure du manque d'organisation dans la méthode d'estimation du pendage et de l'azimut.

Le chaos dans le signal peut être affecté par les chemins de migration du gaz, les intrusions de corps de sel, et pour la classification sismique de la texture chaotique. L'attribut de chaos est échelonné de 0 à 1.

En général, il cartographie le "degré de chaos" du signal sismique local, à l'intérieur d'une fenêtre spécifiée.

$$Chaos = \frac{2 * \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_3}$$

λ_i =i-th valeur propre de la matrice de covariance

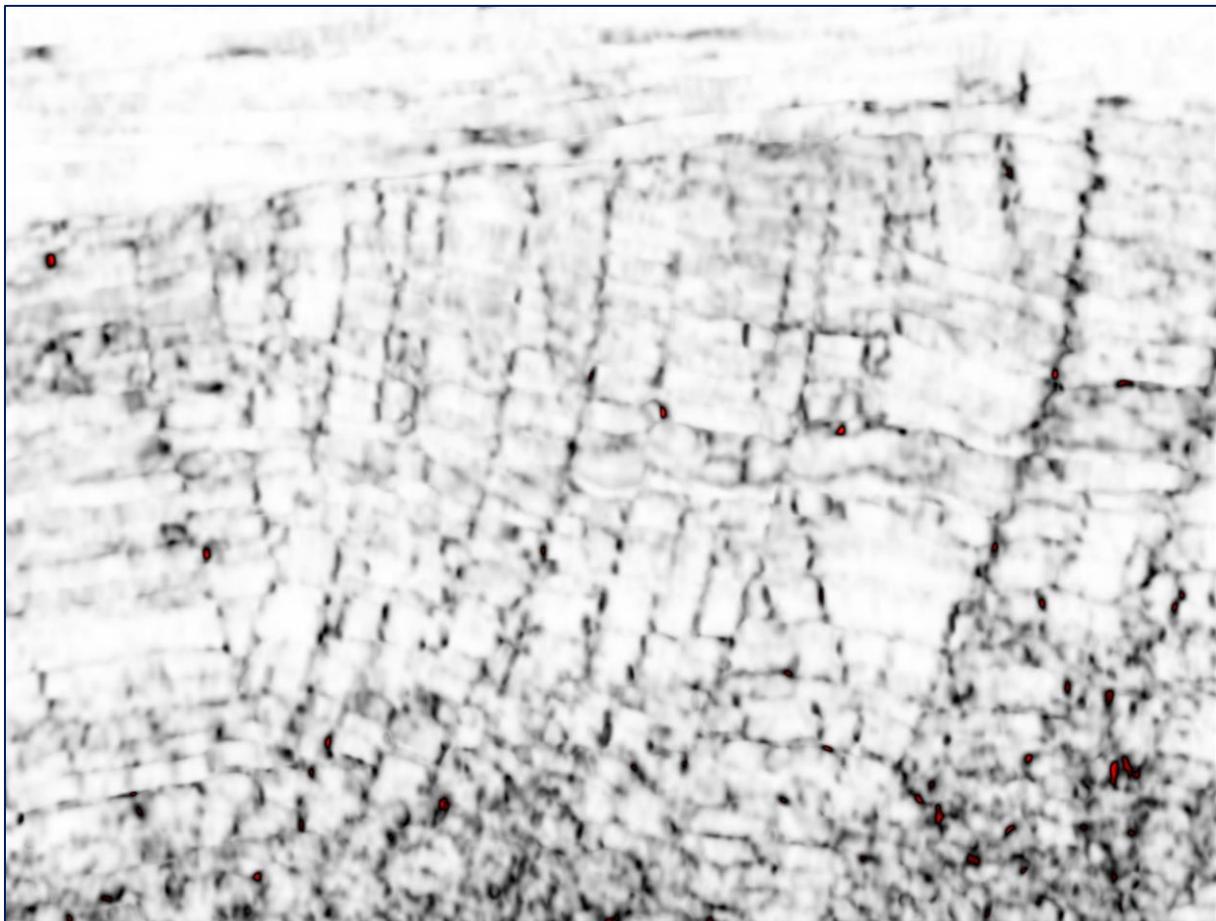


Figure 11 – Attribut du Chaos (Inline 597)

SigmaX, SigmaY et SigmaZ : Les sigmas directionnels X, Y et Z sont activés pour permettre à l'utilisateur de spécifier le rayon de la fenêtre pour calculer le degré de chaos des données sismiques. Plus le sigma est grand, plus le résultat est lisse.

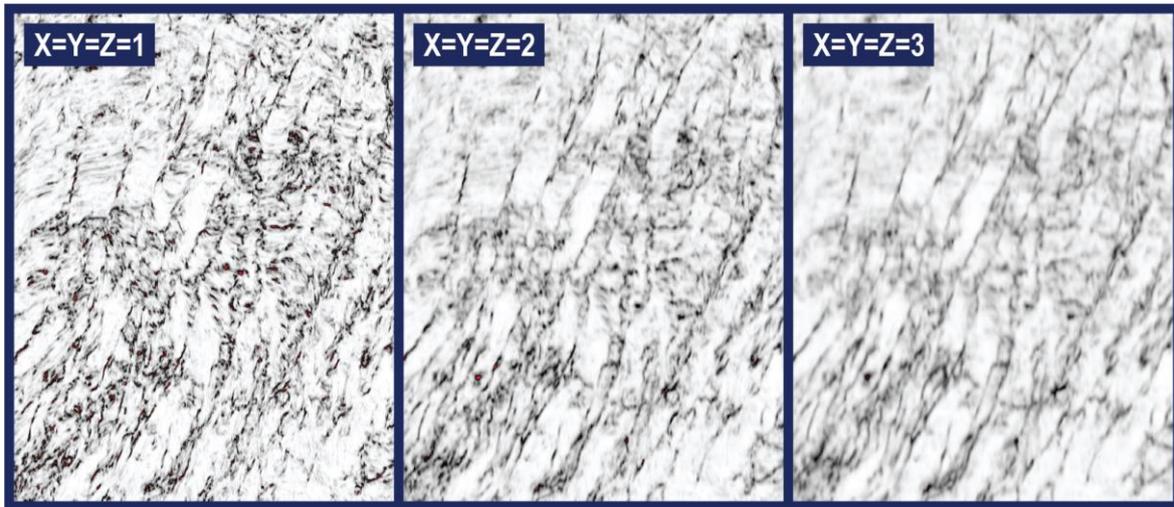


Figure 12 – Sigmas directionnelles du chaos (Time slice)

Le chaos dans le signal peut être utilisé pour mettre en évidence les failles et les discontinuités, ainsi que pour la classification sismique de la texture chaotique. Le chaos peut être lié aux caractéristiques géologiques locales car il est influencé par les chemins de migration du gaz, les intrusions de corps de sel, les textures de récif, les remplissages de chenaux, etc.

1.3.2.4 Amplitude Contrast

Cet attribut est généralement utilisé pour tenter d'extraire et de mettre en évidence les structures de sel dans les données sismiques.

Les structures de sel sont généralement bruyantes dans les données sismiques, et d'autres attributs de détection de structures pourraient détecter des parties des bords des dômes de sel, mais ici, l'attribut est cohérent et met en évidence toute la structure.

Cet attribut est vaguement basé sur un filtre Sobel. Cela implique que vous examinez les dérivées dans les 3 dimensions et utilisez ces informations pour obtenir des résultats. En plus de calculer les dérivées, vous normalisez, pondérez et lissez verticalement pour obtenir les résultats que vous voyez.



Figure 13 – Attribut de l'Amplitude Contrast (Inline 597)

Algorithm :

$$AC = \frac{\sqrt{G_x^2 + G_y^2 + w * G_z^2}}{\sum Input}$$

Where

$$G_i = Sobel_i * Input$$

1.3.2.5 Ant-tracking

Le Ant-tracking est une technique d'imagerie très puissante qui améliore la visibilité des failles et les relie, suivies par des algorithmes d'intelligence programmée dans un volume d'attributs de courbure ou de cohérence.

Cette technique, essentiellement basée sur l'identification de la discontinuité, est très sensible au bruit et les données d'entrée nécessitent un reconditionnement minutieux par un filtre de lissage structurel. Le filtre structurel met l'accent sur l'amplitude et la continuité structurelle des événements guidés par la structure locale, tout en évitant le lissage à travers les failles.

Dans un volume de cohérence, la technique prend essentiellement en compte toutes les discontinuités spatiales en trois dimensions et relie les zones adjacentes de faible cohérence par un suivi intelligent.

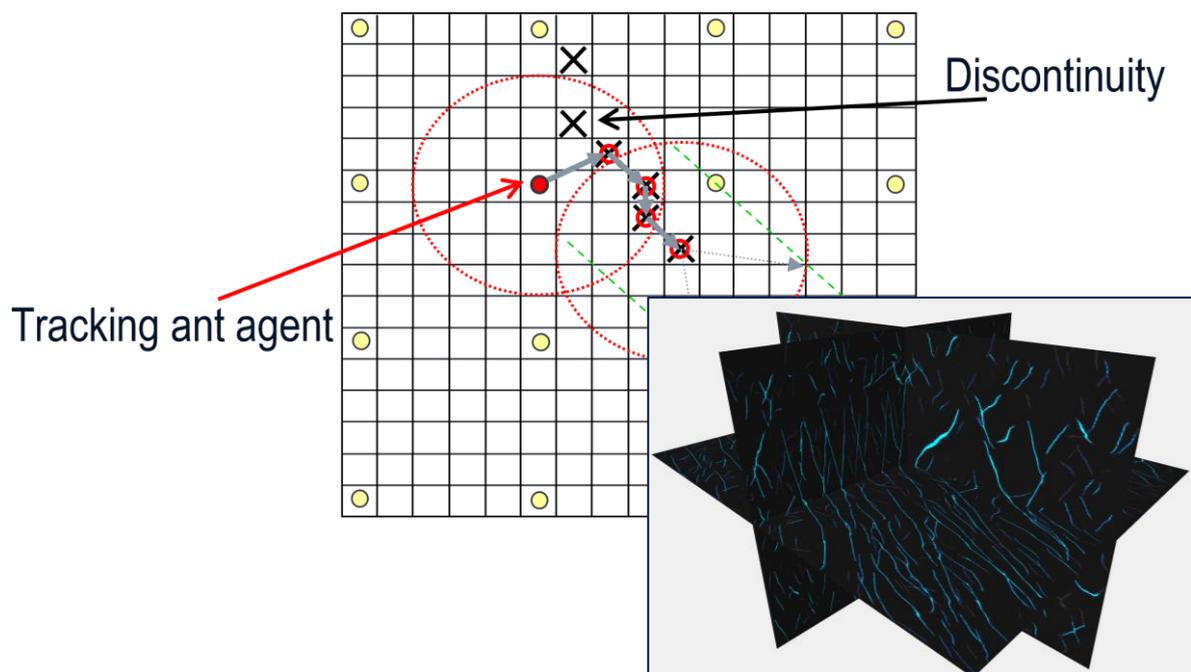


Figure 14 – Concept de l'Ant tracking

Paramètres de l'Ant-tracking

- **Limite initiale** : rayon d'action (en voxels) et distance relative de chaque opérateur fourni.

Si la valeur est plus élevée, moins de détails sont capturés.

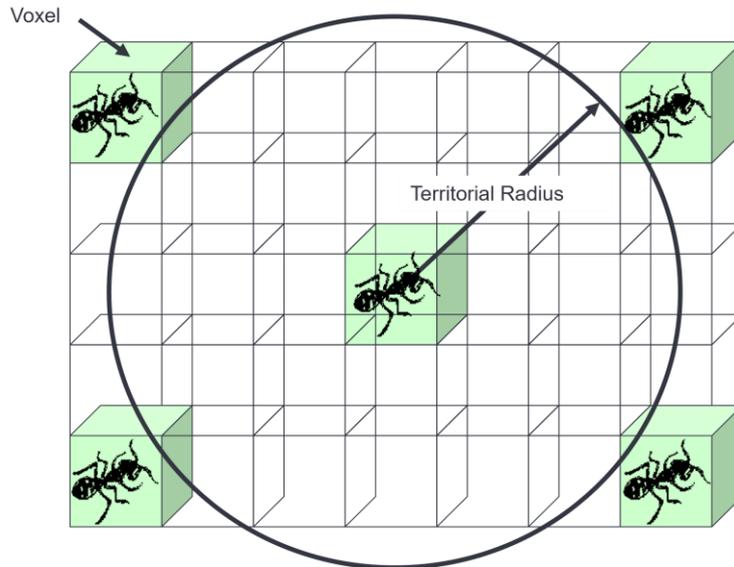


Figure 15 – Limite initiale

- **Déviation** : nombre de voxels sur lesquels l'agent peut rechercher des discontinuités par rapport à la direction de recherche

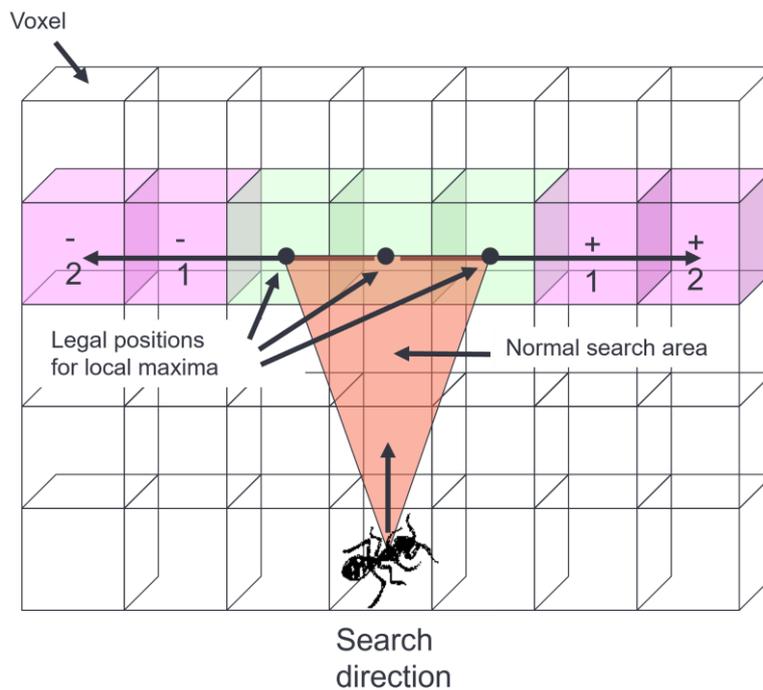


Figure 16 – Déviation autorisée (Paramètre réglé à 2 dans l'exemple)

- **Étapes illégales autorisées** : nombre maximum de voxels avec une valeur inacceptable qui peuvent être « sautés »

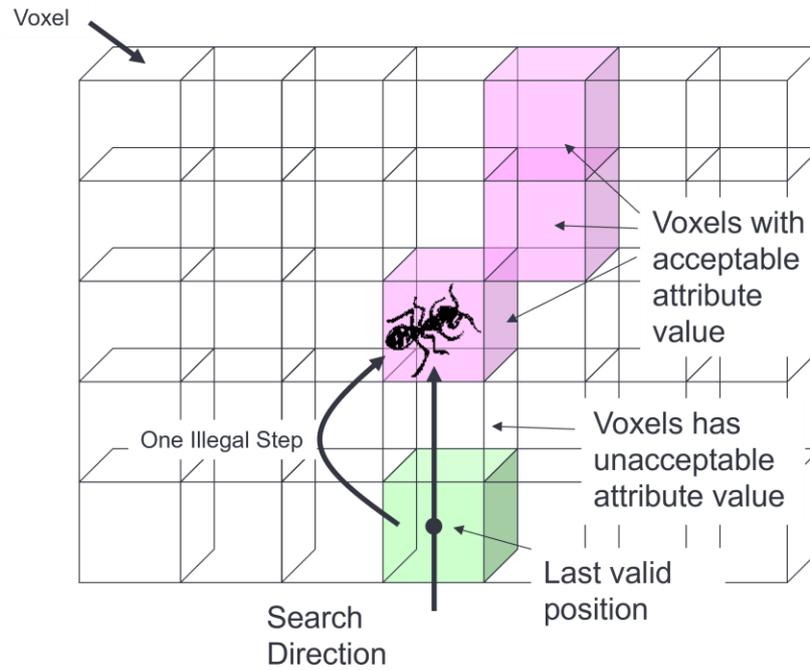


Figure 17 - Étapes illégales autorisées

- **Étape légale requise** : nombre minimum de voxels qui doivent être connectés pour qu'un agent puisse continuer le suivi

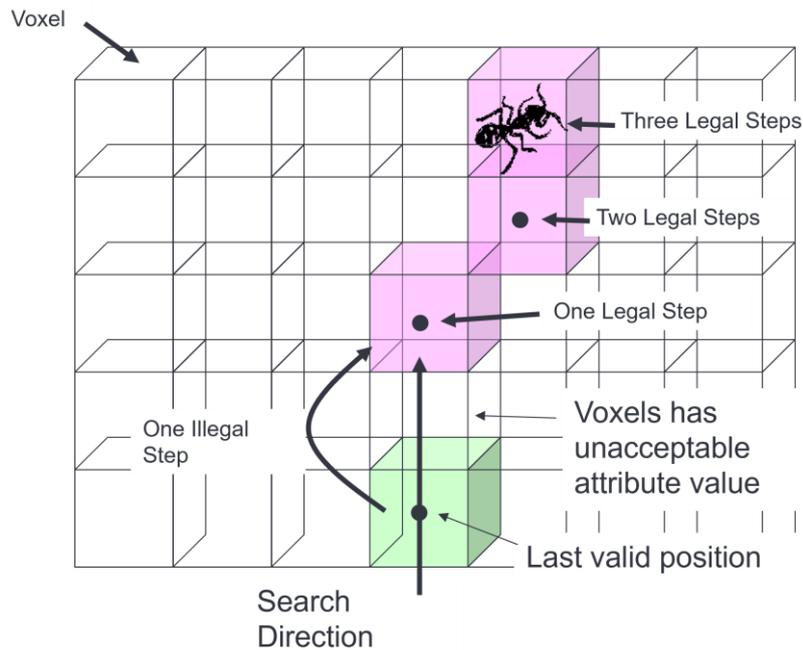


Figure 18 - Étape légale requise

- **Critère d'arrêt [%]** : pourcentage de pas illégaux autorisés dans le parcours de l'agent, par rapport à l'ensemble du parcours

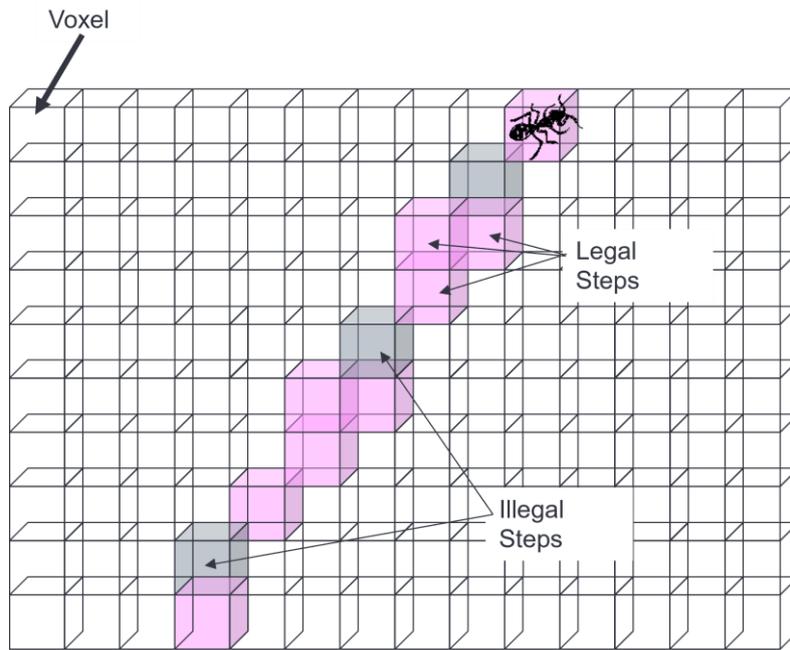


Figure 19 - Critère d'arrêt

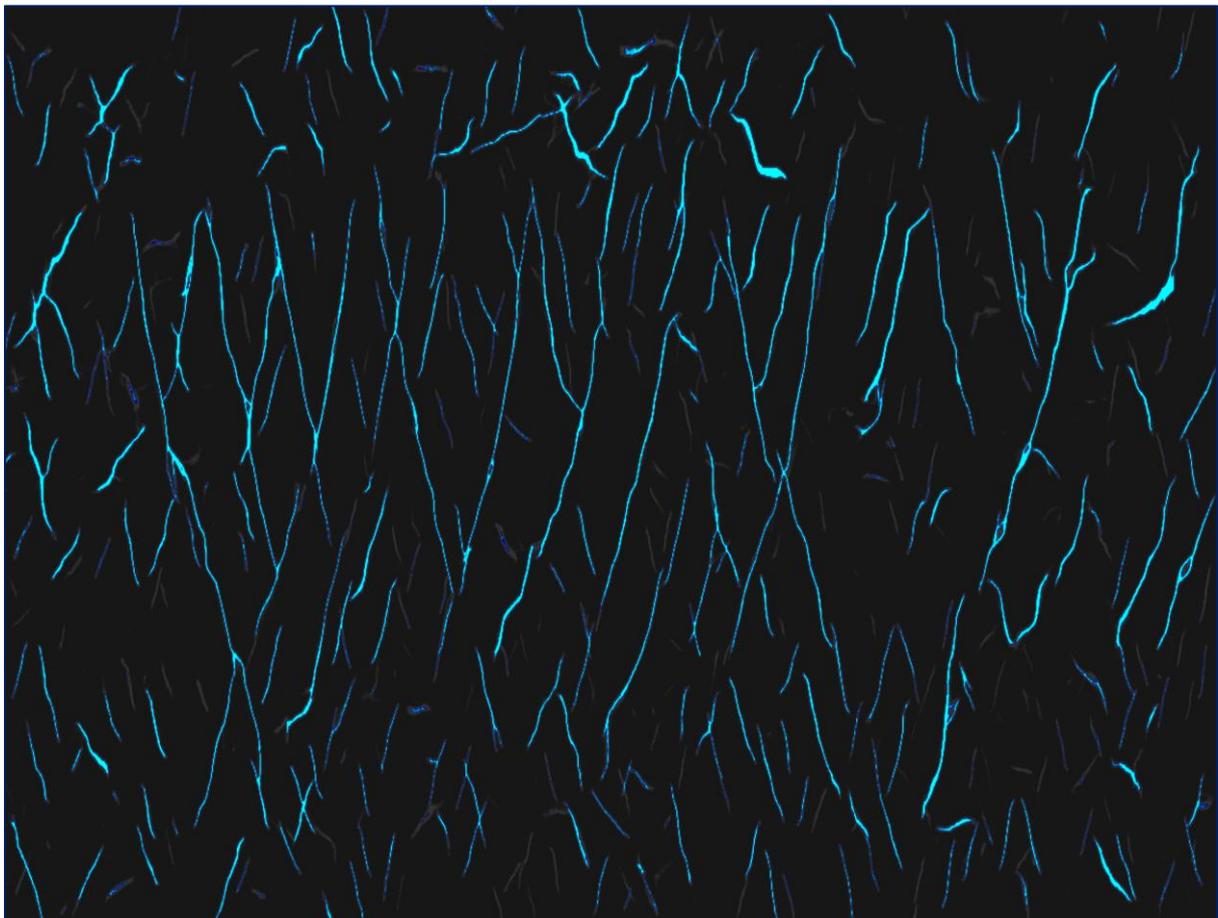


Figure 20 – Attribut de l'Ant tracking (Inline 597)

CHAPITRE II

L'extraction automatique des failles par Intelligence Artificielle

2.1 Introduction

Comme solution pour accélérer le cycle de modélisation, SLB restructure un tout nouveau workflow renforcé par le cloud.

Dans ce chapitre, nous présenterons les nouvelles technologies et techniques utiliser dans notre étude ainsi que la géologie régionale de la zone d'étude d'où provient les données sismiques utilisés

2.2 Agile Reservoir Modeling

Delfi Agile Reservoir Modeling est un processus qui rassemble une série de solutions Delfi afin de transformer la façon dont les études de subsurface sont menées.

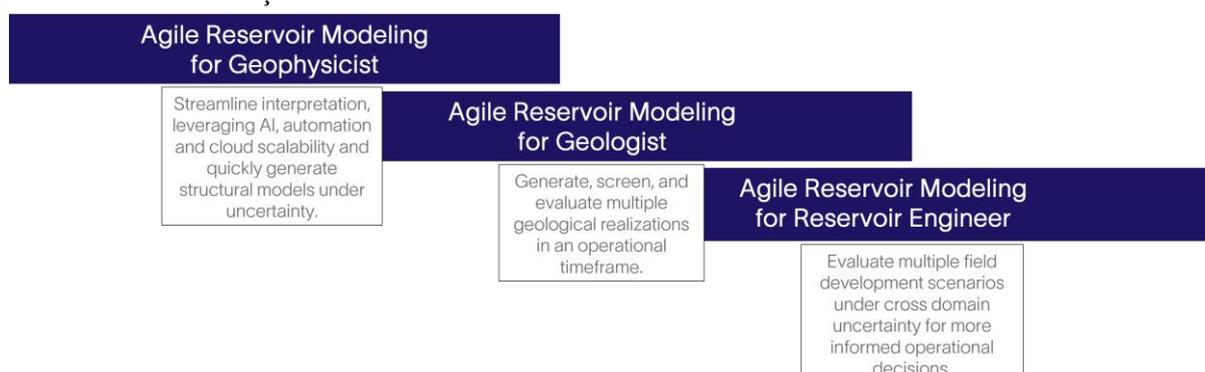


Figure 25 – Agile Reservoir Modeling

En exploitant l'intelligence artificielle et la scalabilité du cloud, Delfi Agile Reservoir Modeling permet de générer automatiquement de multiples modèles de subsurface, même pour les réservoirs les plus complexes, fournissant des informations rapides pour appuyer la formulation de recommandations de plan de développement de champs dans un délai opérationnel.

2.3 DELFI

La plateforme DELFI est une technologie collaborative qui réunit le cycle E&P (Exploration & Production) dans le cloud. Elle est ouverte, sécurisée, évolutive et entièrement gérée, connectant de manière transparente les personnes, les données et les principales applications logicielles dans les domaines de l'exploration, du développement, du forage, de la production et du transport en aval. Tout cela est proposé via un modèle d'abonnement SaaS (Software as a Service) flexible et personnalisé.

2.3.1 DELFI | Petrotechnical Suite

La DELFI Petrotechnical Suite rassemble la collection de solutions numériques inventer par SLB pour les flux de travail pétrotechniques.



Ces solutions sont accessibles à partir de profils couvrant l'ensemble du cycle E&P, qui sont hébergés dans le cloud et disponibles à la demande. Chaque profil est activé par la plateforme DELFI et amélioré grâce à l'intelligence artificielle. Cela signifie que des solutions leaders sur le marché, telles que la plateforme logicielle Petrel E&P et le simulateur de réservoir haute

résolution INTERSECT, fonctionnent avec un temps de calcul considérablement plus rapide et incluent l'accès à de nouveaux outils augmentant la flexibilité et la productivité.

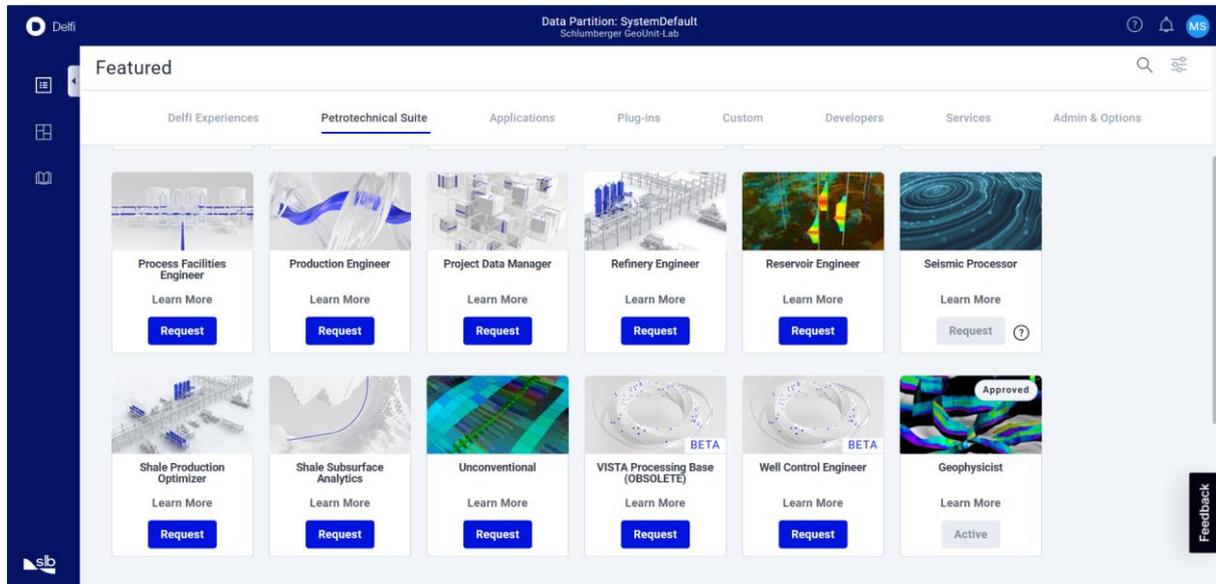


Figure 26 – Delfi Portal

2.3.2 Petrel E&P

Petrel E&P est une suite logicielle puissante et intégrée largement utilisée par les équipes des géosciences et les ingénieurs de réservoir pour diverses tâches liées à l'exploration, au développement et à la production.

Petrel E&P offre un ensemble complet d'outils et de fonctionnalités pour soutenir l'ensemble du flux de travail E&P, de l'interprétation sismique et de la modélisation de réservoir à la planification des puits et à l'optimisation de la production. Il permet aux utilisateurs d'analyser et de visualiser des données géologiques et géophysiques, de construire des modèles de réservoir précis, de simuler le comportement de l'écoulement des fluides et de prendre des décisions éclairées tout au long du cycle de vie d'un gisement pétrolier ou gazier. Il permet également d'interpréter et d'analyser des données sismiques pour identifier des réservoirs potentiels d'hydrocarbures et comprendre les structures géologiques en subsurface. Il offre des outils de visualisation avancés et des flux de travail d'interprétation pour améliorer la précision de l'interprétation sismique.

Pour cette étude, nous utiliserons Petrel de l'abonnement Delfi Geophysicist Plus.

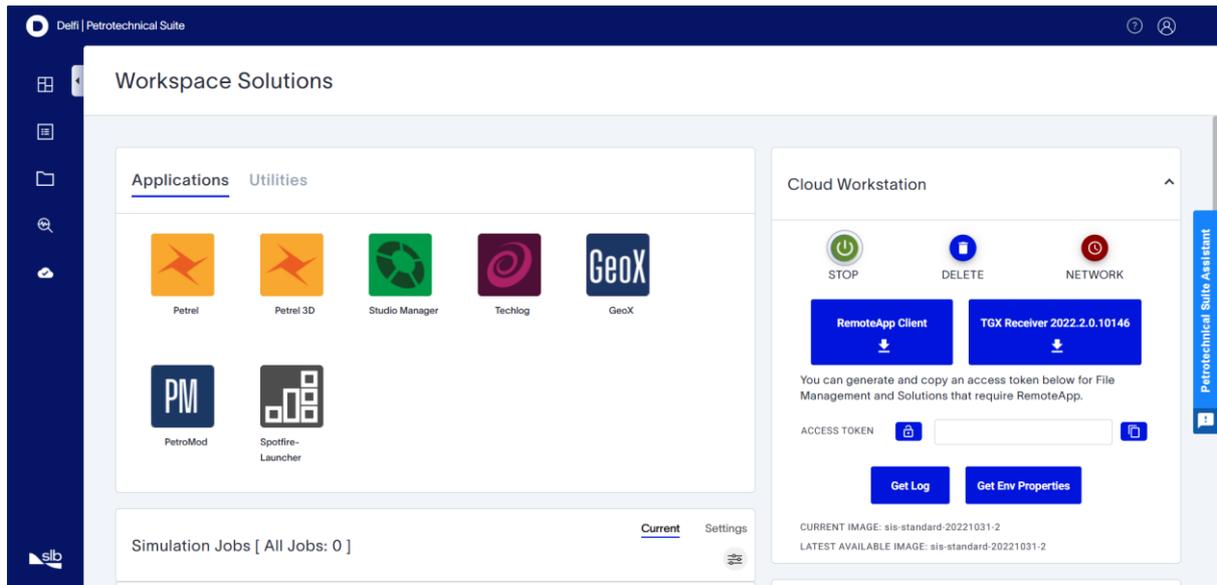


Figure 27 – Delfi Geophysicist Plus Workspace

2.4 Interprétation Assisté par le Machine Learning sur DELFI

Les techniques présentées précédemment produisent des résultats en effectuant une série de processus et de flux de travail. La dernière technologie de SLB promet d'automatiser les tâches répétitives de fault picking, permettant à l'utilisateur de se concentrer davantage sur l'interprétation importante et d'effectuer l'interprétation des failles en quelques clics.

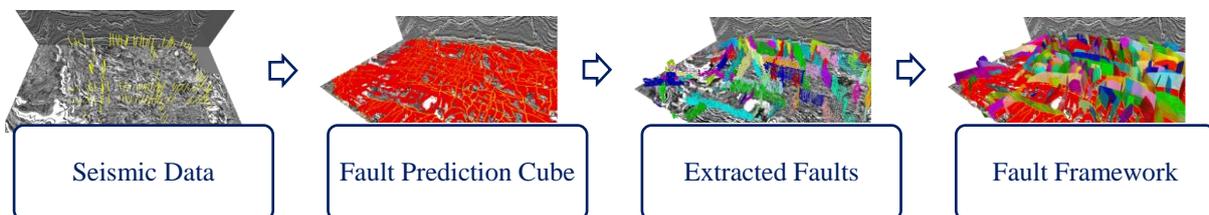


Figure 28 – Workflow générale de l'interprétation des failles par le Machine Learning sur DELFI

Le Machine Learning Assisted Seismic Interpretation utilise l'architecture U-Net pour identifier les failles à partir des cubes sismiques ingéré dans le cloud (DELFI Data Ecosystem)

2.4.1 Algorithme U-Net

L'algorithme U-Net est une architecture de réseau neuronal convolutif (CNN) qui a été conçue pour les tâches de segmentation sémantique en vision par ordinateur, en particulier dans l'analyse d'images biomédicales.

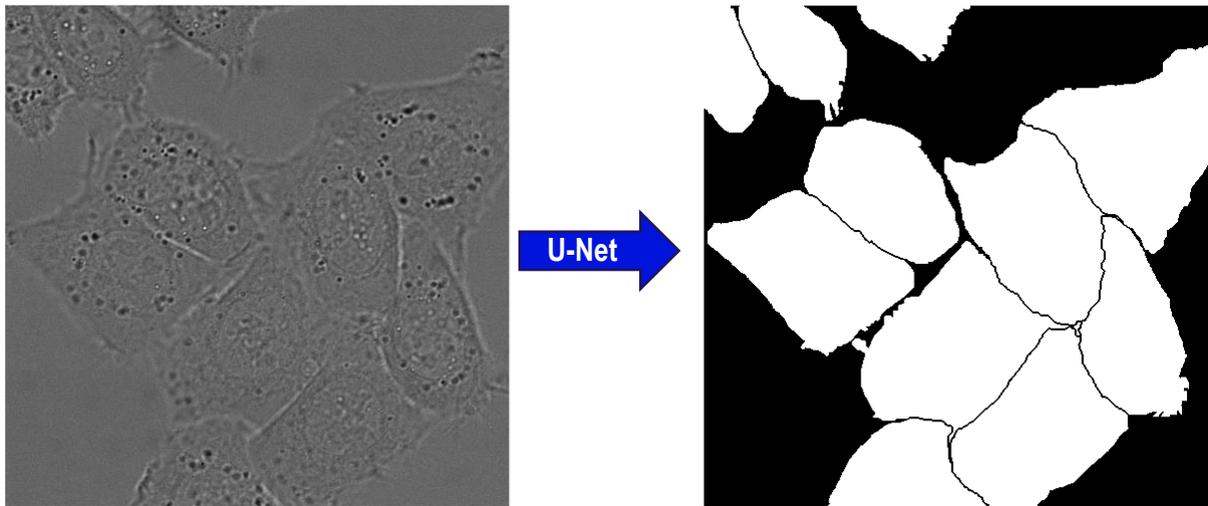


Figure 29 – Image originale (à gauche) Masque de segmentation généré (à droite)

L'architecture U-Net est connue pour sa conception en forme de U, qui comprend un chemin d'encodage (chemin contractant) et un chemin de décodage (chemin expansif). Cette conception ressemble à la lettre "U", ce qui donne son nom au réseau.

L'U-Net est particulièrement efficace pour les tâches où des prédictions au niveau des pixels sont nécessaires, telles que la segmentation d'objets ou de régions différentes à l'intérieur d'une image.

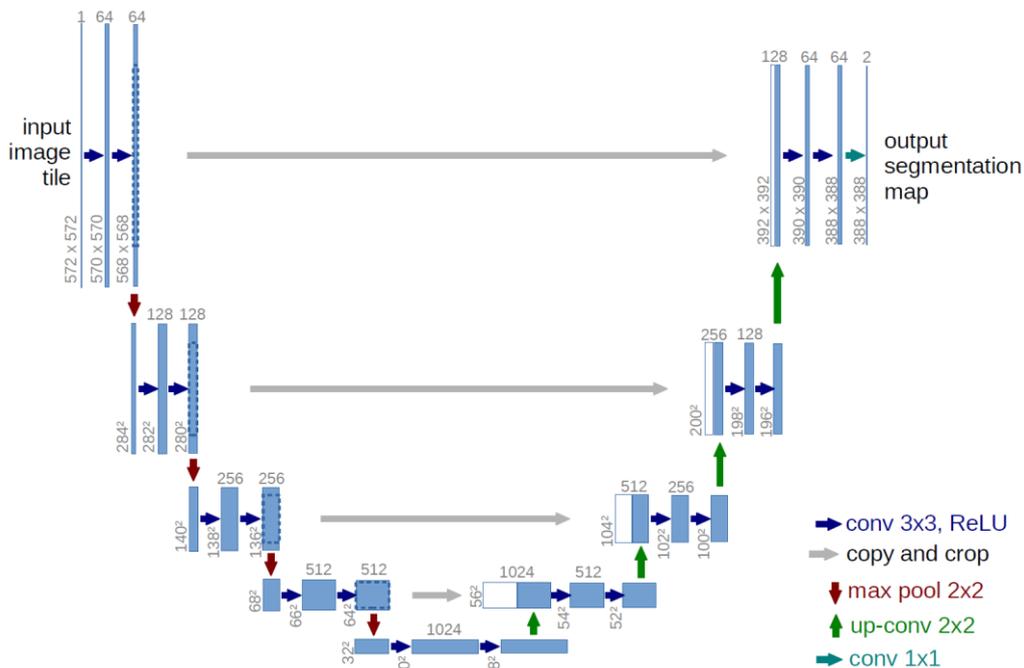


Figure 30 – Architecture U-net (exemple pour 32x32 pixels dans la résolution la plus basse). Chaque case bleue correspond à une carte de fonctionnalités multicanal. Le nombre de canaux est indiqué en haut de la boîte. La taille x-y est indiquée sur le bord inférieur gauche de la boîte. Les cases blanches représentent les cartes de fonctionnalités copiées. Les flèches désignent les différentes opérations.

Caractéristiques clés de l'architecture U-Net :

Chemin Contractant : Ce chemin est composé d'une série de couches de convolution et de regroupement (pooling). Les couches de convolution captent et apprennent des caractéristiques à différents niveaux d'abstraction, tandis que les couches de regroupement réduisent les dimensions spatiales de l'entrée, en réduisant efficacement la taille des cartes de caractéristiques. Ce chemin contractant aide le réseau à capturer des caractéristiques de haut niveau et des informations contextuelles.

Couche de Bottleneck : Au bas de la forme en U, il y a une couche de bottleneck qui conserve les caractéristiques les plus abstraites apprises à partir du chemin contractant. Elle sert de lien entre les chemins contractant et expansif.

Chemin Expansif : Le chemin expansif est composé d'une série de couches de sur-échantillonnage et de convolution. Les couches de sur-échantillonnage augmentent la résolution spatiale des cartes de caractéristiques, permettant au réseau de générer des prédictions pixel par pixel qui sont spatialement cohérentes.

Connexions de Saut : Une caractéristique distinctive de l'architecture U-Net est la présence de connexions de saut entre les couches correspondantes dans les chemins contractant et expansif. Ces connexions permettent au réseau de conserver des informations spatiales détaillées des couches précédentes, ce qui contribue à une segmentation précise. Les connexions de saut aident à atténuer le problème de perte d'informations lors du rétrécissement.

Couche Finale : La dernière couche de l'U-Net est généralement composée d'une couche de convolution 1x1 avec une fonction d'activation softmax pour produire des probabilités de classe pixel par pixel pour chaque objet ou région pouvant être segmenté.

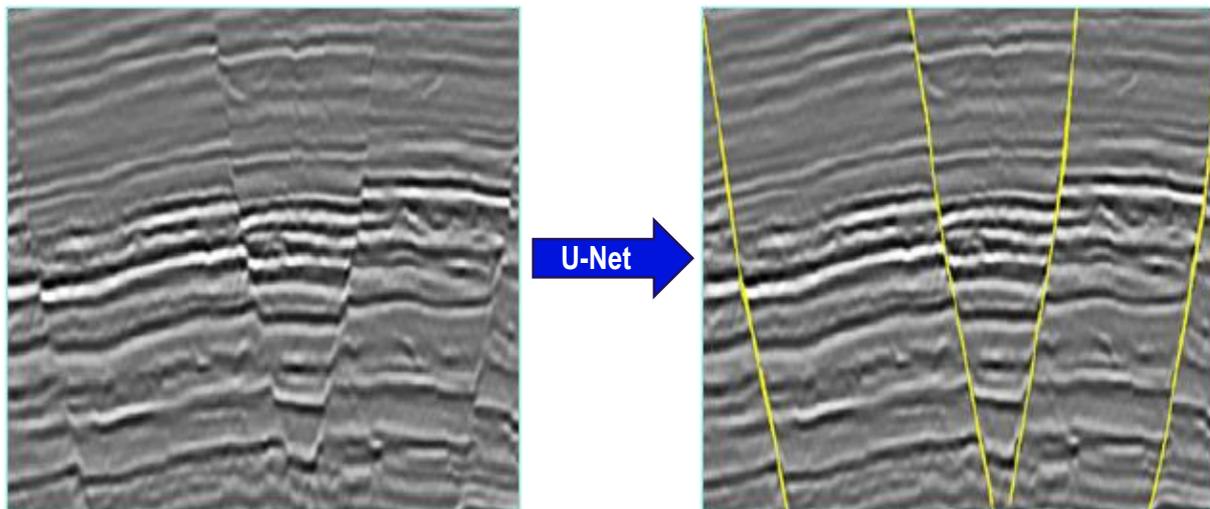


Figure 31 – Entrée sismique original (à gauche), sortie failles détectés (à droite)

2.4.2 Extraction automatique des failles basée sur le Machine Learning

Les données sismiques doivent être téléchargées sur le cloud (DELFI Data Ecosystem) en format des cubes ZGY, où des serveurs ultra-rapides permettent à l'Machine Learning Assisted Seismic Interpretation de tirer meilleur parti du l'U-Net

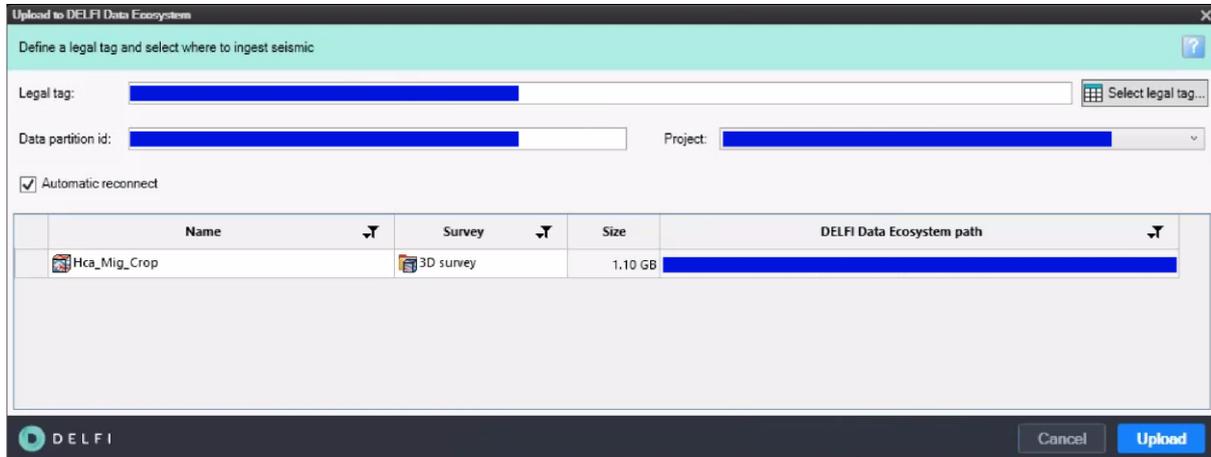


Figure 32 – Fenêtre de téléchargement de données sur DELFI Data Ecosystem

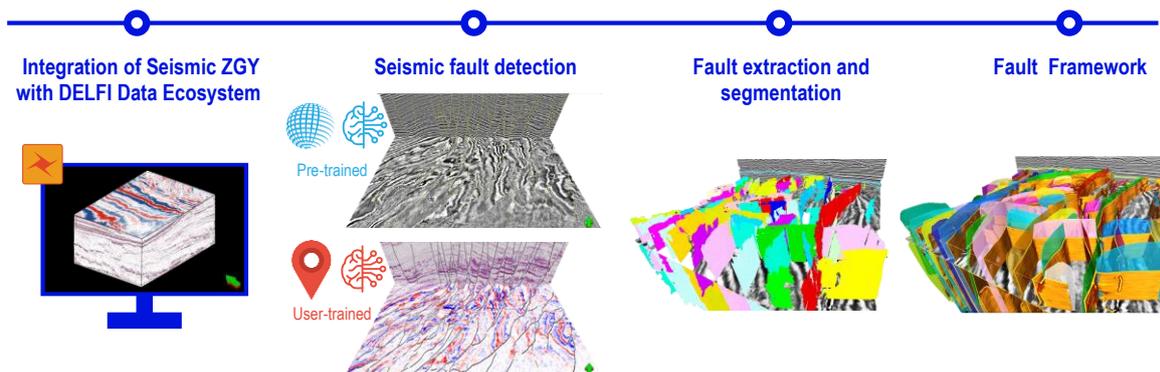


Figure 33 – Flux de travail automatisé d'extraction de failles basé sur le Machine Learning

La détection des failles peut se faire selon deux approches différentes :

2.4.2.1 Approche Pre-entraînée

Dans cette approche, il est uniquement demandé à l'utilisateur de sélectionner le cube sismique déjà injecté dans l'écosystème de données DELFI, puis de cliquer simplement sur "Exécuter".

L'algorithme utilisera un modèle de machine learning qui a été entraîné sur des données publiques obtenues d'une région relative

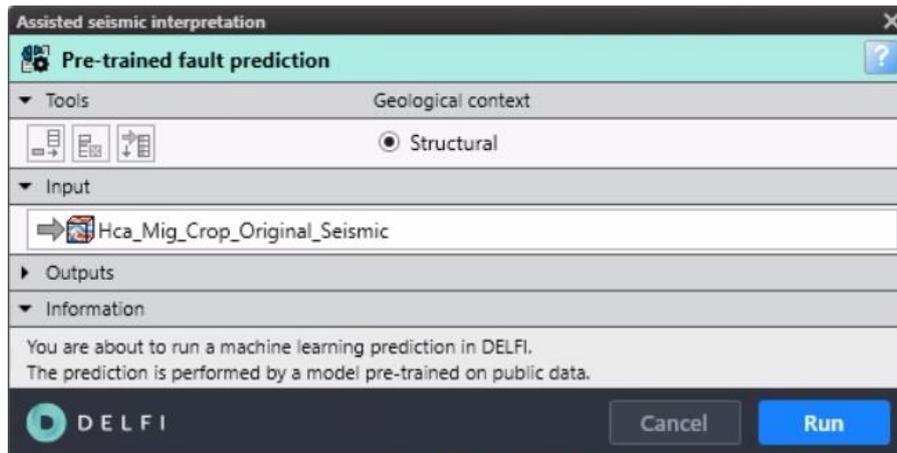


Figure 34 – Fenêtre de prédiction pré-entraînée des failles

2.4.2.2 Approche entraînée par l'utilisateur

Pour cette approche, nous utiliserons un modèle d'apprentissage automatique personnalisé qui fait écho au point de vue de l'interprète

L'utilisateur doit interpréter avec précision quelques sections (en fonction de la taille du projet), cette interprétation doit être enregistrée comme un seul objet dans Petrel.

Contrairement à l'interprétation manuelle des failles où les interprètes identifient approximativement les failles en utilisant quelques nœuds, dans la prédiction de failles par l'User-trained Machine Learning prédiction, nous devons piquer les failles avec soin et précision, car ces interprétations constitueront les données d'entraînement pour le model machine learning.

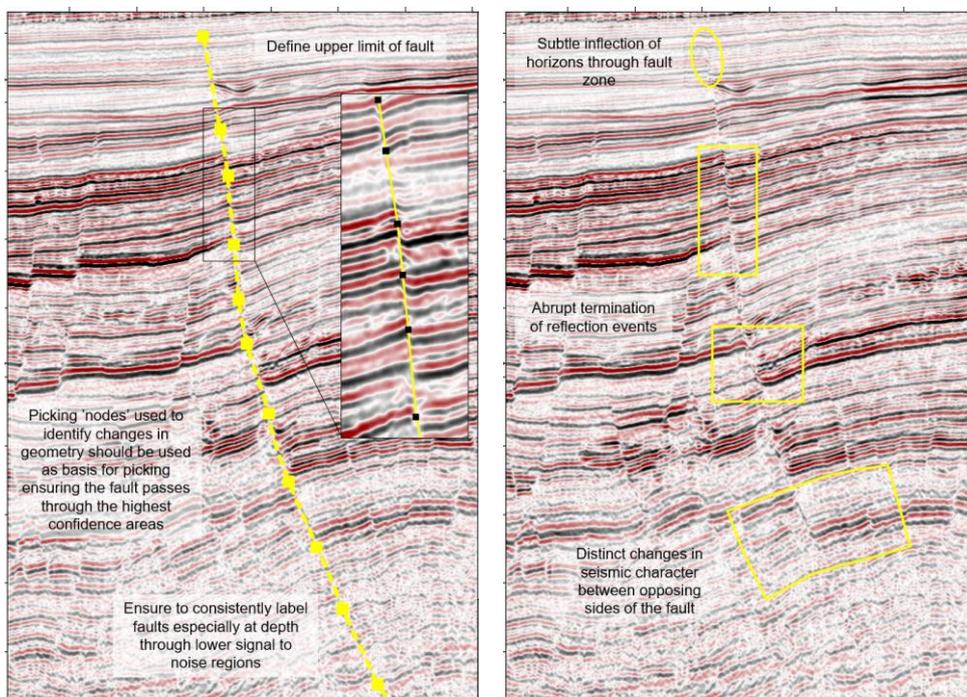


Figure 35 - Interprétation pour l'entraînement du Machine Learning

- Utilisez plusieurs nœuds de sélection pour définir avec précision la discontinuité dans les données.
- Utilisez les terminaisons de réflecteur et les changements abrupts dans les données pour déterminer les points de nœud.
- Si le picking est ambigu, il ne servira probablement pas de manière précise en tant qu'entraîné d'entraînement.

Les failles interprétées seront les données d'entraînement pour le modèle de machine learning. Mais on peut aussi utiliser un modèle préexistant que l'on a créé auparavant.

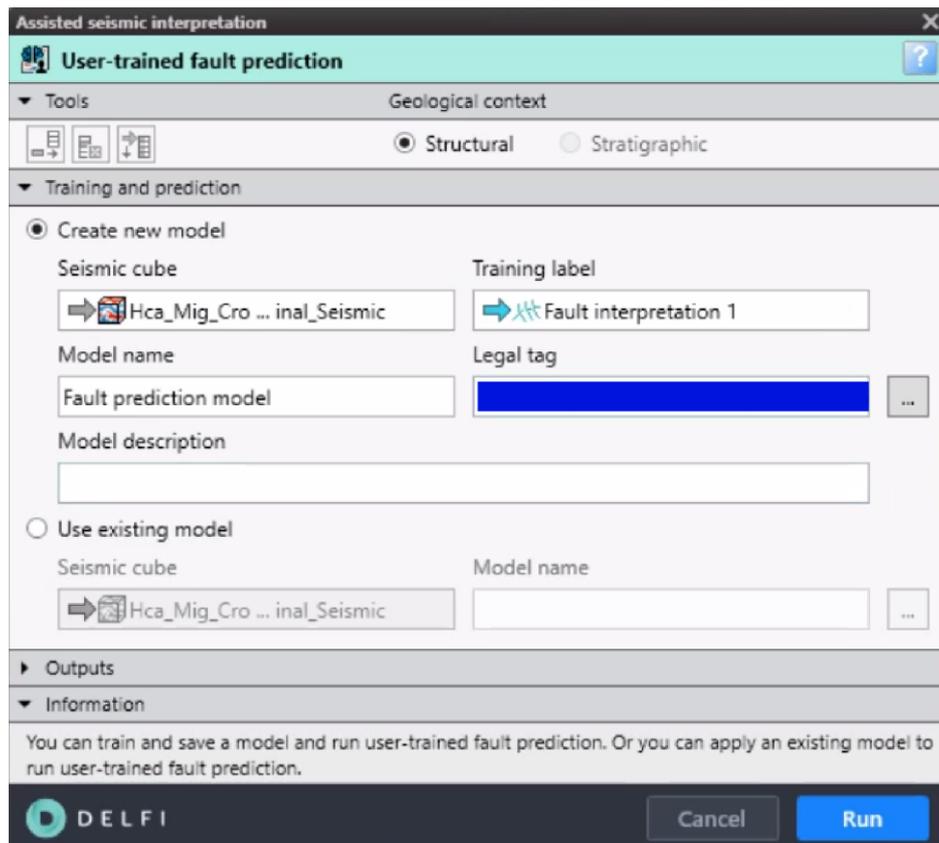


Figure 36 – Fenêtre de prédiction des failles entraînée par l'utilisateur

Grâce au cloud, la prédiction des failles sera effectuée en quelques minutes, Et on obtient un cube de prédiction.

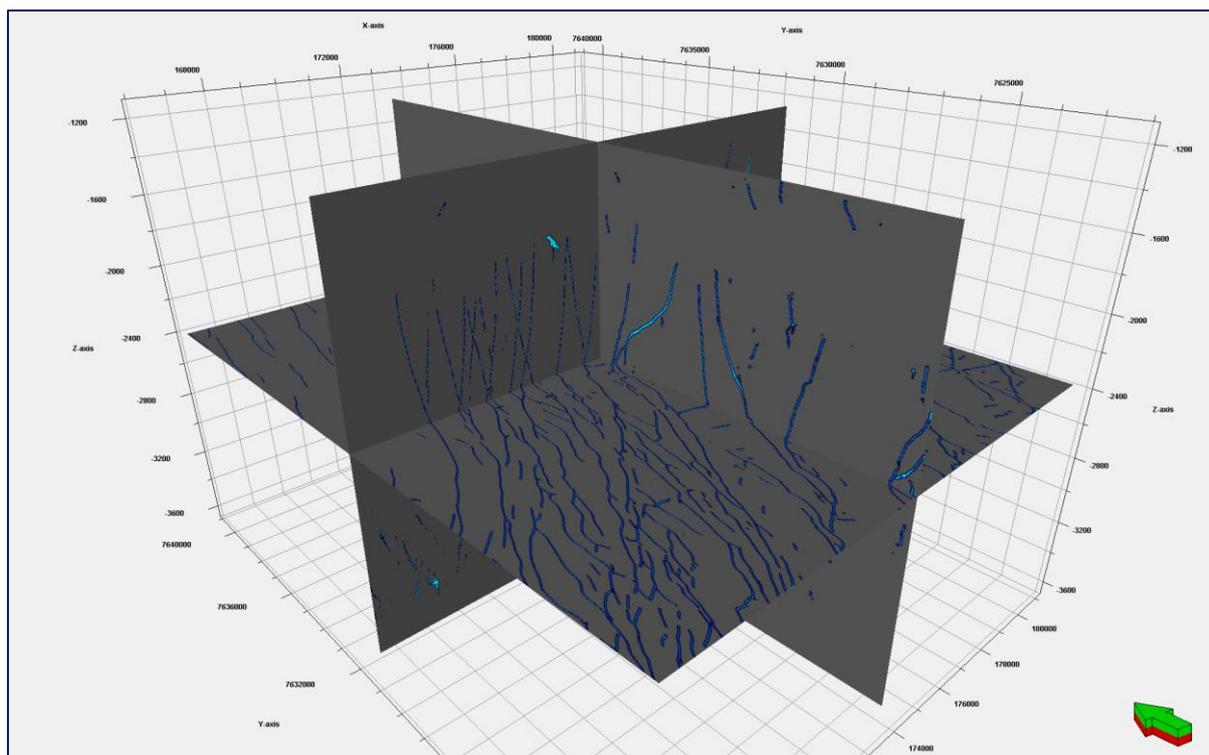


Figure 37 – Cube de prédiction des failles

2.4.2.3 Extraction des failles

Nous pouvons ensuite extraire les failles en ensembles de points à partir du cube de prédiction généré,

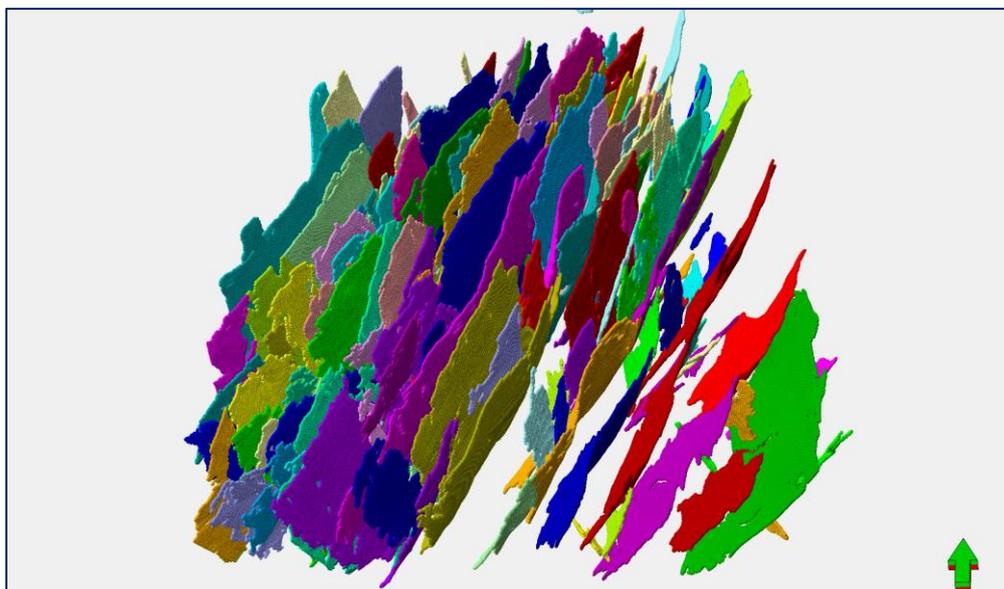


Figure 38 – Failles extrait en ensemble de points

On peut les filtrer par pendage/azimut ou par taille

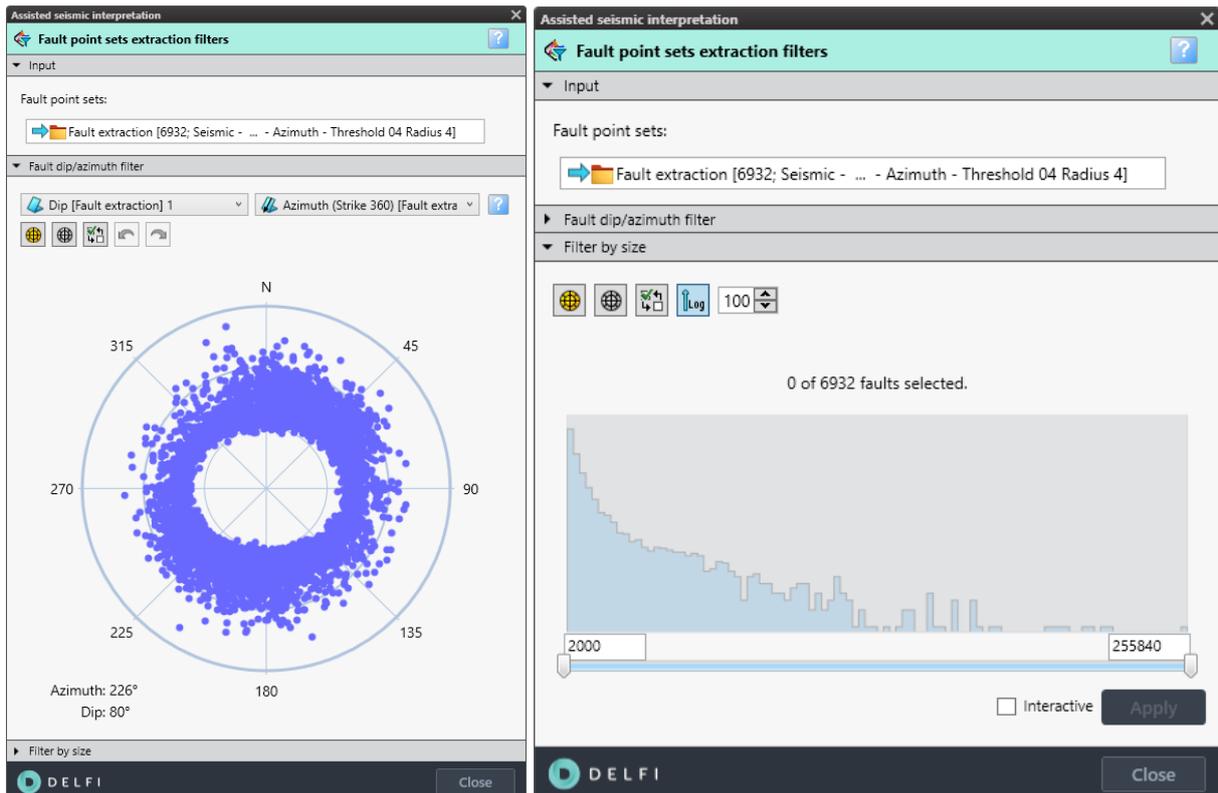


Figure 39 – Filtrage à l'aide du stéréonet (à gauche), l'histogramme de la surface (à droite)

Et enfin nous pouvons convertir les ensembles de points extraits en interprétation (fault sticks).

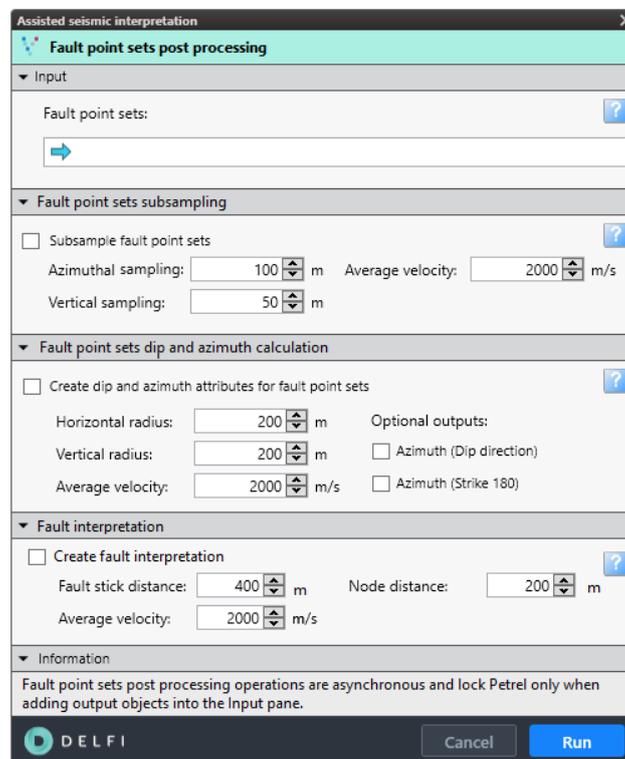


Figure 40 – Fenêtre de post-traitement des ensembles de points des failles

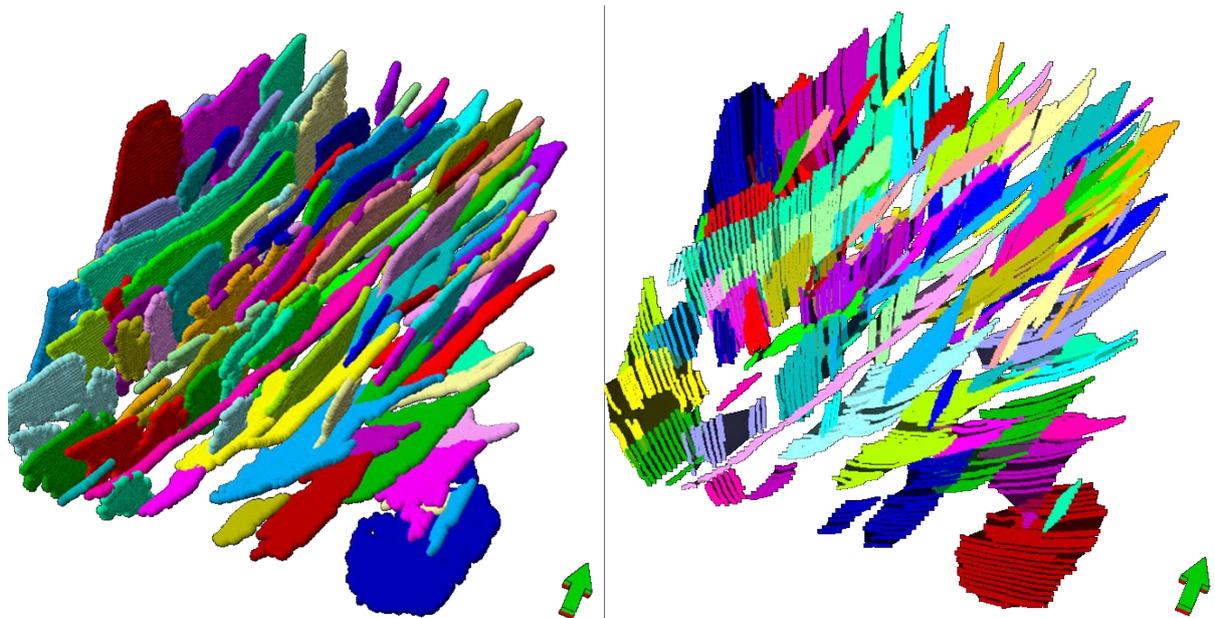


Figure 41 – Failles extraits en ensembles de points (à gauche) Fault stiks obtenus à partir des ensembles de points (à droite)

2.5 Géologie régionale de la zone d'étude

Pour cette étude de cas, nous utiliserons des données sismiques provenant du sous-bassin d'Exmouth faisant partie du bassin de Carnarvon situé au nord-ouest de l'Australie.

2.5.1 L'offshore North-Ouest de l'Australie

La région offshore du Nord et du Nord-Ouest de l'Australie est une province gazière de classe mondiale présentant d'importantes zones riches en hydrocarbures. La région comprend les bassins offshore et marginaux de la mer d'Arafura (bassins de Carpentaria, d'Arafura et de Money Shoals) ainsi que le plateau du Nord-Ouest (bassins de Bonaparte, de Browse, de Canning en offshore, de Roebuck et de Carnarvon, ainsi que le plateau de Wallaby). Collectivement, les bassins du plateau du Nord-Ouest constituent le Superbassin de Westralia, une épaisse succession sédimentaire du Paléozoïque tardif, du Mésozoïque et du Cénozoïque liée principalement à la fragmentation du Gondwana.

- Bassin d'Arafura
- Bassin de Bonaparte
- Bassin de Browse
- Bassin de Canning
- Bassin de Carnarvon
- Bassin de Money Shoal
- Bassin de Roebuck

2.5.2 Bassin de Carnarvon

Le bassin de Carnarvon est un bassin épicrotonique, fracturé et plissé du Phanérozoïque qui s'étend sur plus de 1000 km le long de la côte ouest et nord-ouest de l'Australie occidentale, de Geraldton au nord de Port Headland. La partie terrestre du bassin de Carnarvon couvre environ 115 000 km² et la partie offshore couvre environ 535 000 km² avec des profondeurs d'eau allant jusqu'à 3500 mètres. Le bassin est allongé du nord-est au sud-ouest, se transformant vers le sud en bassin de Perth et vers le nord-est en bassins offshore de Canning et de Roebuck.

Le bassin de Carnarvon contient jusqu'à 15 km d'emplissage sédimentaire du Paléozoïque au Récent. Le bassin peut être divisé en une partie qui comprend jusqu'à 15 km de roches sédimentaires principalement du Mésozoïque et en une partie sud, le bassin de Carnarvon méridional, qui contient jusqu'à 7 km de roches sédimentaires principalement du Paléozoïque.

2.5.3 Bassin Nord de Carnarvon

Le bassin du Nord de Carnarvon englobe le plateau d'Exmouth, le plateau de Wombat (dans la partie nord du plateau d'Exmouth), le sous-bassin d'Investigator, la plateforme de Rankin, le sous-bassin d'Exmouth, le sous-bassin de Barrow, le sous-bassin de Dampier, le sous-bassin de Beagle, la terrasse d'Enderby, l'étagère de Peedamullah et l'étagère de Lambert.

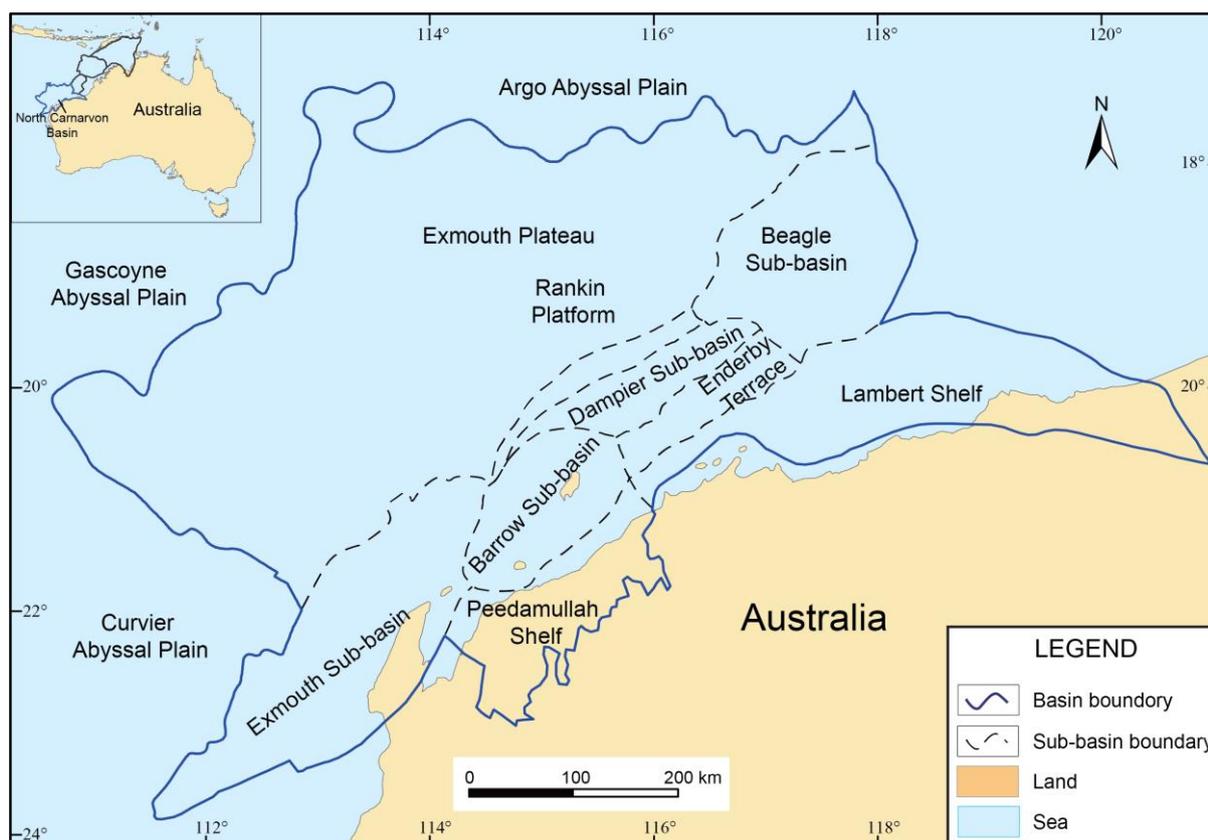


Figure 42 - Carte montrant la subdivision structurale du bassin de North Carnarvon

Le bassin du Nord de Carnarvon, du Paléozoïque au Récent, est un grand bassin principalement offshore situé sur le plateau nord-ouest de l'Australie. Le bassin est la principale province d'hydrocarbures de l'Australie où la majorité des forages en eaux profondes ont été réalisés (à une profondeur d'eau supérieure à 500 mètres).

Les principales failles du bassin s'étendent vers le nord ou le nord-est et définissent une série de hautes structures et de sous-bassins. Le bassin s'est développé au cours de quatre périodes successives d'extension et de subsidence thermique.

La première phase, du Silurien au Permien, s'est développée sous la forme d'une série de bassins intra-cratoniques lors de la rupture du Gondwana le long de la marge ouest de l'Australie.

Une extension ultérieure au début du Jurassique a initié les quatre principaux dépocentres - les sous-bassins d'Exmouth, de Barrow, de Dampier et de Beagle.

Une troisième phase d'extension au milieu du Jurassique a conduit à l'expansion du plancher océanique dans l'Arche Abyssale d'Argo au nord.

Et la quatrième phase de rifting du Tithonien au Valanginien a abouti à la formation des plaines abyssales de Gascoyne-Cuvier à l'ouest et au sud. L'immense plateau d'Exmouth en eaux profondes (800 à 3000 mètres) forme un plateau bathymétrique à l'extérieur des principaux dépocentres et s'est développé en réponse à l'affaissement thermique après la rupture du Valanginien.

Les principaux dépocentres contiennent jusqu'à 15 km de remplissage sédimentaire. Les dépôts du Trias au début du Crétacé sont principalement deltaïques à marins siliciclastiques, tandis que les marnes et les carbonates en pente et en étagère dominent la section du Crétacé moyen au Cénozoïque. Les sédiments riches en carbonates ont été déposés sous la forme de séries de coins progradants vers le nord-ouest à mesure que la région continuait à se refroidir et à s'affaisser. Cela a entraîné un enfouissement profond des séquences sources et réservoirs mésozoïques sous-jacentes dans la partie intérieure du bassin.

Presque toutes les ressources en hydrocarbures sont contenues dans les grès du Trias supérieur, du Jurassique et du Crétacé inférieur sous la couverture régionale du Crétacé inférieur.

2.5.4 Cadre Tectonique

Le bassin du Nord de Carnarvon a évolué d'un large bassin intracontinental à la fin du Paléozoïque, à travers des sous-bassins de syn-rift au Jurassique, jusqu'à une plateforme carbonatée de marge passive au Cénozoïque. Un modèle tectonostratigraphique régional du plateau nord-ouest, comprenant le bassin du Nord de Carnarvon, a été élaboré par Marshall et Lang (2013).

Le bassin offshore se compose de trois vastes zones structurales (Fig. 42) :

- une haute structure interne (les plateformes de Lambert et de Peedamullah)
- une zone centrale de grands dépocentres (les sous-bassins de Beagle, de Dampier, de Barrow et d'Exmouth)
- une vaste zone externe (le plateau d'Exmouth) et sa marge interne soulevée (la plateforme de Rankin).

Les plaines abyssales océaniques d'Argo, de Cuvier et de Gascoyne marquent les limites des marges distales du plateau d'Exmouth.

De multiples phases d'extension, qui ont culminé avec la rupture des marges continentales nord-ouest de l'Australie au Jurassique au Crétacé inférieur, ont produit une structure dominante orientée vers le nord-est, qui est évidente dans l'alignement des principales failles et des dépocentres. Une orientation secondaire vers le nord et le nord-nord-ouest est également apparente, en particulier dans les zones d'accommodation et les failles associées qui relient les failles en échelon orientées vers le nord-est.

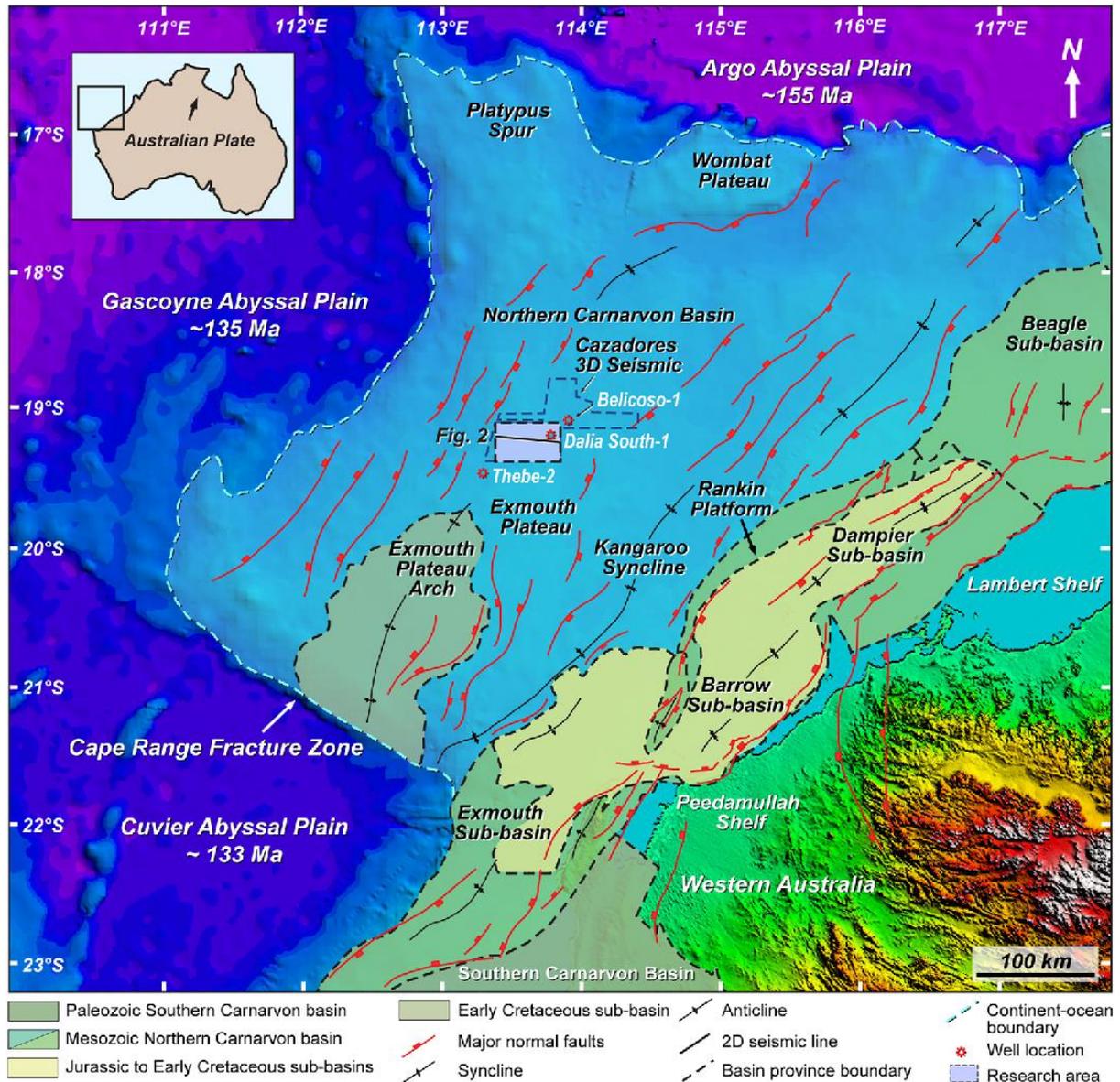


Figure 43 - Éléments structurels du bassin nord de Carnarvon (after DRET & GA, 2010a, 2011a)

2.5.5 Les Sous-Bassins de Dampier, Barrow et Exmouth

Les sous-bassins de Dampier, Barrow et Exmouth sont une série de grands dépocentres de rift, qui contiennent principalement une succession sédimentaire du Trias, du Jurassique et du Crétacé inférieur. L'épaisseur maximale des sédiments dépasse 10 km dans les sous-bassins de Dampier et d'Exmouth, et 15 km dans le sous-bassin de Barrow. Le delta de Barrow domine la succession du Crétacé inférieur dans les sous-bassins d'Exmouth et de Barrow (Tindale et al,

1998). En revanche, dans le sous-bassin de Dampier, des environnements marins ont prédominé pendant le Jurassique supérieur et le Crétacé inférieur, entraînant le dépôt d'argilites à grains fins. Les sous-bassins sont constitués d'une série de fossés en échelon séparés par des hauts structuraux, avec une tendance générale vers le nord-est formée par une extension oblique (Romine et al, 1997).

Les sous-bassins sont séparés par de grands blocs de failles du Paléozoïque au Trias qui ont été fracturés, soulevés ou tournés. Des exemples comprennent l'Arche Alpha entre les sous-bassins d'Exmouth et de Barrow, le Sultan Nose entre les sous-bassins de Barrow et de Dampier (Polomka et Lemon, 1996) et le De Grey Nose entre les sous-bassins de Dampier et de Beagle.

Les sous-bassins sont séparés des hauts structuraux de la plateforme de Rankin et du plateau d'Exmouth au nord-ouest, ainsi que des plateformes de Lambert et de Peedamullah à l'est et au sud, par des systèmes de failles d'extension majeures. Le système de failles de Rankin sépare la plateforme de Rankin du sous-bassin de Dampier (Stagg et Colwell, 1994), et les systèmes de failles de Flinders et de Sholl Island séparent les plateformes de Peedamullah et de Lambert des sous-bassins de Barrow et de Dampier (Kopsen et McGann, 1985). De vastes terrasses marginales, recouvertes principalement de sédiments du Trias au Cénozoïque, se sont formées sur des blocs enfoncés ou tournés le long des marges fracturées. Celles-ci incluent la terrasse d'Enderby dans le sous-bassin de Dampier et les terrasses de Bruce et de North Turtle dans le sous-bassin de Beagle. Du Silurien au Permien tardif, les terrasses étaient des dépocentres d'extension majeurs. En raison d'un déplacement général vers l'ouest du lieu d'extension, elles n'ont été que modérément affectées par les événements ultérieurs de rift mésozoïque (Hocking, 1990 ; Polomka et Lemon, 1996).

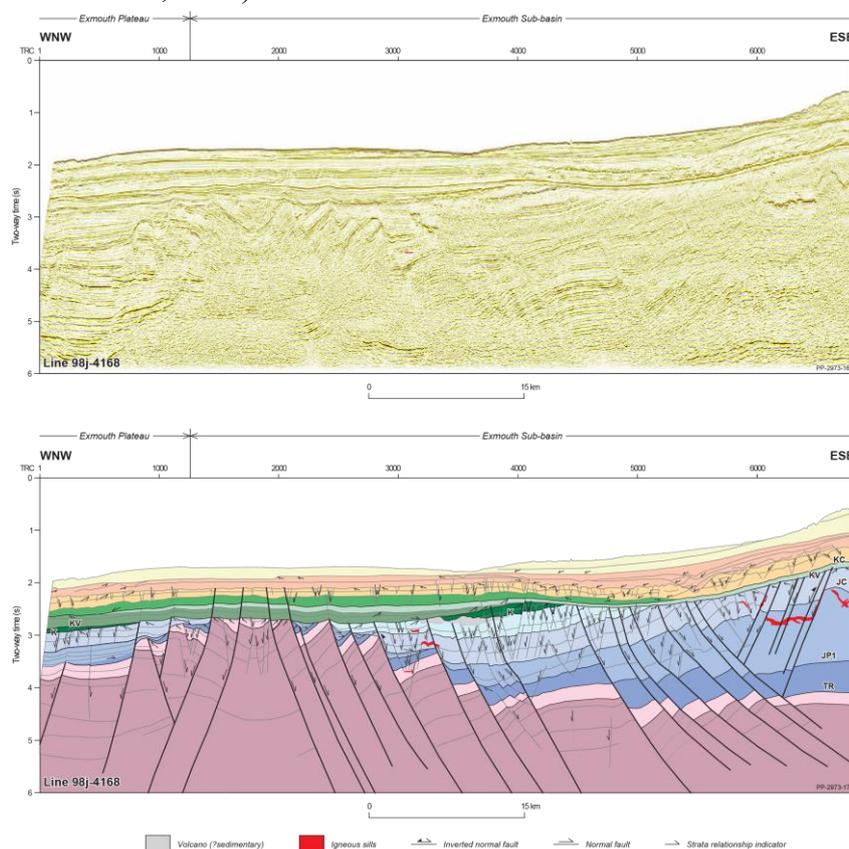


Figure 44 – Exmouth sub-basin seismic section (above), Interpretation (Below)

CHAPITRE III

FLUX DE TRAVAIL

3.1 Introduction

Nous avons vu dans les chapitres précédents différentes méthodes d'interprétation des failles, du manuel au semi-automatisé en passant par le entièrement automatisé.

Il est remarquable de voir à quel point le temps a été réduit avec le développement des dernières techniques, mais l'interprétation elle-même reste discutable. Quelle est la précision des techniques présentées ? peut-on l'améliorer ? vaut-il la peine de sacrifier l'approche manuelle ?

Pour cela, dans ce chapitre, nous essaierons d'automatiser l'extraction des failles en conditionnant et en appliquant soigneusement différents workflows d'attributs structurels.

Également en tirant le meilleur parti de l'interprétation sismique assistée par le Machine Learning en utilisant différents inputs et en intégrant un conditionnement personnalisés des attributs.

3.2 Extraction des failles par Machine Learning sur DELFI

La vitesse du cloud nous permet d'effectuer de nombreuses interprétations en peu de temps, nous allons tester le Machine Learning Assisted Seismic Interpretation en utilisant différents inputs pour l'approche pré-entraînée, suivant l'ordre du développement des techniques d'interprétation au fil du temps.

Expérience 1 - Input : Sismique originale

Expérience 2 - Input : Attributs sismiques structuraux

Expérience 3 - Input : Cube d'un Ant-tracking

Expérience 4 - Input : Cube moyen issu de plusieurs réalisations d'Ant-tracking

3.2.1 Approche Pre-entraînée

Comme présenté dans le chapitre précédent, l'approche pré-entraînée nécessite uniquement de télécharger les données sismiques dans l'écosystème de données DELFI, puis d'exécuter la prédiction des failles pré-entraînée. Cependant, pour les expériences 2, 3 et 4, nous devons d'abord conditionner les données sismiques.

3.2.1.1 Expérience 1 Séismique Originel

Cette expérience n'a nécessité aucun effort, le téléchargement du cube sismique sur le cloud a pris environ 5 minutes.

Puis l'exécution de la prédiction des failles pré-entraînée a pris environ 19 minutes de calcul.

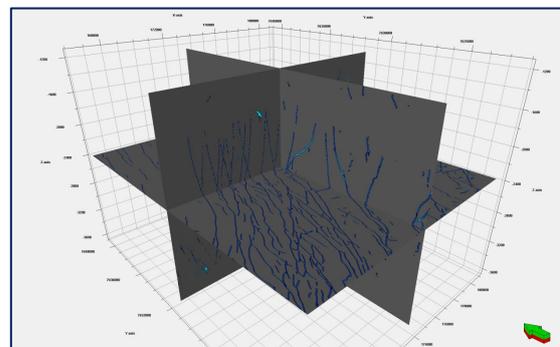


Figure 45 - Cube de prédiction de la première expérience

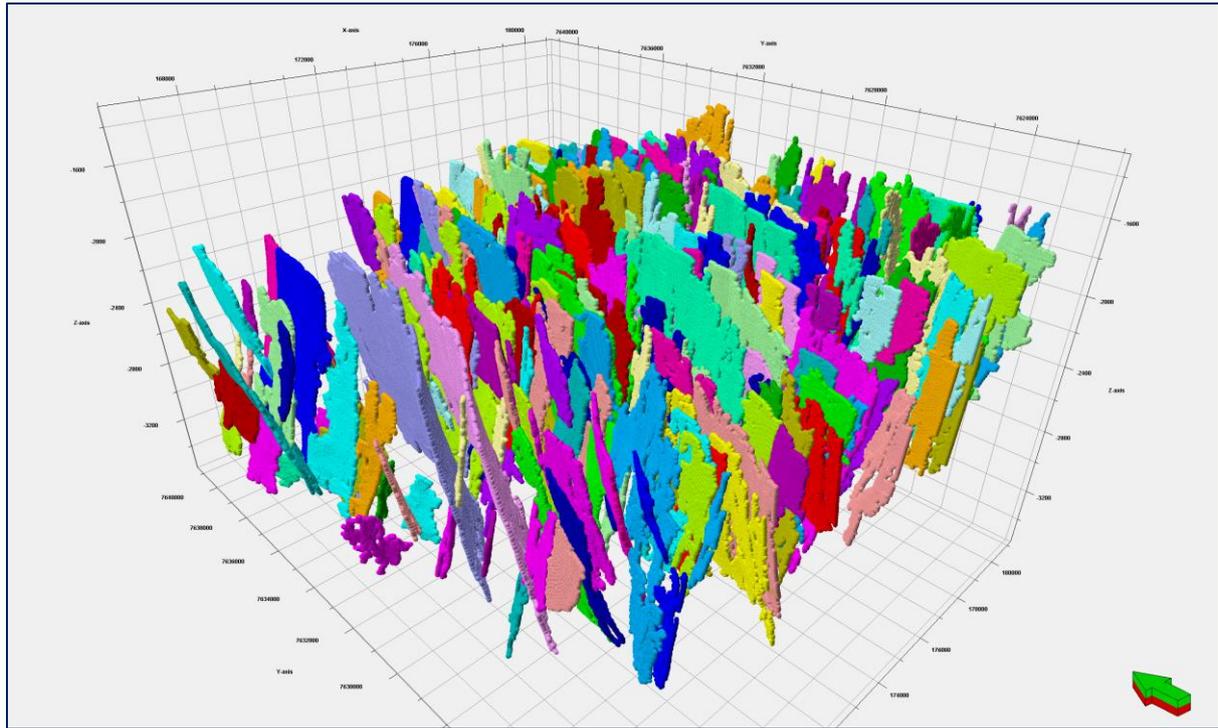


Figure 46 – Failles extrait en ensemble de point (Premier expérience)

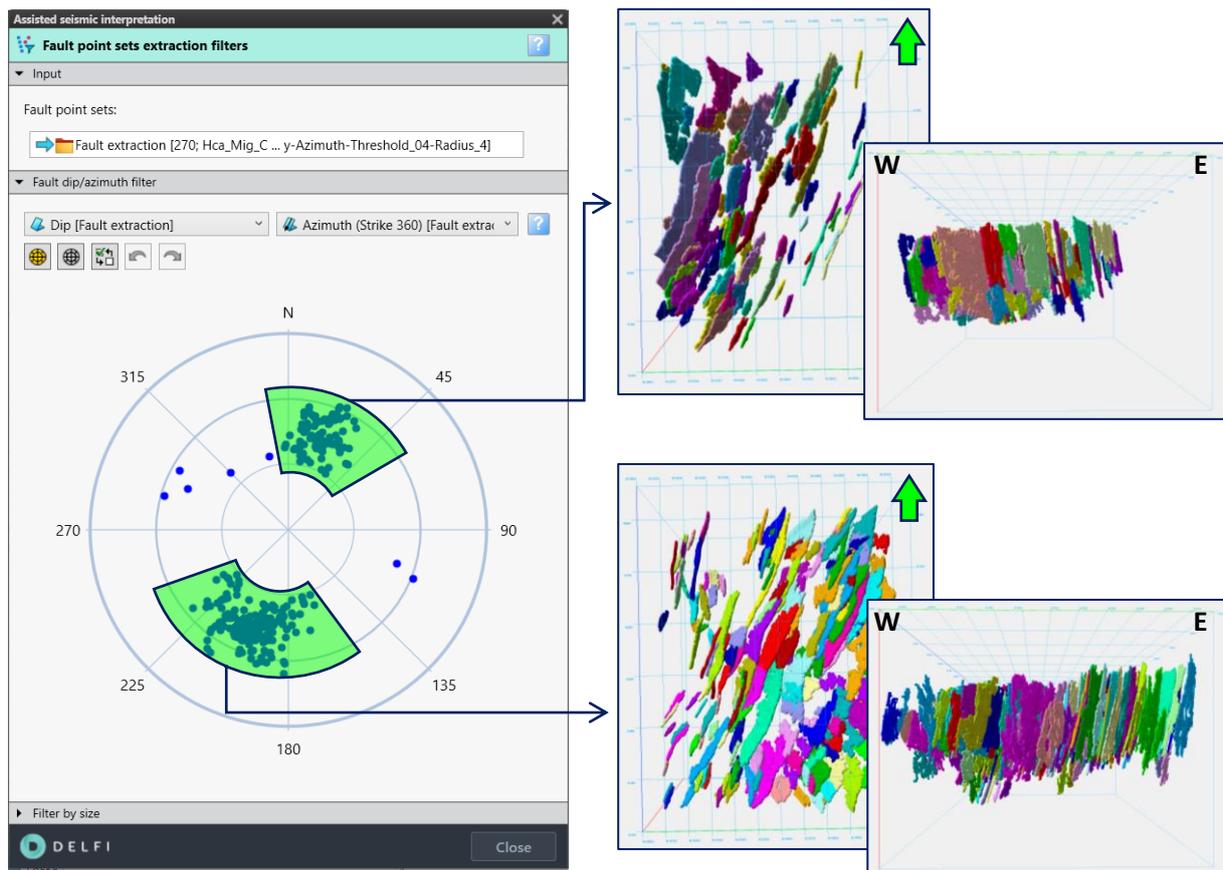


Figure 47 - Deux grandes familles de failles orientées NE-SW sur le stéréonet (à gauche)
Ensembles de points de failles extraites filtrés (à droite) (Premier expérience)

En observant le stéréonet, nous pouvons distinguer deux principales familles de failles ayant une tendance NE-SW et s'inclinant respectivement vers l'est et l'ouest, ce qui correspond à la géologie de la région d'Exmouth.

3.2.1.2 Expérience 2 Attributs Structurels

Dans cette expérience, nous allons calculer trois attributs structuraux différents, les affiner, puis les utiliser en tant qu'entrées pour le MLASI.

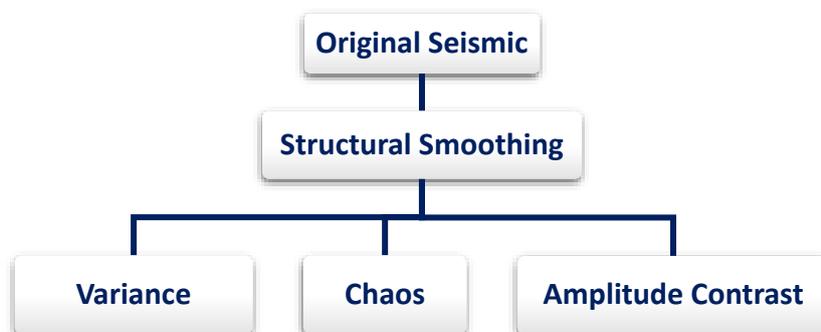


Figure 48 - Workflow de préparation des attributs pour la deuxième expérience

Nous avons d'abord préconditionné le cube sismique en appliquant un filtre de lissage structural comme suit :

Filter option: Dip-guided w/edge enhancement

Sigma X: 1.5 ; Sigma Y: 1.5 ; Sigma Z: 1.5

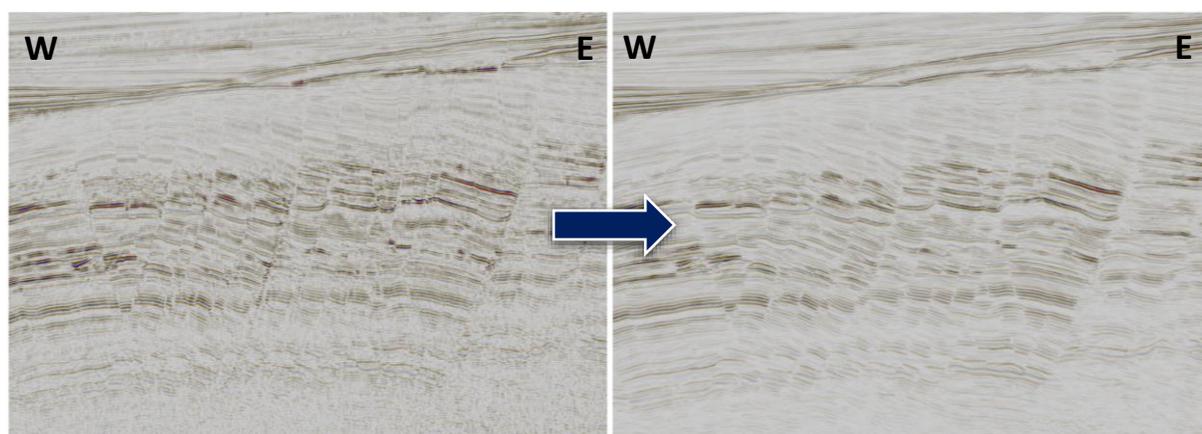


Figure 49 - Inline 597 du Sismique originale (à gauche), Structural smoothing (à droite)

Remarquez dans la figure N comment les failles sont plus visibles sur la sismique lorsque le lissage structural a été appliqué.

Ensuite, nous avons calculé la variance selon la paramétrisation suivante :

Inline range: 3

Vertical smoothing: 12

Crossline range: 5

Dip correction: Off

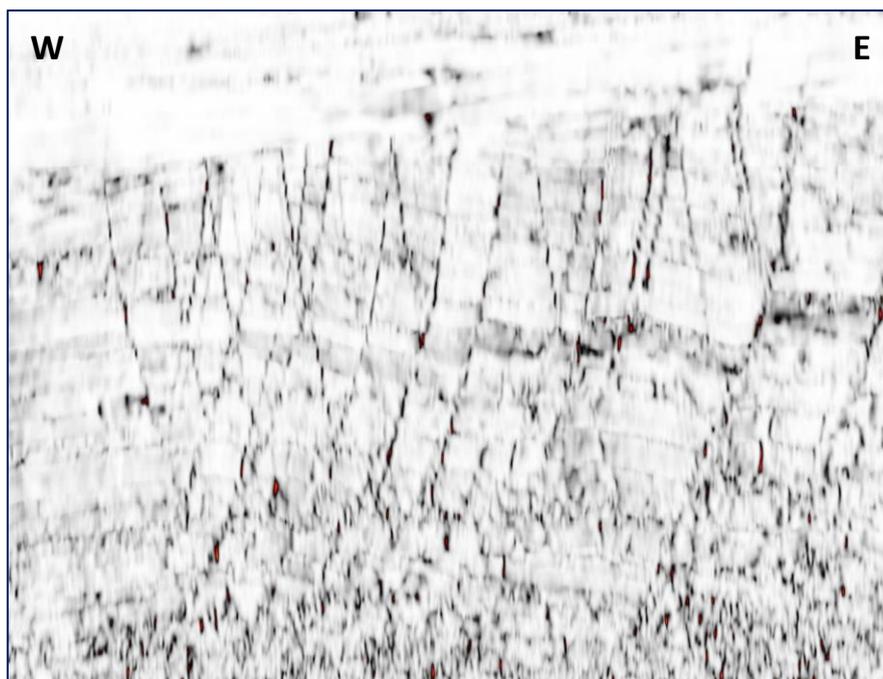


Figure 50 – Inline 597 attribut de variance

Nous avons calculé l'attribut de chaos selon la paramétrisation suivante :

Sigma X : 1.5

Sigma Y : 3

Sigma Z : 3

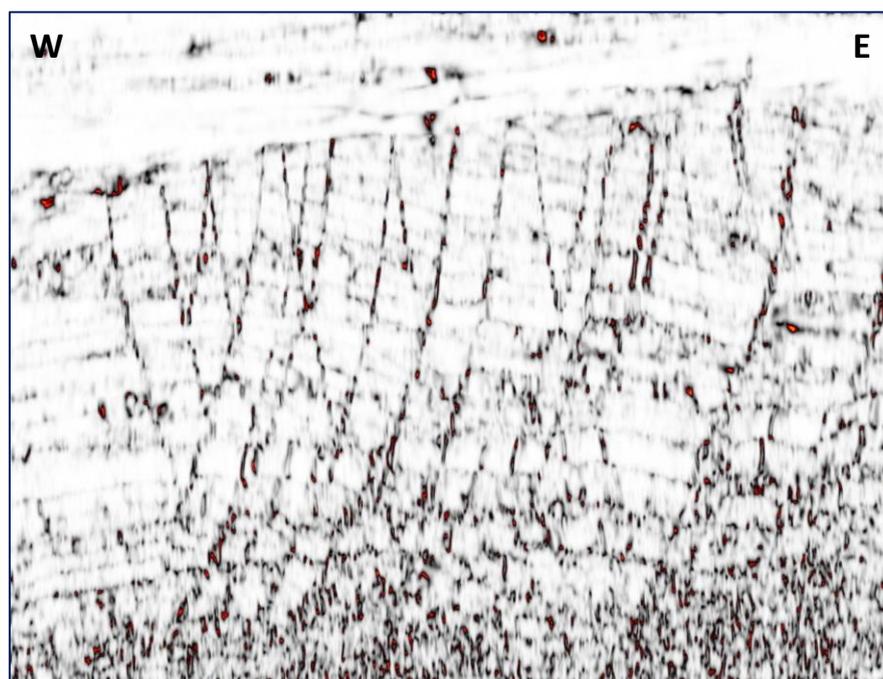


Figure 51 – Inline 597 attribut de chaos

Enfin, nous avons calculé l'attribut de contraste d'amplitude selon la paramétrisation suivante :

Inline range: 1

Crossline range: 3

Vertical smoothing: 15

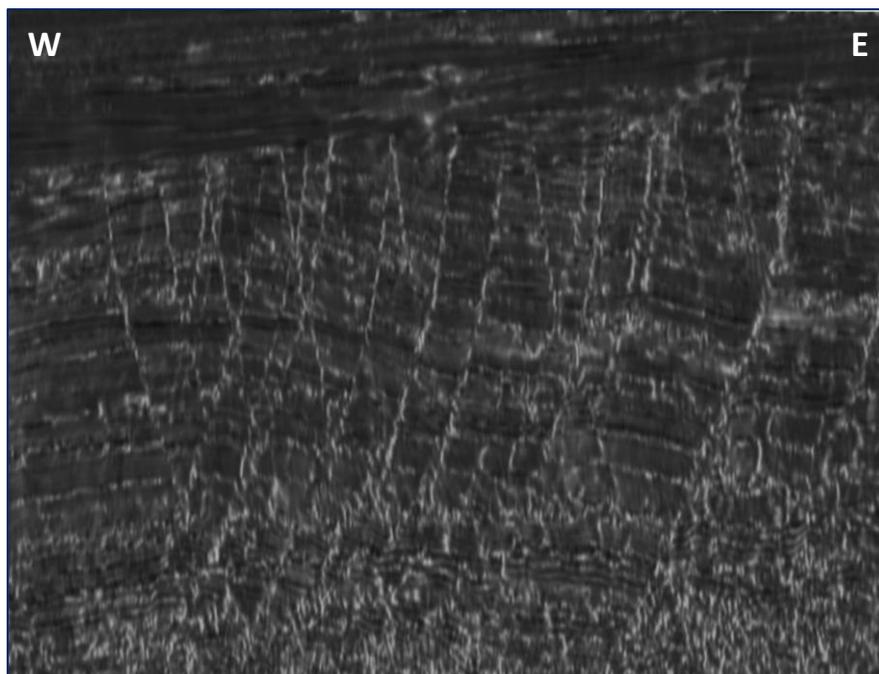


Figure 52 – Inline 597 attribut d'amplitude contrast

Remarquez dans les Figures 49, 50 et 51 que nous obtenons une bonne visibilité des failles à partir des attributs structuraux.

Cependant, le machine learning n'a détecté aucune des failles.

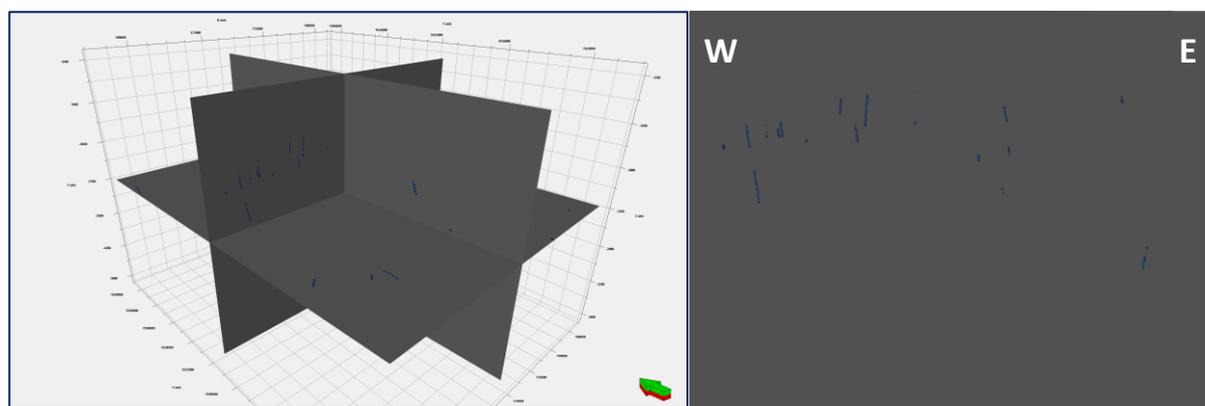


Figure 53 - Cube de prédiction obtenu par l'attribut de variance (à gauche), Inline 597 (à droite)

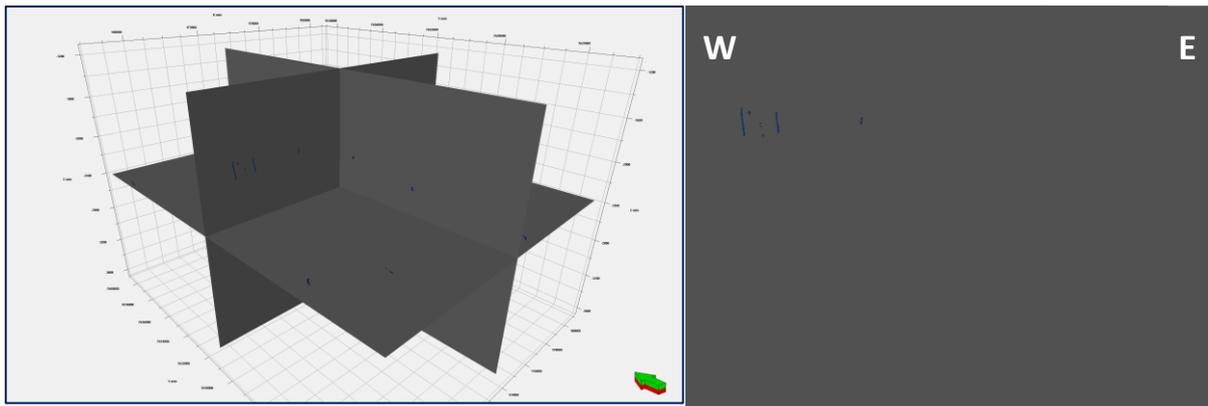


Figure 54 - Cube de prédiction obtenu par l'attribut de chaos (à gauche), Inline 597 (à droite)

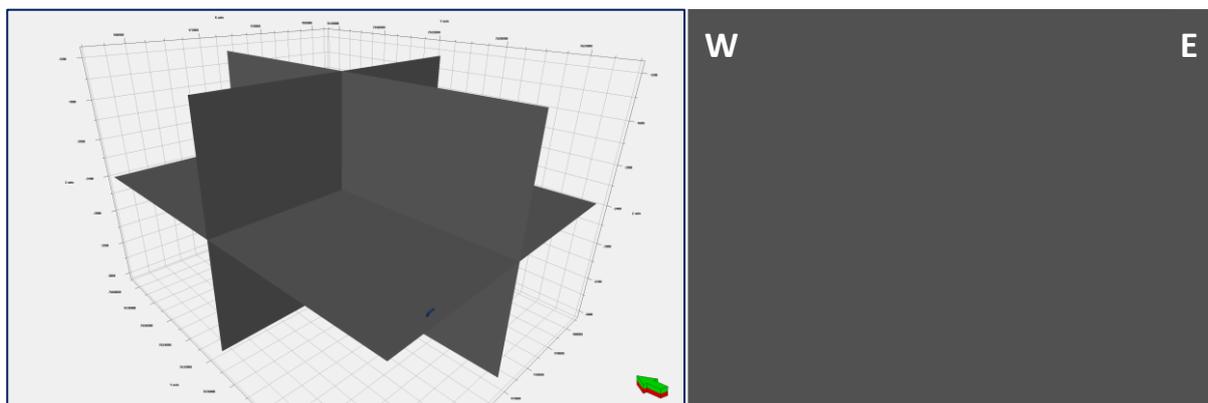


Figure 55 - Cube de prédiction obtenu par l'attribut d'amplitudecontrast (à gauche), Inline 597 (à droite)

3.2.1.3 Expérience 3 Ant-tracking Unique

Dans cette expérience, nous allons essayer de préconditionner encore davantage les données sismiques en utilisant en tant qu'input un ant-tracking en mode agressif.

Nous effectuerons le calcul d'ant-tracking conformément au flux de travail illustré dans la Fig. 55.



Figure 56 - Workflow de calcul d'un attribut d'ant-tracking

Tout d'abord, un prétraitement est nécessaire pour réduire le bruit dans les données sismiques. À cet effet, nous avons appliqué un lissage structural avec la paramétrisation suivante.

Structural Smoothing

Filter option: Dip-guided w/edge enhancement

Sigma X: 1.5 ; Sigma Y: 1.5 ; Sigma Z: 1.5

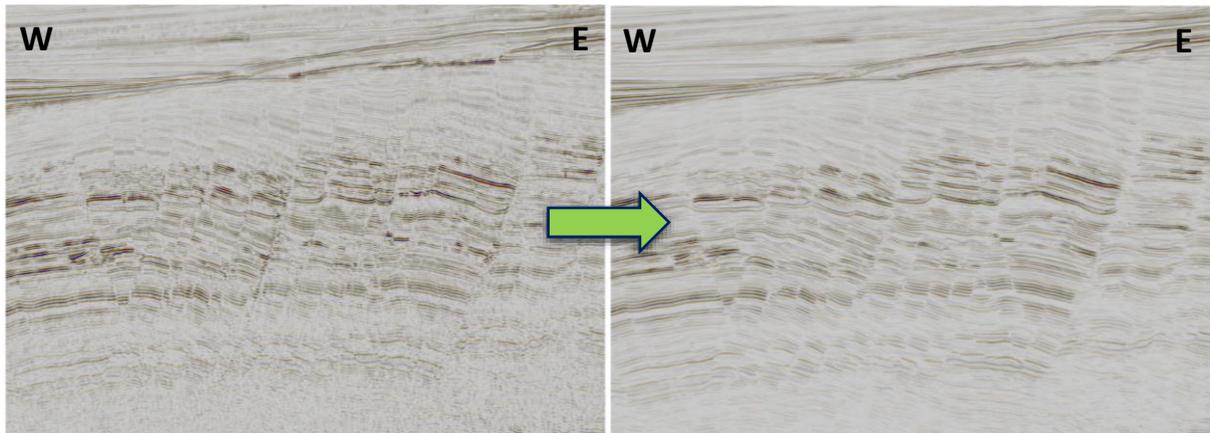


Figure 57 - Inline 597 du Sismique originale (à gauche), Structural smoothing (à droite)

Variance (Edge Method)

Inline range: 1

Crossline range: 3

Vertical smoothing: 15

Dip correction: Off

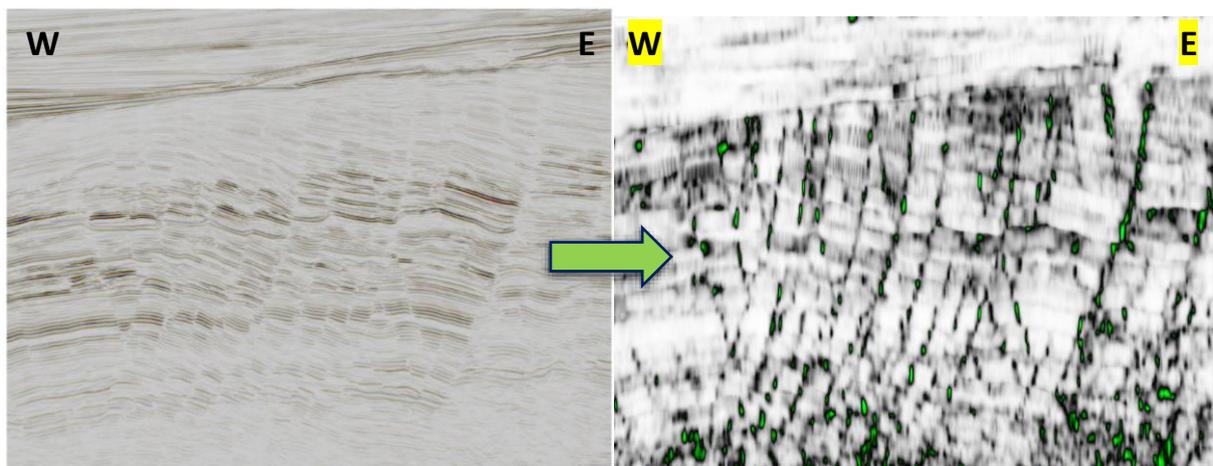


Figure 58 - Inline 597 du Structural smoothing (à gauche), Variance (à droite)

Nous pouvons voir dans la Figure N comment les failles sont clairement visibles grâce à l'attribut de variance.

Ant-tracking (Aggressive Mode)

Initial ant boundary: 5

Ant track deviation: 2

Ant step size: 3

Illegal steps allowed: 2

Legal steps required: 2

Stop criteria (%): 10

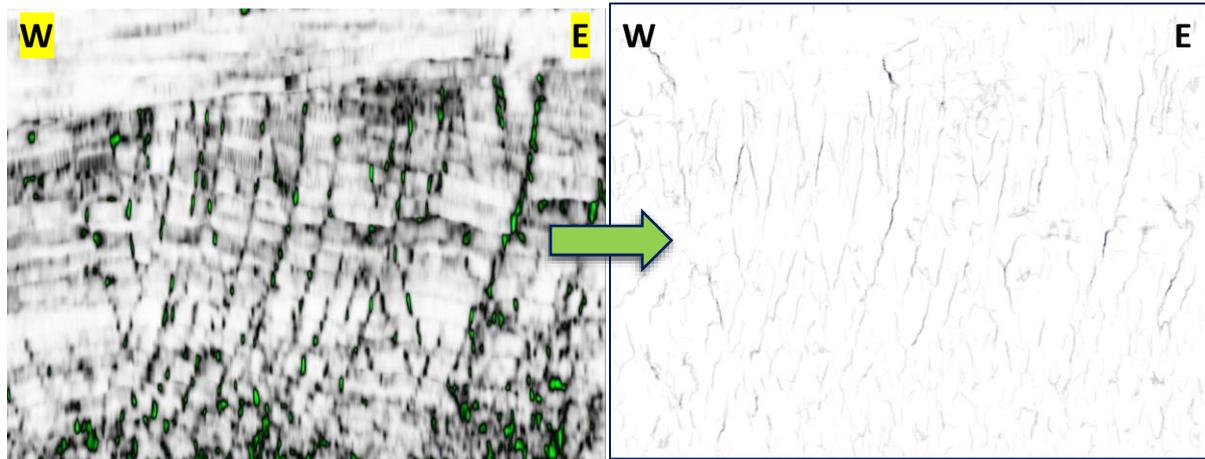


Figure 59 - Inline 597 du Variance (à gauche), Ant-tracking en mode agressif (à droite)

Le processus de calcul a été automatisé en utilisant le workflow editor dans Petrel.

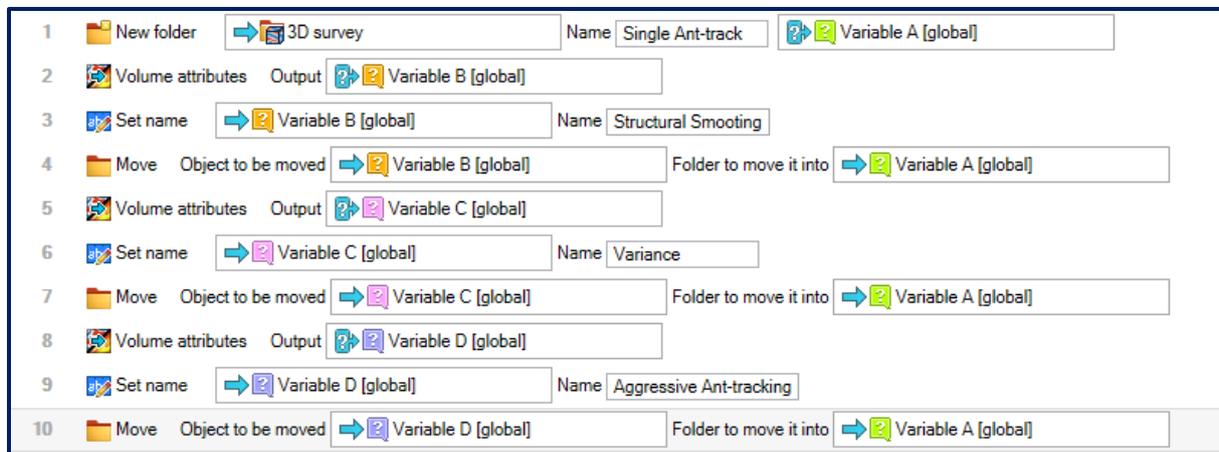


Figure 60 – Workflow présenté dans Fig 55 automatisé à l'aide du Workflow Editor dans Petrel

- 1 – Créez un nouveau dossier à l'intérieur du dossier "3D survey", nommez-le "Single Ant-track" et attribuez-lui la Variable A.
- 2 – Effectuez un calcul d'attribut de volume de lissage structural sur le cube sismique et attribuez-lui la Variable B.
- 3 – Renommez l'attribut virtuel référencé en tant que Variable B en "Structural Smoothing".
- 4 – Déplacez l'objet référencé en tant que Variable B dans le dossier attribué à la Variable A.
- 5 – Effectuez un calcul d'attribut de volume de variance sur les données sismiques lissées structurellement et attribuez-lui la Variable C.
- 6 – Renommez l'attribut virtuel référencé en tant que Variable C en "Variance".

- 7 – Déplacez l'objet référencé en tant que Variable C dans le dossier attribué à la Variable A.
- 8 – Effectuez un calcul d'attribut de volume d'ant-tracking sur l'attribut virtuel de variance et attribuez-lui la Variable D.
- 9 – Renommez le cube d'ant-tracking référencé en tant que Variable D en "Aggressive Ant-tracking".
- 10 – Déplacez l'objet référencé en tant que Variable D dans le dossier attribué à la Variable A.

À des fins de recherche, nous avons ensuite extrait les failles en utilisant la configuration "Normal Confidence", conformément à la Figure N, comme suit :

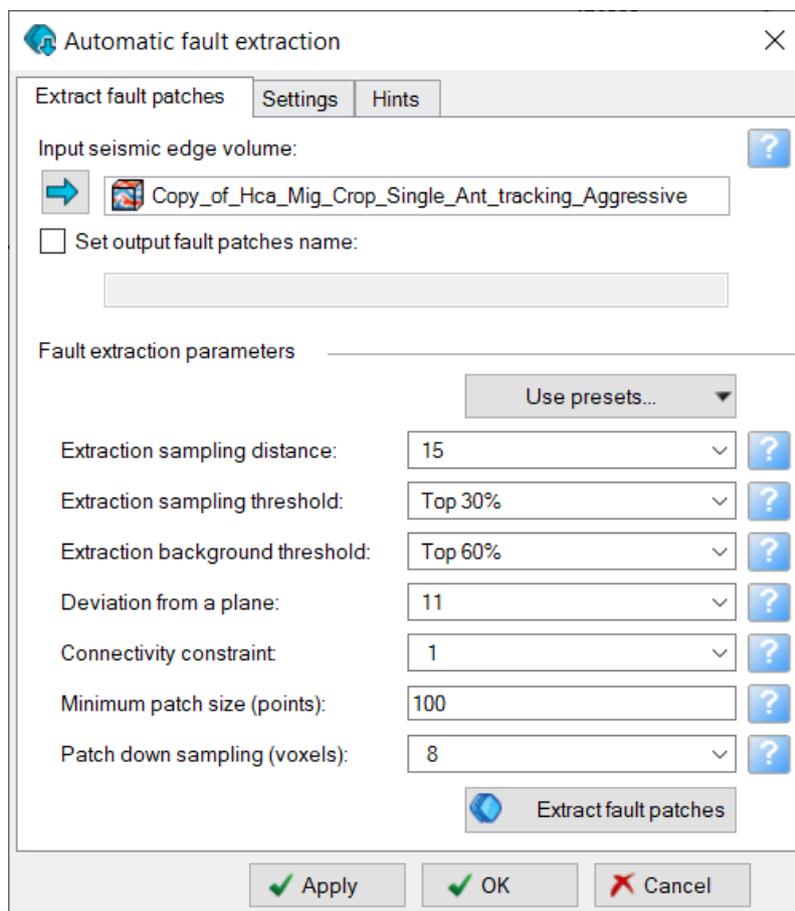


Figure 61 – Fenêtre d'extraction des fault patches (preset utilisé : Normal confidence)

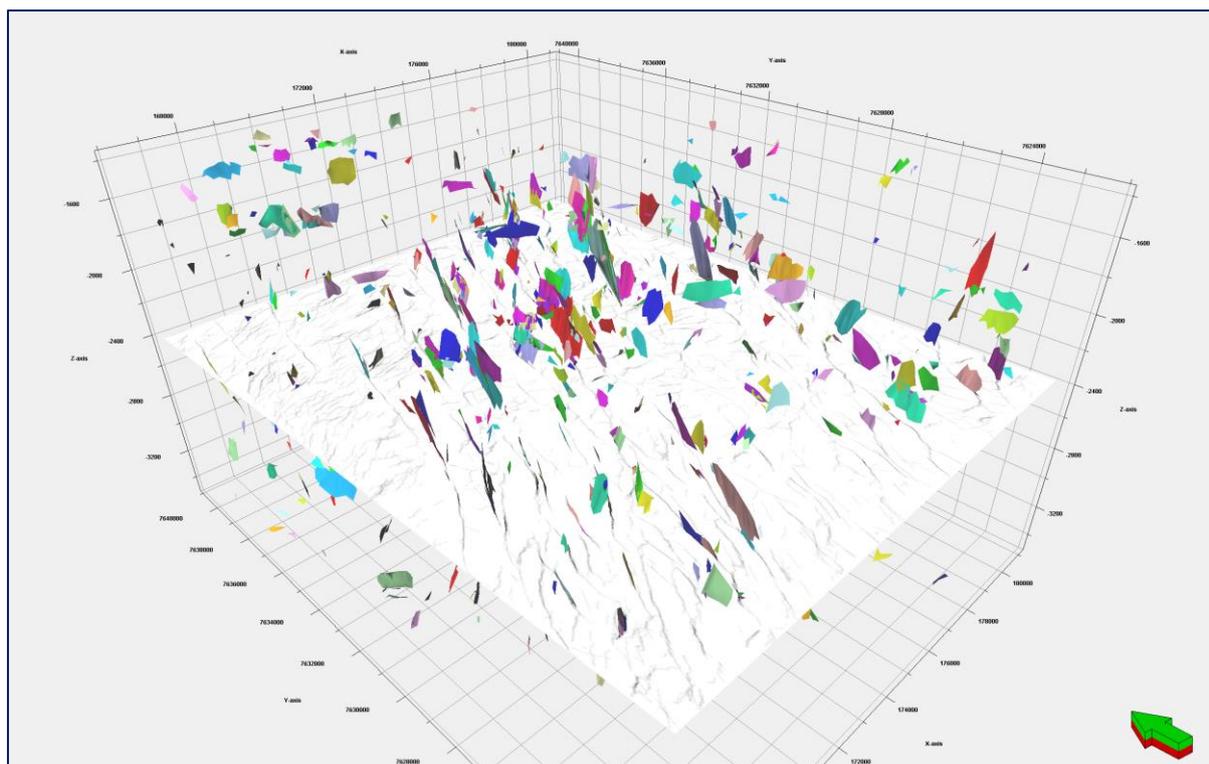


Figure 62 – Faults patches extrait d’après l’ant-tracking calculé

Nous avons ensuite téléchargé le cube d'ant-tracking dans l'écosystème de données DELFI et exécuté la prédiction des failles.

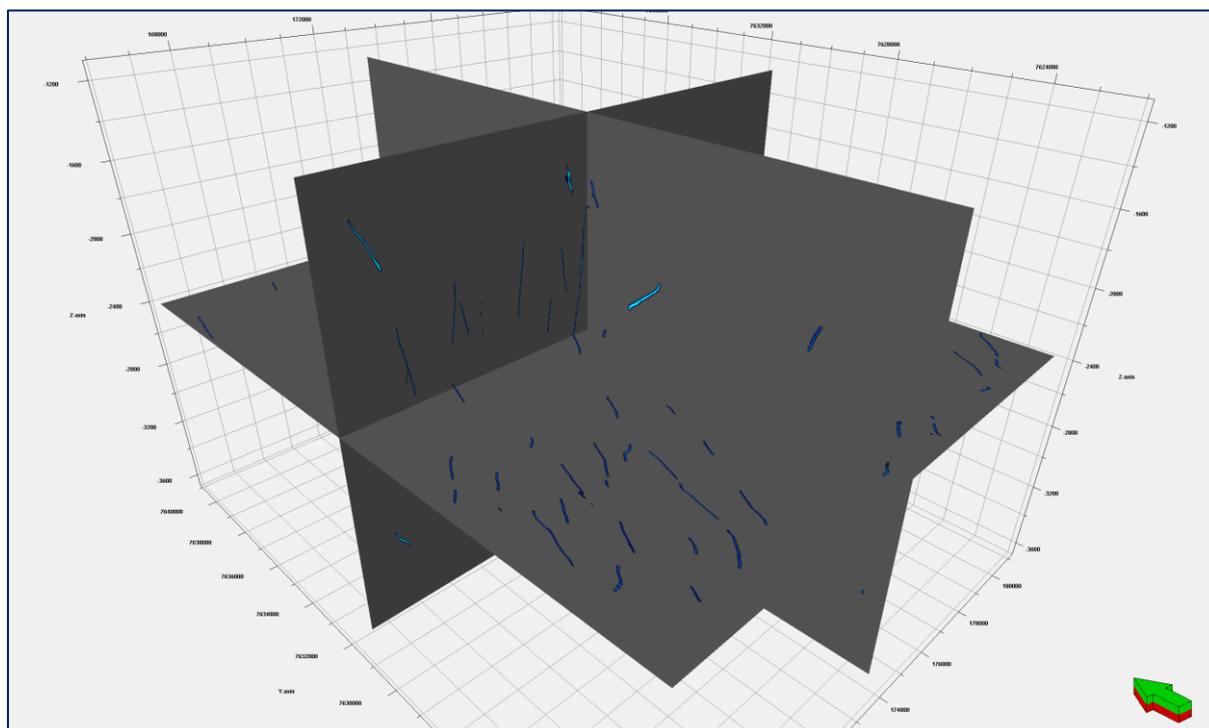


Figure 63 – Cube de prédiction de la troisième expérience

Et enfin, nous avons extrait les failles.

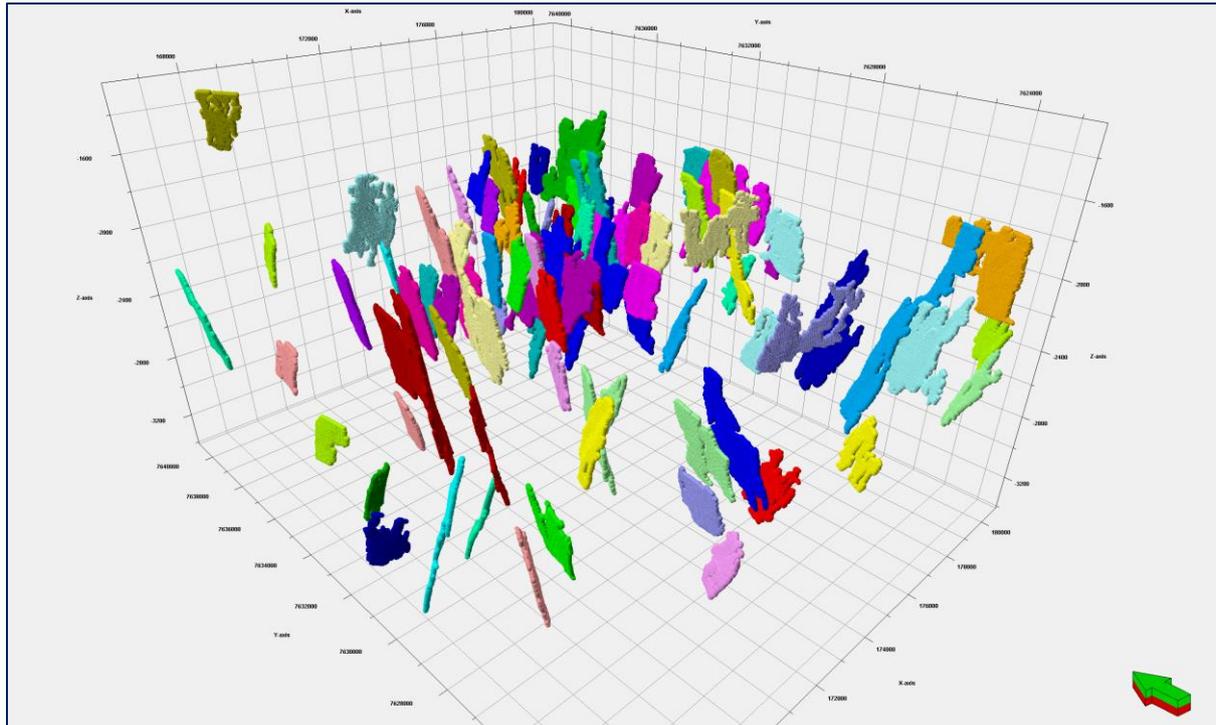
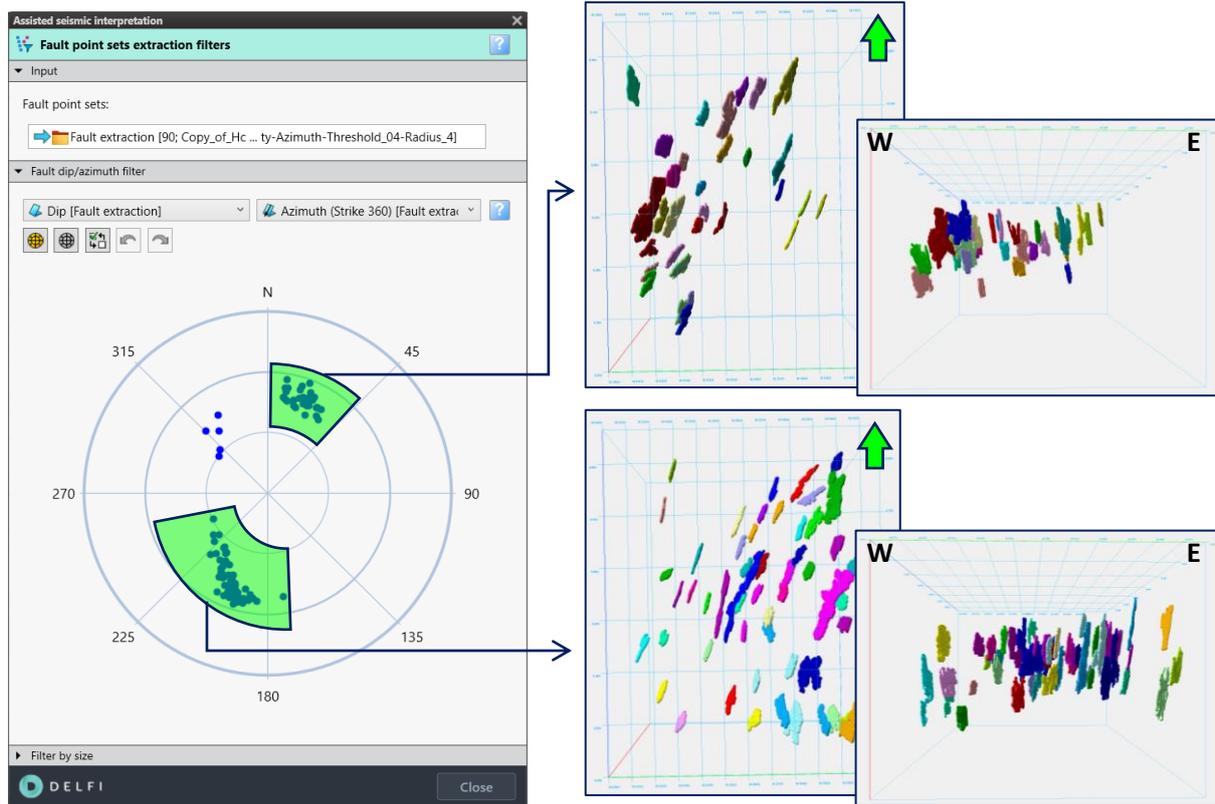


Figure 64 - Failles extrait en ensemble de point (Troisième expérience)



**Figure 65 - Deux familles de failles orientées NE-SW sur le stéréonet (à gauche)
Ensembles de points de failles extraites filtrés (à droite) (Troisième expérience)**

Comme le montrent les figures précédentes, l'ant-tracking unique n'était pas suffisant pour extraire de bonnes fault patches. Cependant, pour la prédiction par machine learning, nous avons extrait 90 failles, ce qui constitue une amélioration par rapport à l'expérience précédente.

Par conséquent, nous allons essayer d'améliorer la prédiction encore en appliquant un workflow personnalisé et en utilisant plusieurs réalisations d'ant-tracking dans la prochaine expérience.

3.2.1.4 Expérience 4 Ant-tracking Multiple

Cette méthode a été conçue par Amrouche et al. en 2021 et consiste à empiler différentes réalisations de suivi des fourmis obtenues à partir de différents attributs sismiques avec différentes paramétrisations.

L'idée principale derrière l'empilement de différentes réalisations est d'aider à réduire les artefacts et à mettre en évidence les failles présentant des signatures fortes.

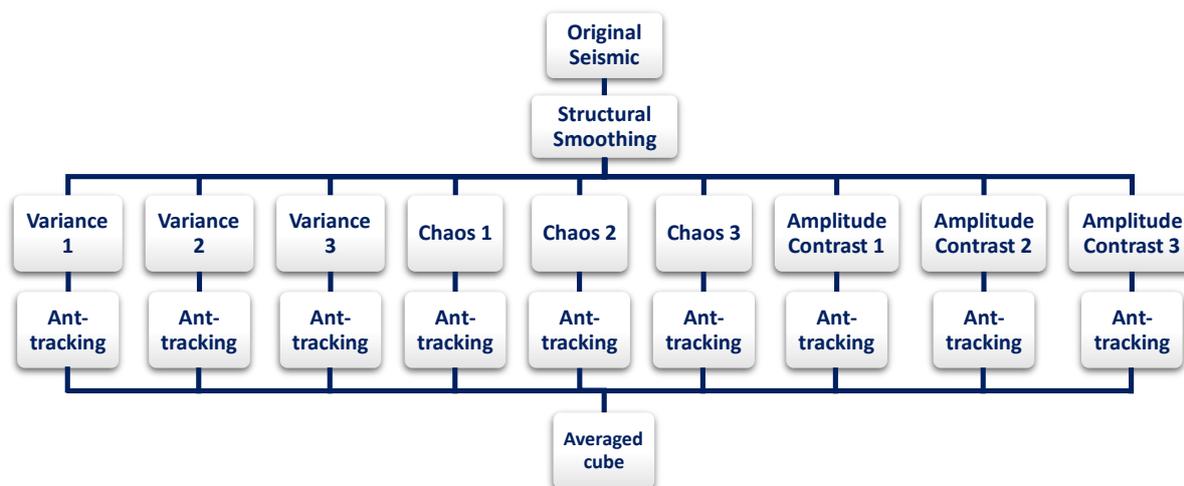


Figure 66 – Workflow d’ant-tracking multiple

Nous avons calculé un total de 9 attributs avec différentes paramétrisations selon le tableau suivant

Attribute	Parameter	1 st Model	2 nd Model	3 rd Model
Variance	In / Cross Ranges	3	5	7
	Vertical Smoothing	12	15	20
Chaos	X, Y Sigma filters	1.5	0.2	0.5
	Z Sigma filter	1.4	3.5	2.8
Amplitude Contrast	Vertical Smoothing	4	1	3
	Direction degree	123	180	155

Table 1 - Paramètres d'attributs structurels utilisés pour chaque modèle

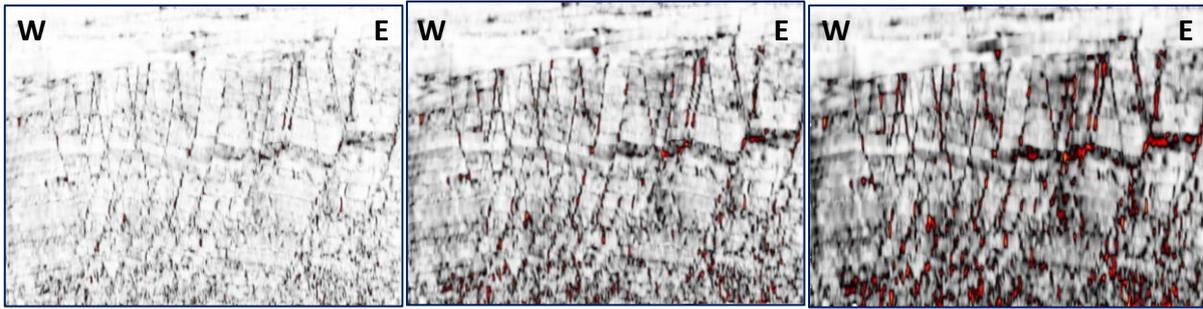


Figure 67 - Inline 597 attribut de variance Model 1 (a gauche), Model 2 (au milieu), Model 3 (a droit)

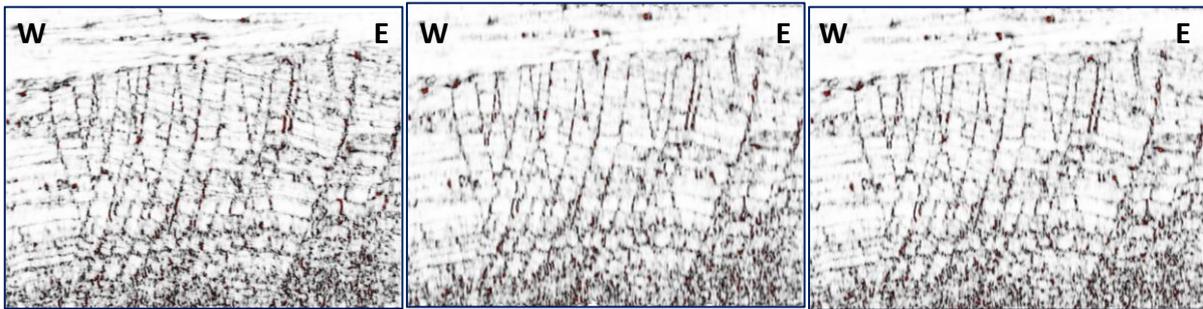


Figure 68 - Inline 597 attribut de chaos Model 1 (à gauche), Model 2 (au milieu), Model 3 (a droit)

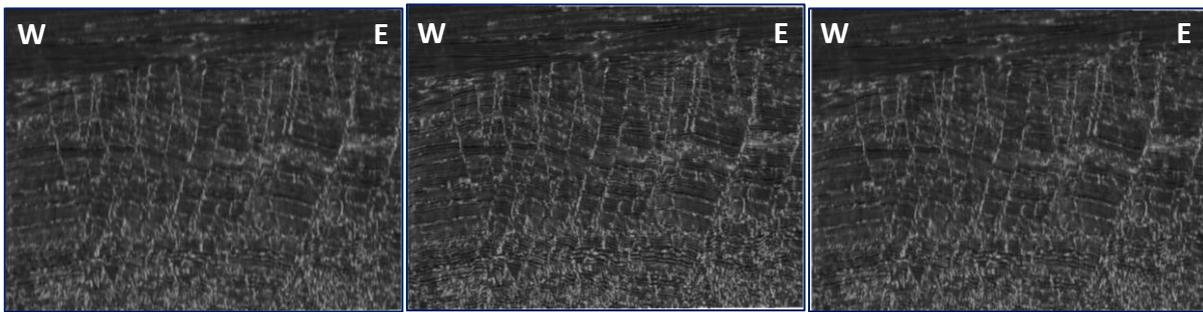


Figure 69 - Inline 597 attribut d'amplitude contrast Model 1 (à gauche), Model 2 (au milieu), Model 3 (a droit)

Ensuite, nous avons calculé les cubes d'ant-tracking correspondants à ces attributs.



Figure 70 - Inline 597 attribut d'ant-tracking correspondents a Fig. 66

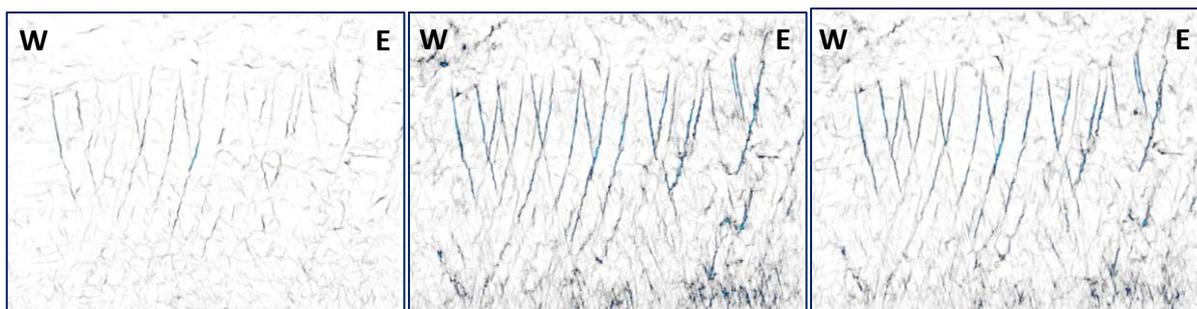


Figure 71 - Inline 597 attribut d'ant-tracking correspondents a Fig. 67

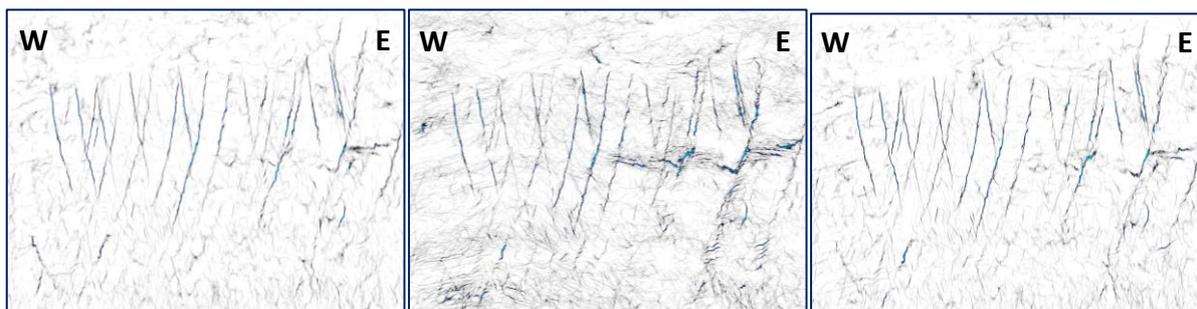


Figure 72 - Inline 597 attribut d'ant-tracking correspondents a Fig. 68

Ensuite, nous avons calculé la moyenne de tous les 9 cubes d'ant-tracking pour en obtenir un seul.

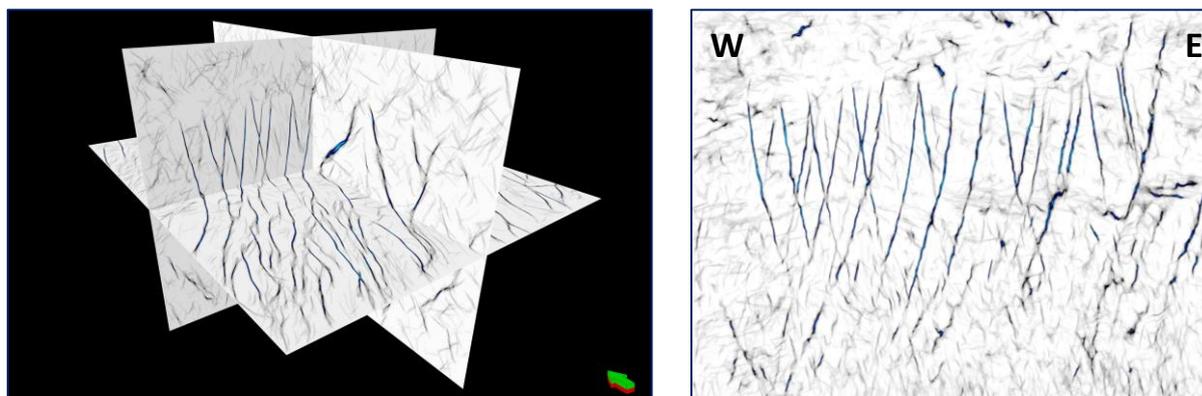


Figure 73 – Cube finale d'ant-tracking (a gauche), Inline 597 (a droit)

Le calcul a été automatisé en utilisant le workflow editor dans Petrel comme suit :

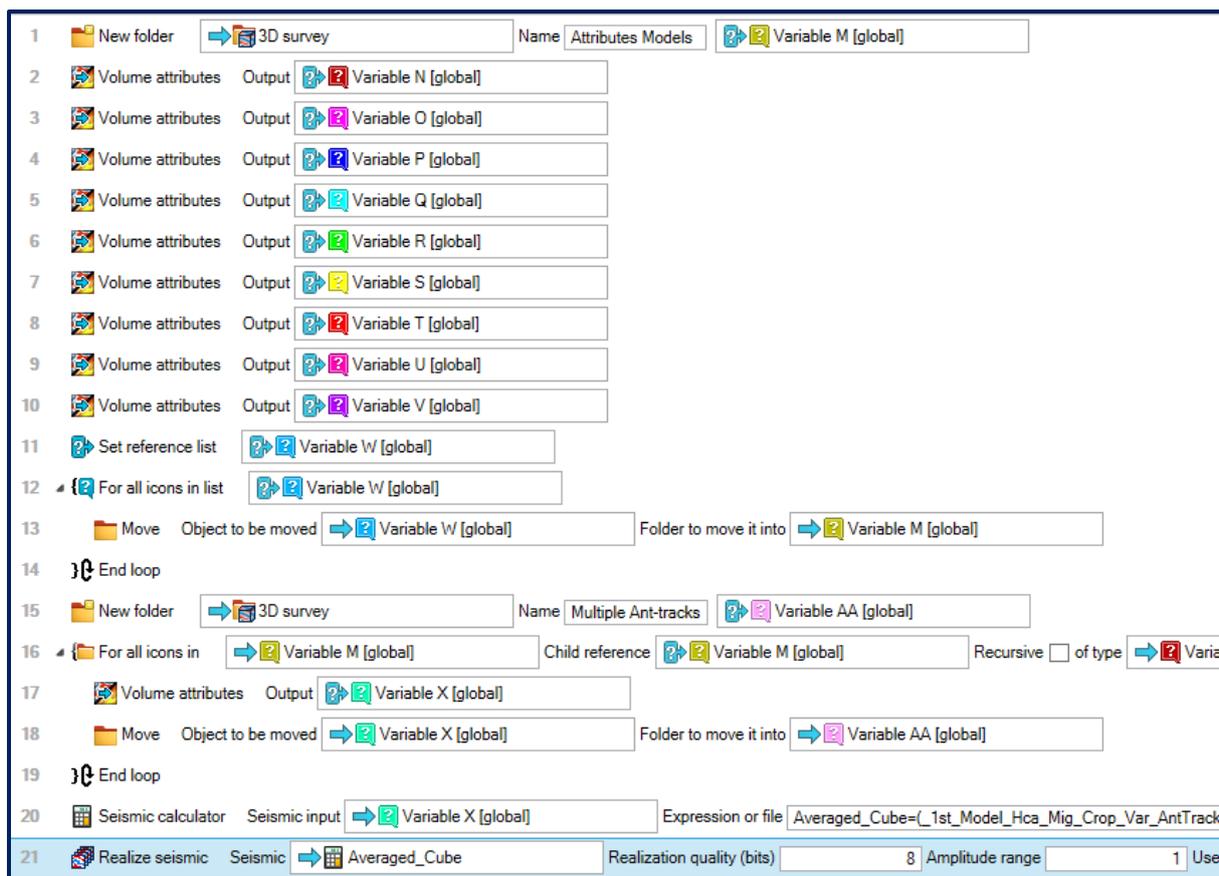


Figure 74 – Calcul d’ant-tracking multiple automatisé à l’aide du Workflow Editor dans Petrel

- 1 – Créez un nouveau dossier à l'intérieur du dossier "3D survey", nommez-le "Attributes Models" et attribuez-lui la Variable M.
- 2 – Effectuez un calcul d'attribut de volume de variance sur les données sismiques lissées structurellement et attribuez-lui la Variable N.
- 3 – Effectuez un deuxième calcul d'attribut de volume de variance sur les données sismiques lissées structurellement et attribuez-lui la Variable O.
- 4 – Effectuez un troisième calcul d'attribut de volume de variance sur les données sismiques lissées structurellement et attribuez-lui la Variable P.
- 5 – Effectuez un calcul d'attribut de volume de chaos sur les données sismiques lissées structurellement et attribuez-lui la Variable Q.
- 6 – Effectuez un deuxième calcul d'attribut de volume de chaos sur les données sismiques lissées structurellement et attribuez-lui la Variable R.
- 7 – Effectuez un troisième calcul d'attribut de volume de chaos sur les données sismiques lissées structurellement et attribuez-lui la Variable S.

- 8 – Effectuez un calcul d'attribut de volume de contraste d'amplitude sur les données sismiques lissées structurellement et attribuez-lui la Variable T.
- 9 – Effectuez un deuxième calcul d'attribut de volume de contraste d'amplitude sur les données sismiques lissées structurellement et attribuez-lui la Variable U.
- 10 – Effectuez un troisième calcul d'attribut de volume de contraste d'amplitude sur les données sismiques lissées structurellement et attribuez-lui la Variable V.
- 11 – Créez une liste de référence, incluez-y les variables (N, O, P, Q, R, S, T, U et V), et attribuez-lui la Variable W.
- 12 – Démarrez une boucle "For all icons in liste" et sélectionnez la liste attribuée à la Variable W.
 - 13 – Déplacez l'objet référencé dans la liste attribuée à la Variable W dans le dossier attribué à la Variable M.
- 14 – Fermer la boucle.
- 15 – Créez un nouveau dossier à l'intérieur du dossier "3D survey", nommez-le "Multiple Ant-tracks" et attribuez-lui la Variable AA.
- 16 – Démarrez une boucle "For all icons in" et sélectionnez Variable M, et les icônes de type Variable N.
 - 17 – Effectuez un calcul d'attribut de volume d'ant-tracking sur Variable M, et attribuez-lui la Variable X.
 - 18 – Déplacez le cube d'ant-tracking référencé en tant que Variable X dans le dossier "Multiple Ant-tracks" référencé en tant que Variable AA.
- 19 – Fermer la boucle.
- 20 – Combinez les 9 cubes d'ant-tracking en utilisant le calculateur sismique sur le cube attribué à la Variable X, en appliquant l'expression de la moyenne arithmétique.
- 21 – Réalisez l'attribut virtuel obtenu à partir de l'opération précédente.

Encore une fois, à des fins de comparaison et de recherche, nous avons extrait les fault patches en utilisant la même paramétrisation présentée dans l'expérience précédente comme suite :

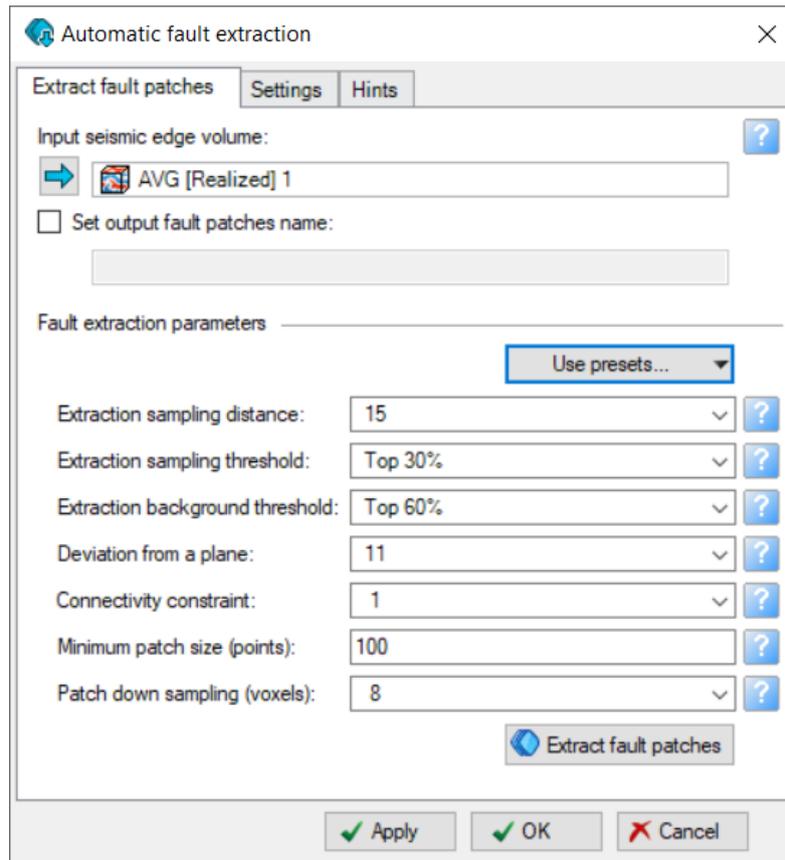


Figure 75 - Fenêtre d'extraction des fault patches pour l'ant-tracking multiple (preset utilisé : Normal confidence)

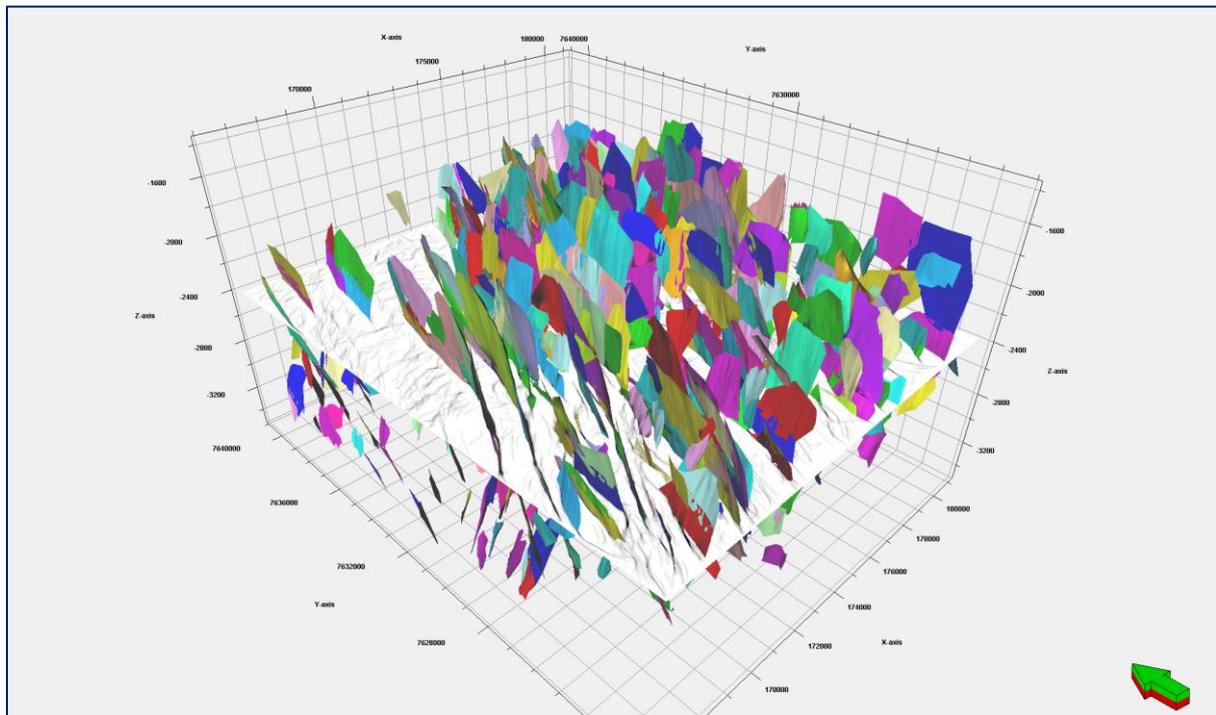


Figure 76 - Faults patches extrait d'après l'ant-tracking multiple

Ensuite, nous avons filtre les patches extraits en fonction de deux caractéristiques :

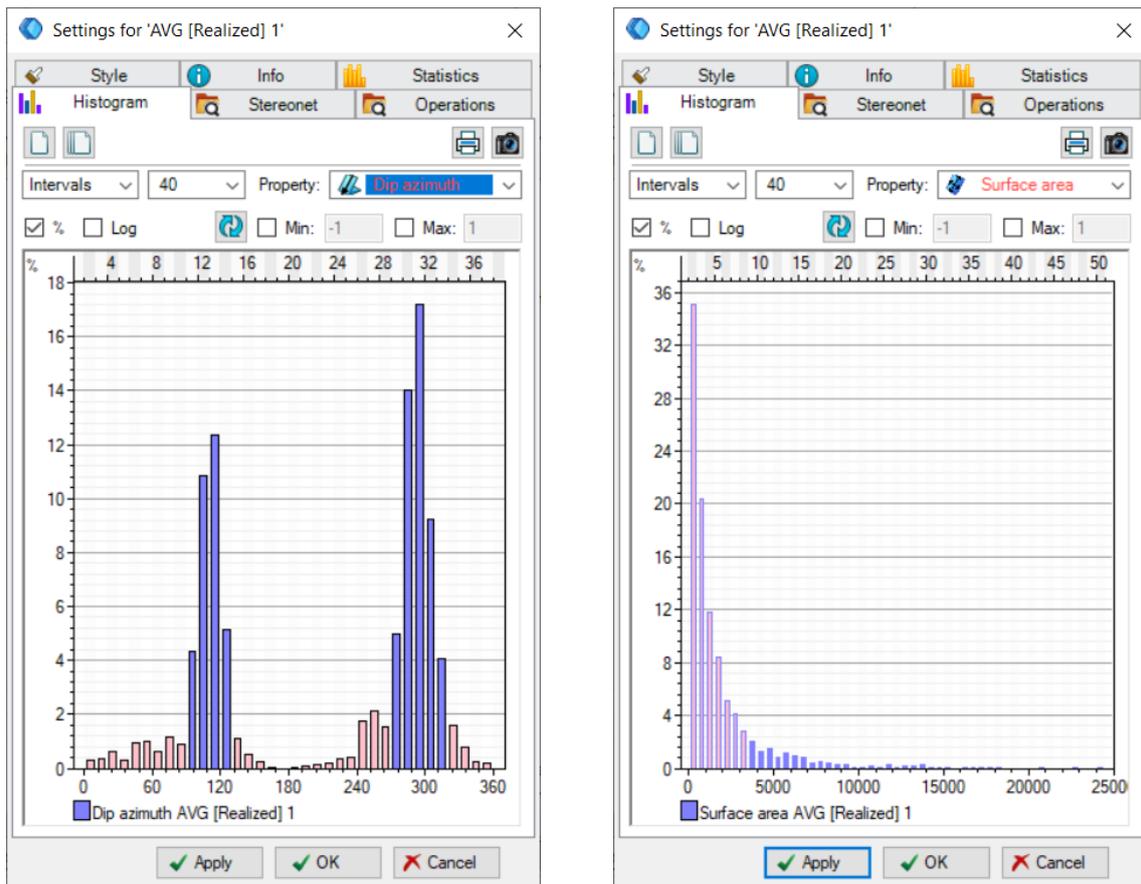


Figure 77 – Filtrage des fault patches en fonction de Dip azimuth (a gauche), taille (a droit)

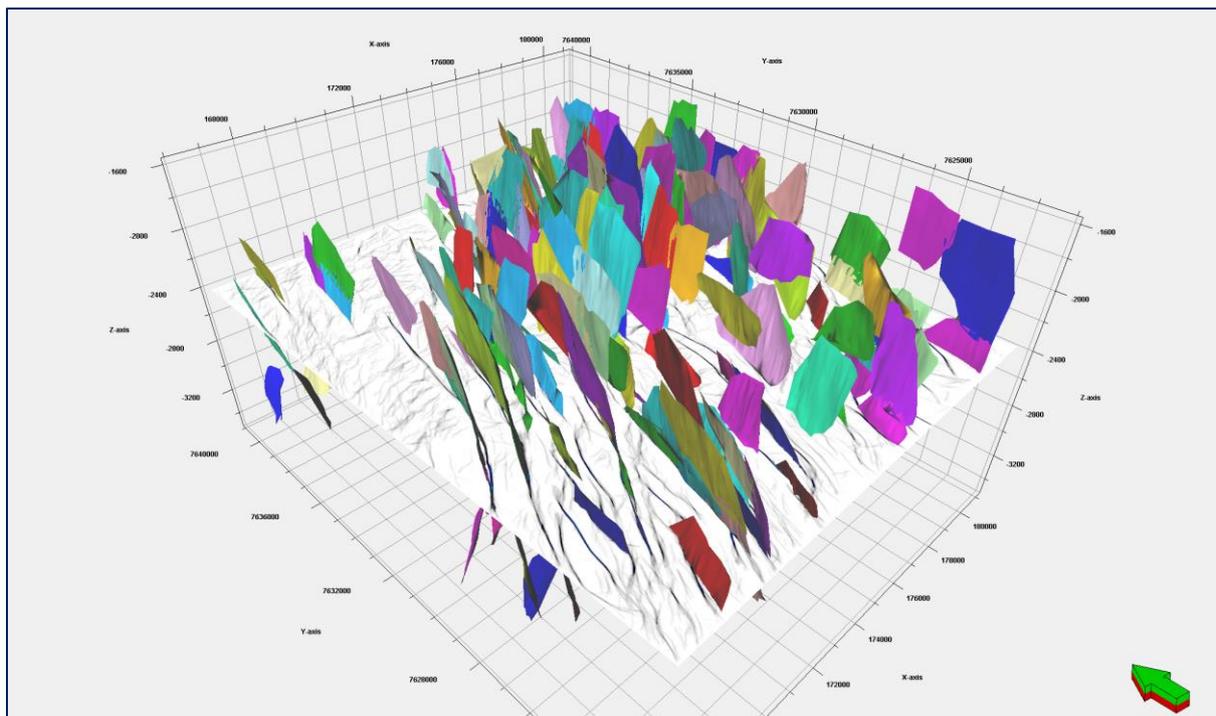


Figure 78 - Faults patches extrait d'après l'ant-tracking multiple (filtré Fig 76)

Et enfin, nous avons téléchargé le cube combiné dans l'écosystème de données DELFI, exécuté la prédiction et extrait les failles.

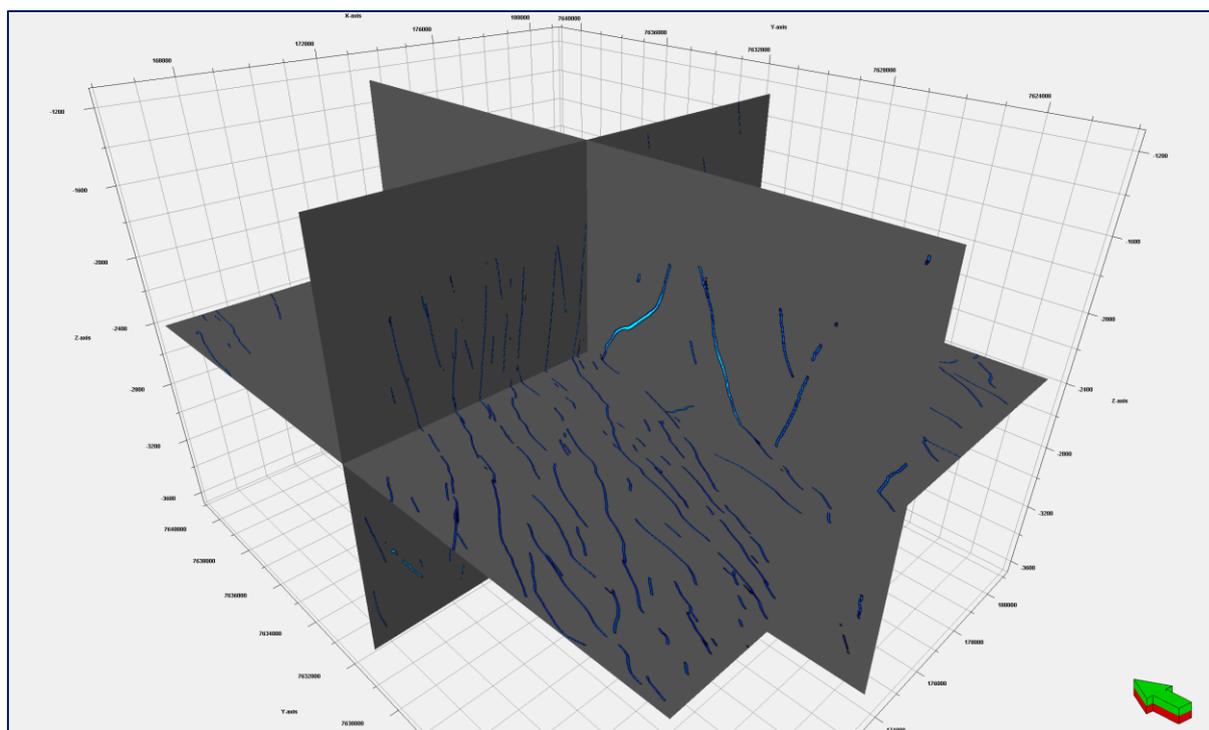


Figure 79 – Cube de prédiction de la quatrième expérience

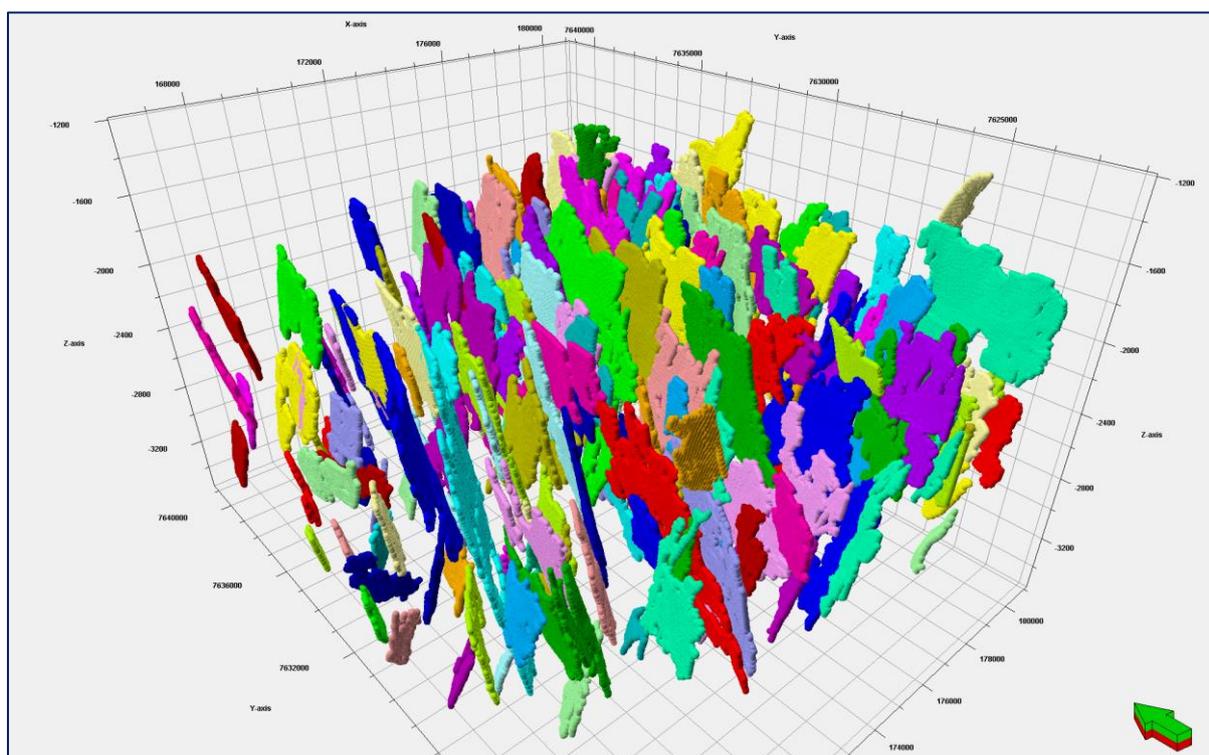


Figure 80 – failles extrait en ensemble de point (quatrième expérience)

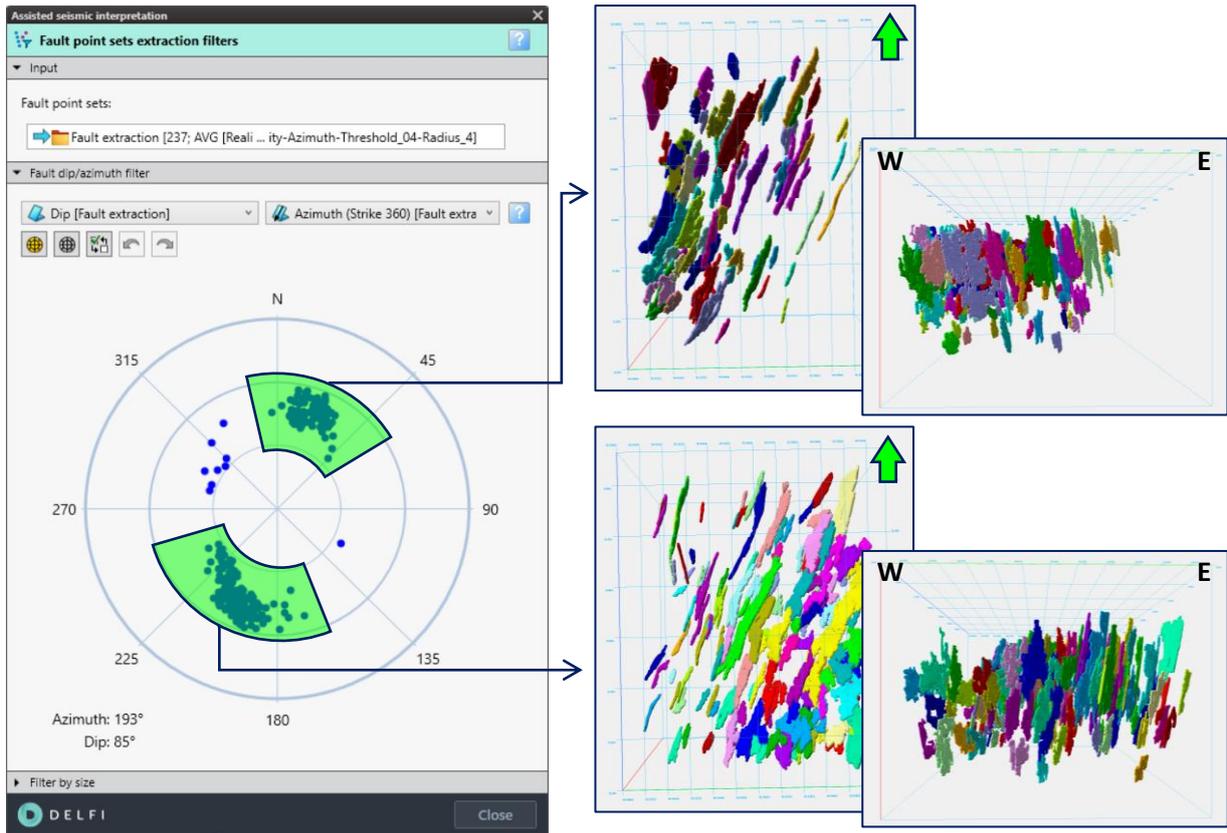


Figure 81 - Deux familles de failles orientées NE-SW sur le stéréonet (à gauche) failles extraites en ensembles de points filtrés (à droite) (Quatrième expérience)

Remarquez, nous avons obtenu une nette amélioration par rapport à l'expérience précédente.

3.2.2 Approche entraînée par l'utilisateur

Comme mentionné dans le chapitre 2, l'approche user-trained nécessite quelques interprétations manuelles sur quelques sections. Nous avons interprété six sections, trois Inlines et trois Xlines, comme indiqué dans les figures ci-dessous :

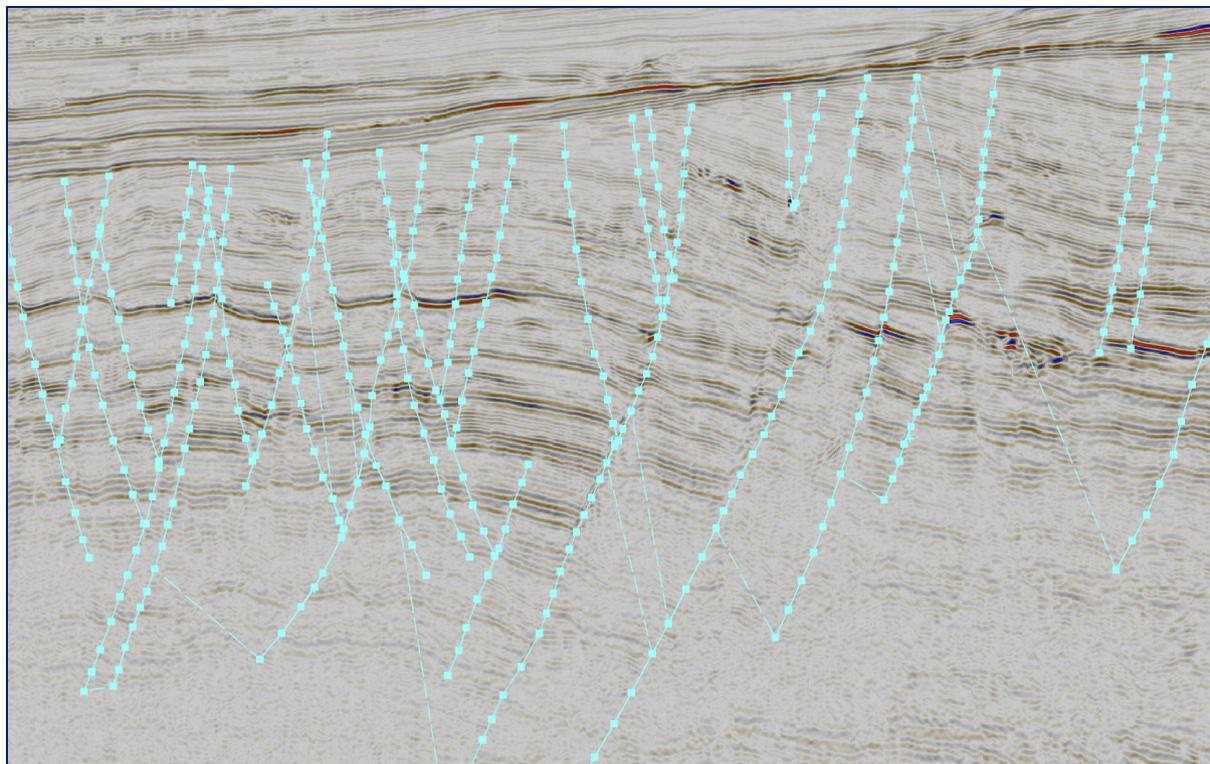


Figure 82 – Inline 407 interprété manuellement

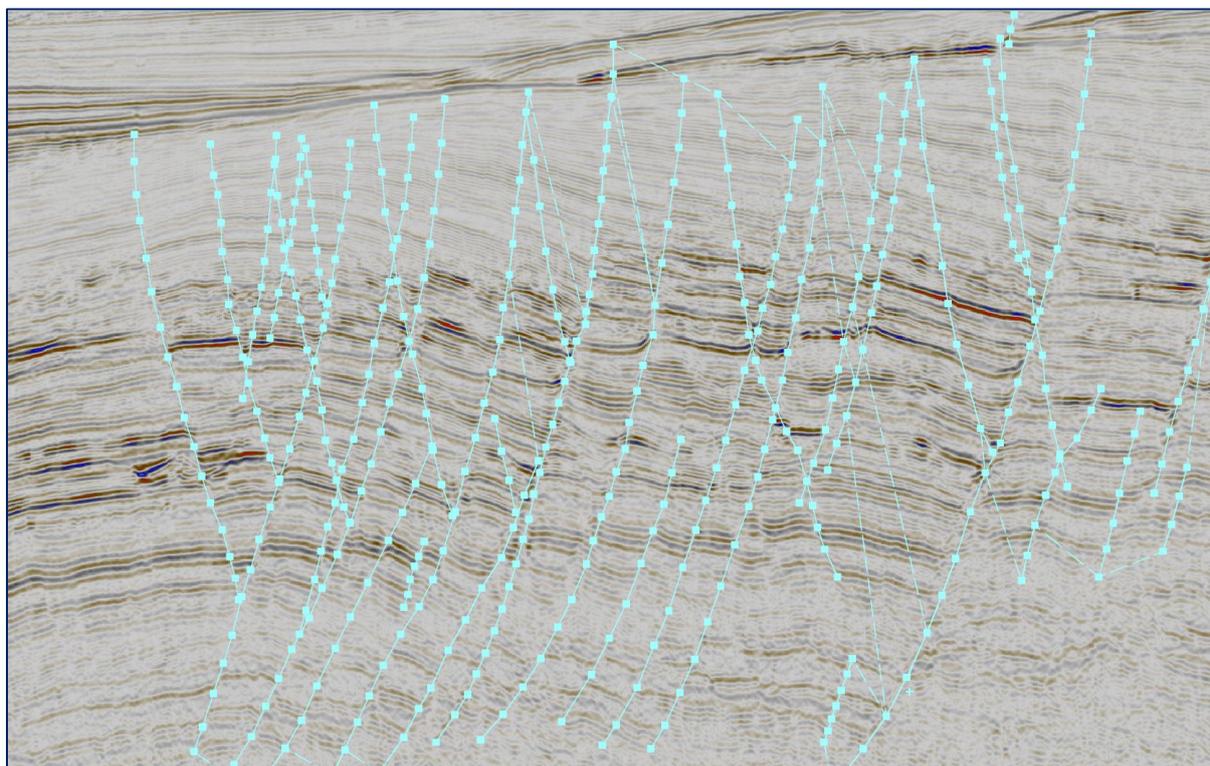


Figure 83 - Inline 597 interprété manuellement

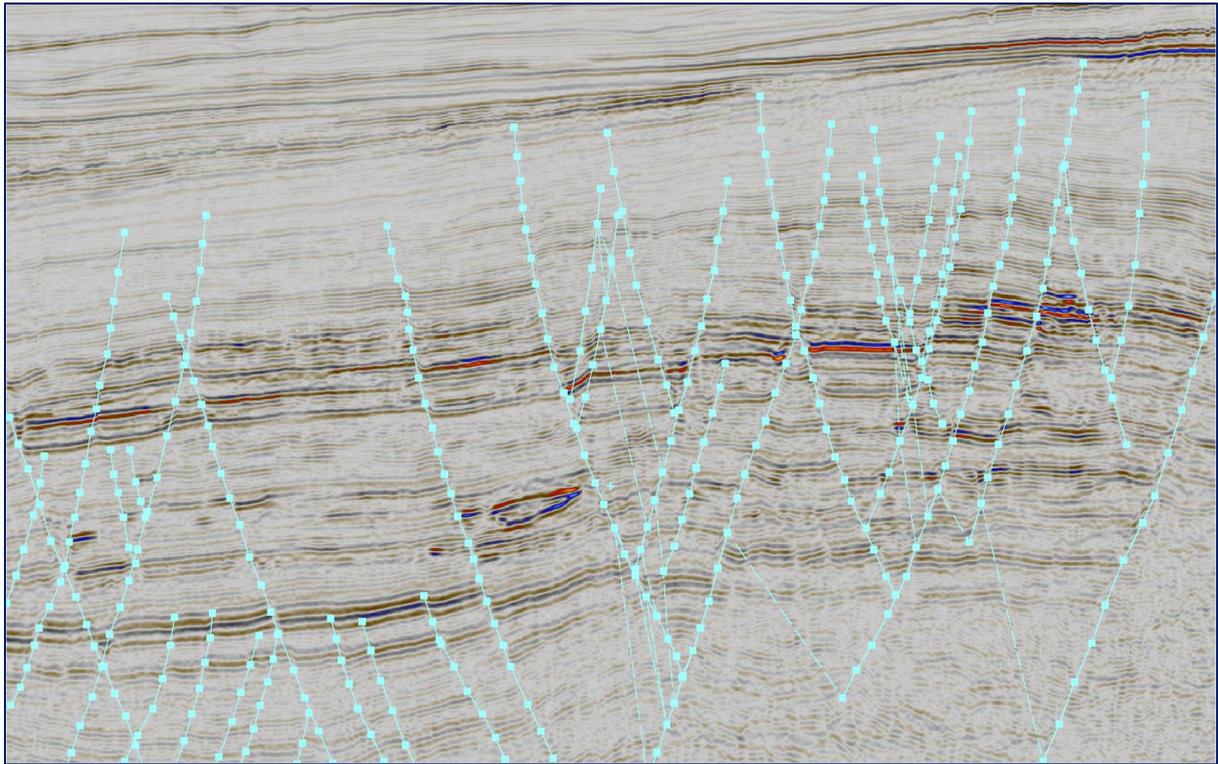


Figure 84 - Inline 787 interprété manuellement

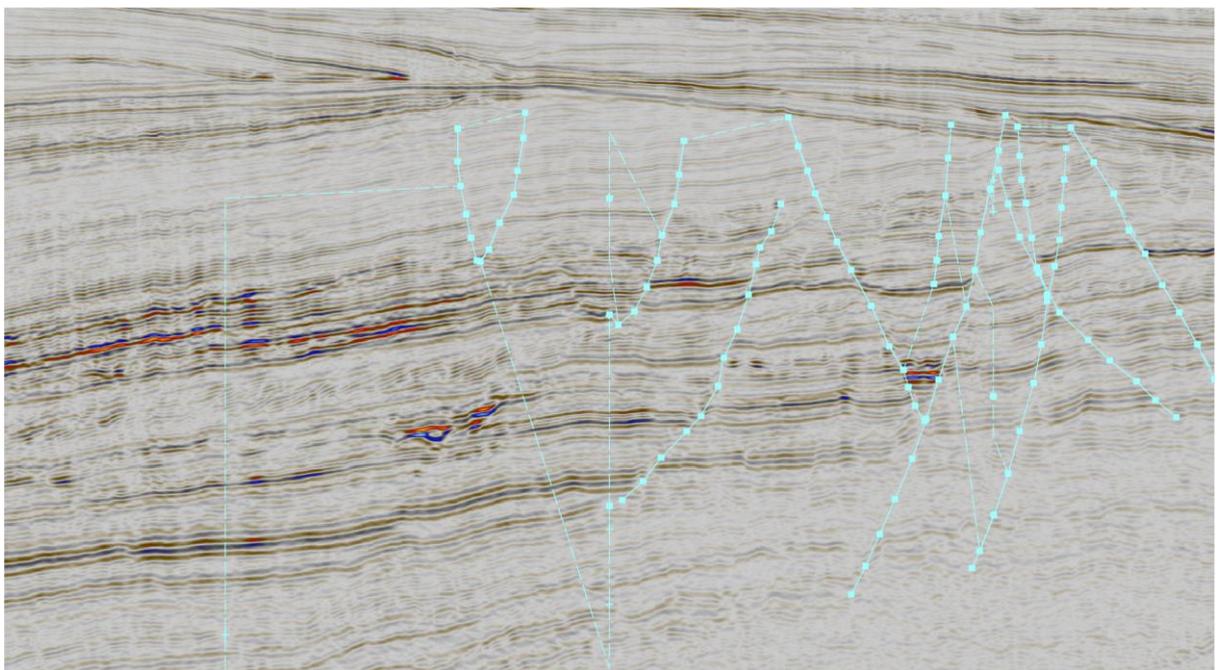


Figure 85 - Xline 12333 interprété manuellement

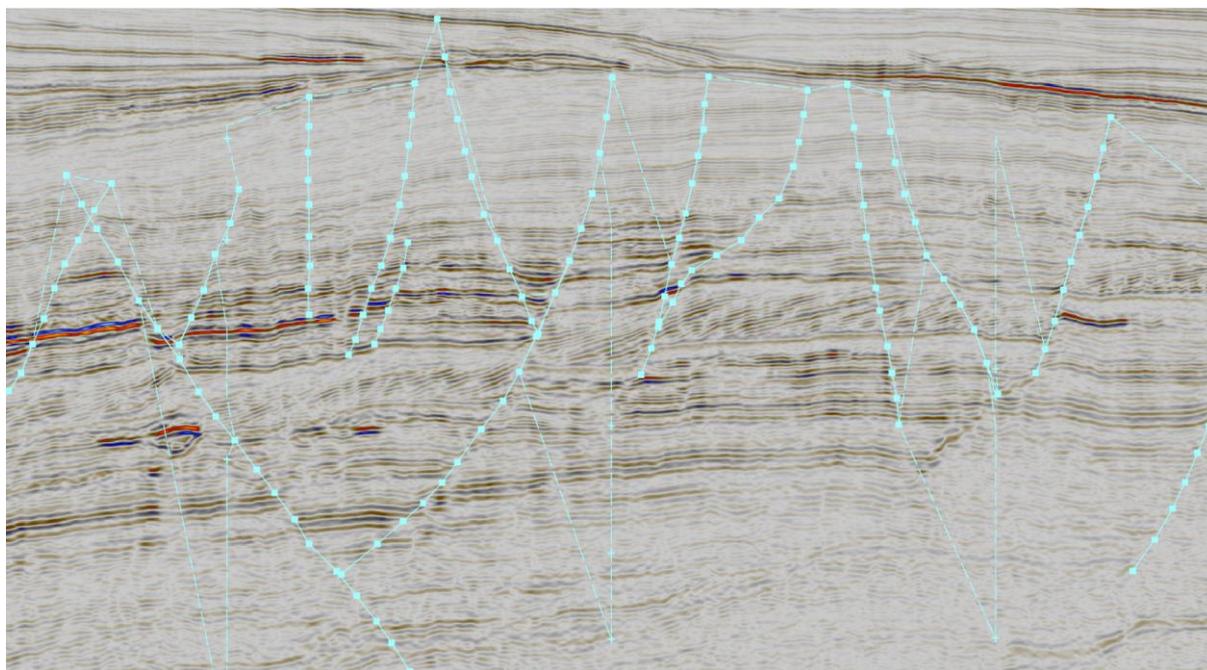


Figure 86 - Xline 12623 interprété manuellement

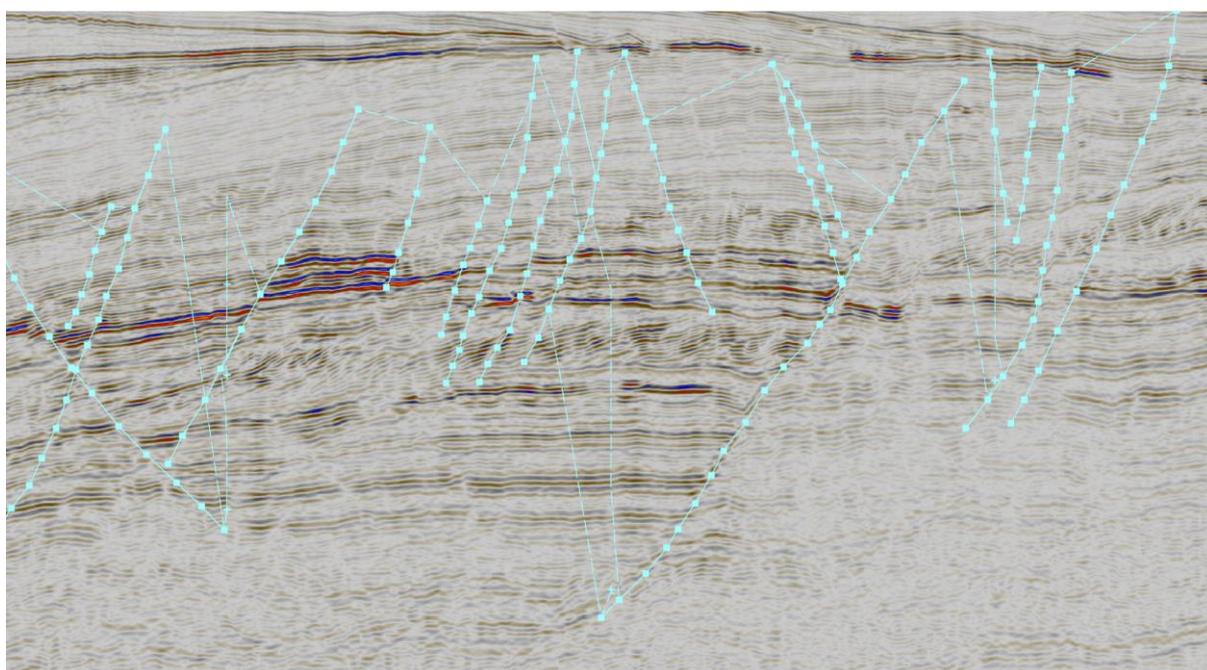


Figure 87 - Xline 12913 interprété manuellement

L'interprétation doit être réalisé en un seul objet dans Petrel afin d'être utilisé comme données d'entraînement pour le ML.

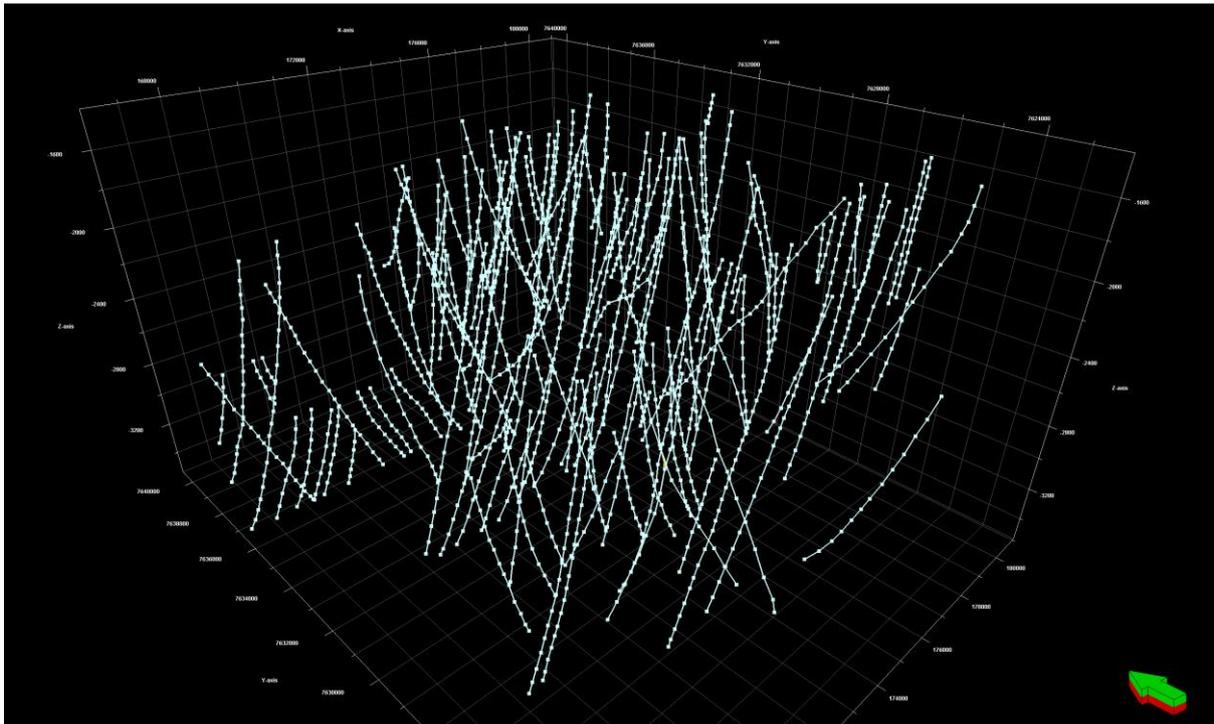


Figure 88 – Illustration de l’interprétation manuel réalisée comme un seul objet dans petrel

Nous avons créé un nouveau modèle machine learning et exécuté la prédiction des failles.

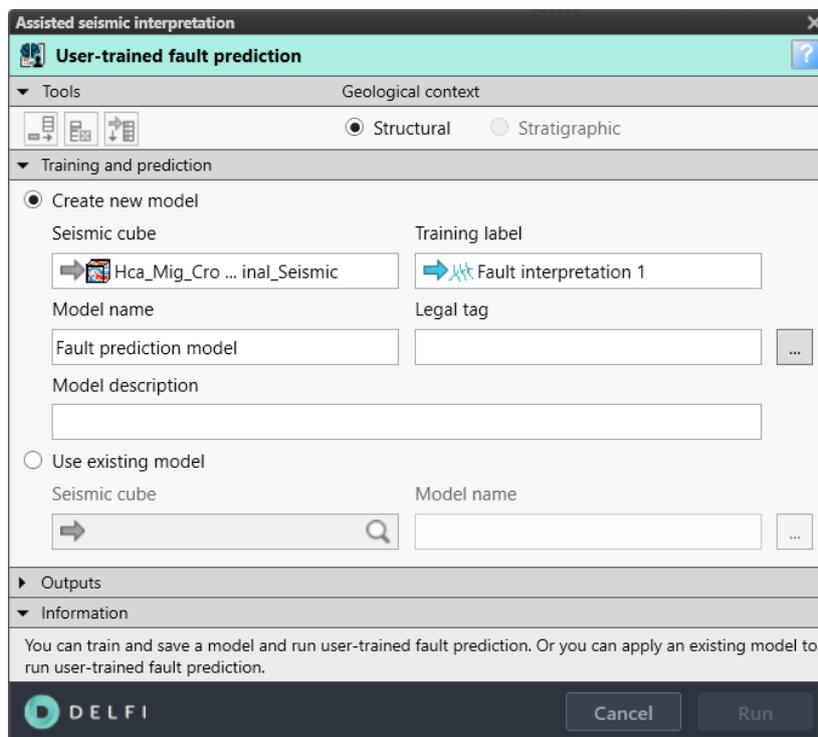


Figure 89 – Fenêtre d’exécution de la prédiction entraîné par l’utilisateur

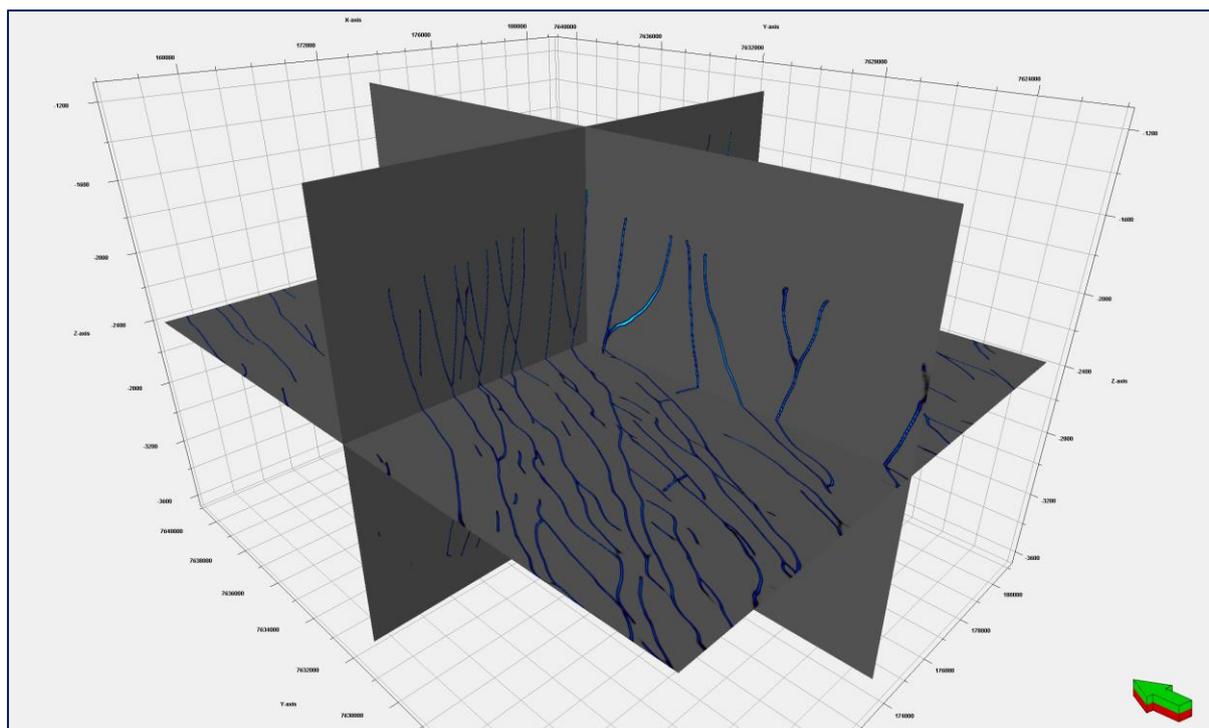


Figure 90 – Cube de prédiction de l’approche entraîné par l’utilisateur

Nous avons ensuite extrait les failles du cube de prédiction généré.

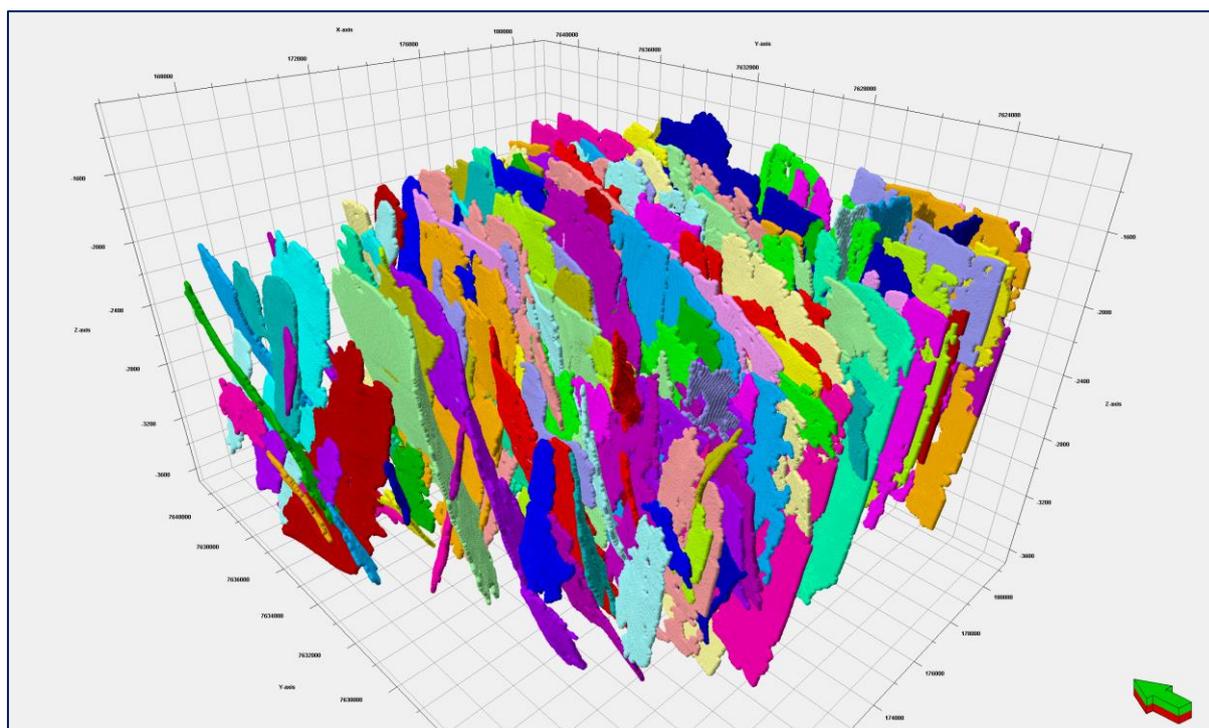


Figure 91 – Failles extraits en ensemble de point (approche entraîné par l’utilisateur)

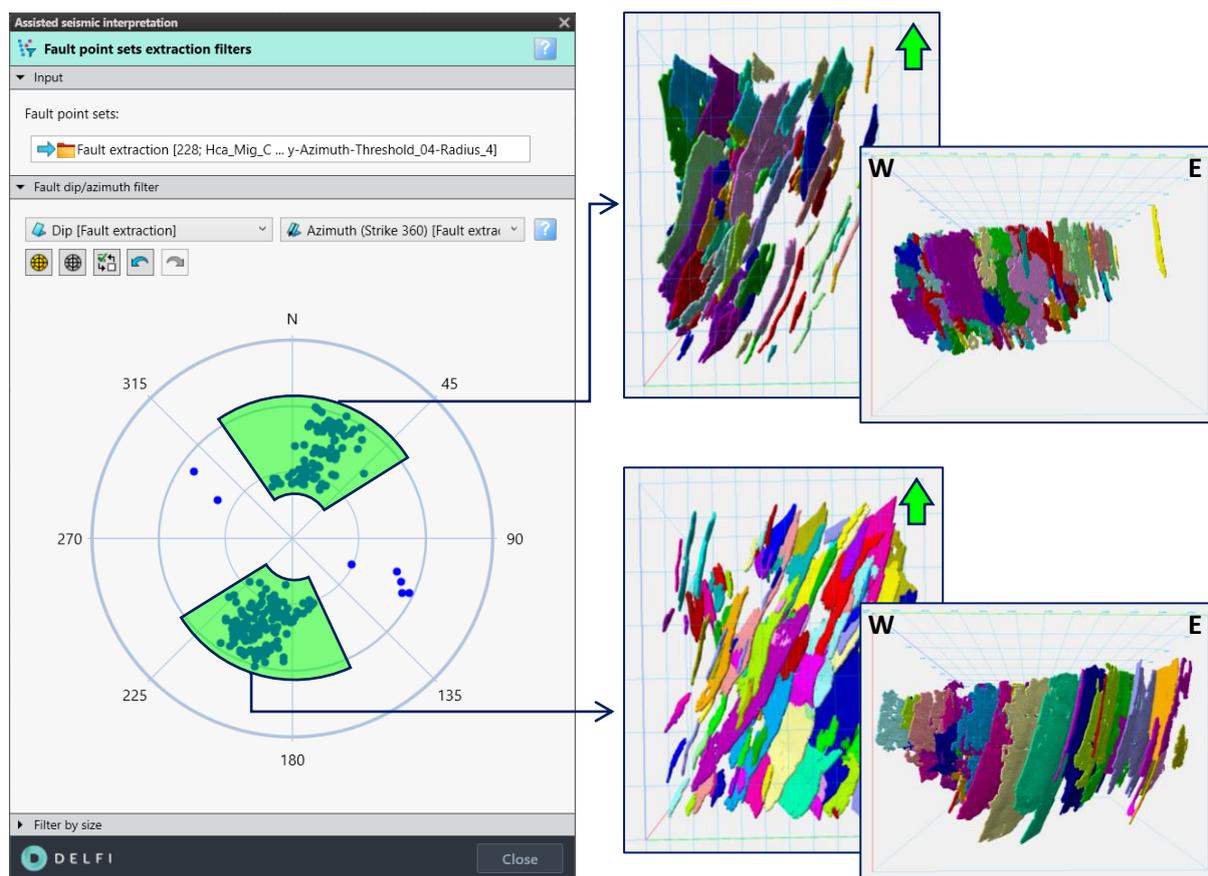


Figure 92 – Deux grand familles de failles orientées NE-SW sur le stéréonet (à gauche) failles extraites en ensembles de points filtrés (à droite) (Approche entraînée par l'utilisateur)

CHAPITRE IV

RESULTATS

Dans ce dernier chapitre, nous effectuerons une comparaison qualitative des résultats obtenus dans le chapitre précédent.

Pour cela, nous utiliserons les Inlines 597 et les Xlines 12623 de référence à partir des cubes de prédiction générés.

4.1 Résultats de la première expérience - Séismique Originel

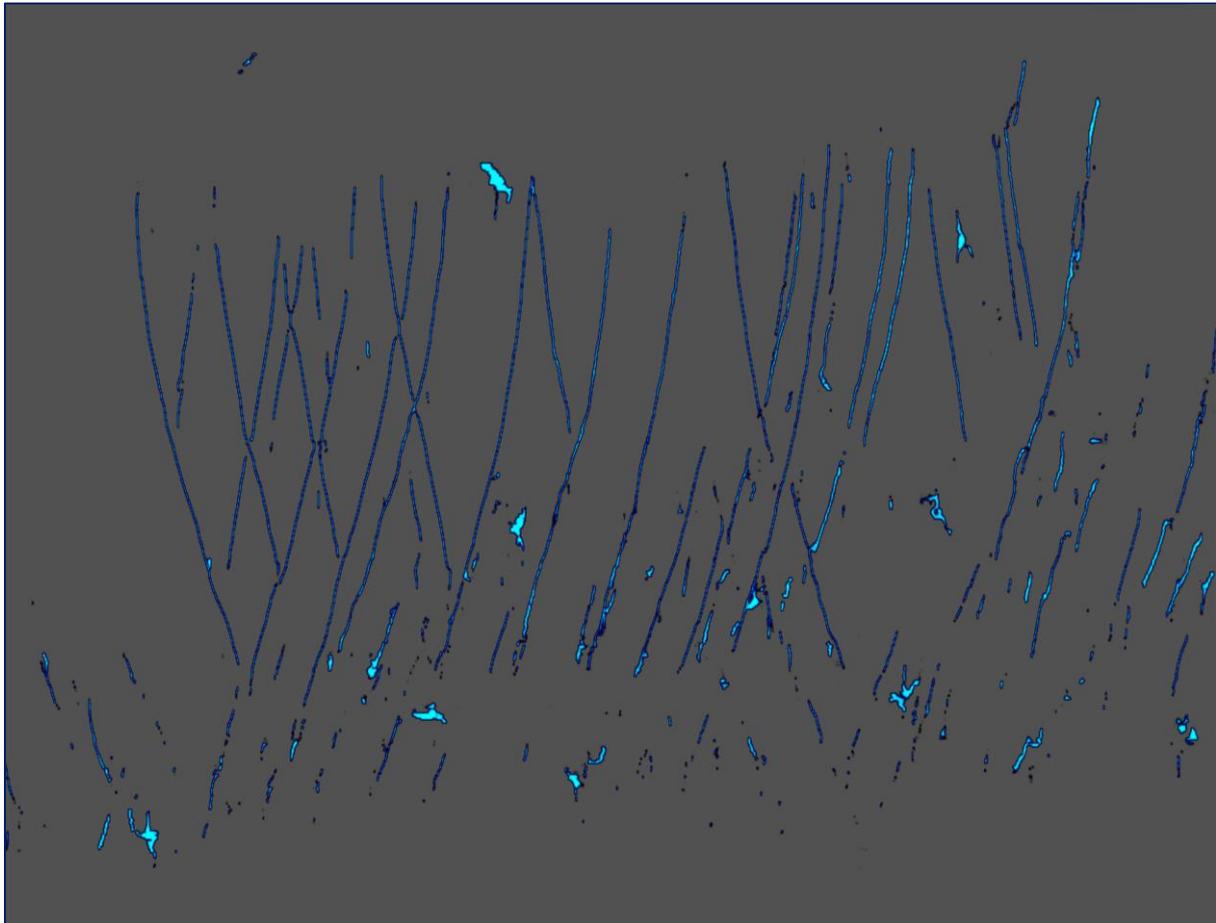


Figure 93 – Inline 597 du cube de prédiction de la première expérience

Dans cette section, nous observons des failles majeures croisées inclinées vers l'est et l'ouest, ce qui correspond à la géologie de la région d'Exmouth.

Cependant, nous repérons quelques corps de couleur bleu pâle, qui sont considérés comme des artefacts.

Nous remarquons également comment le machine learning rencontre des difficultés pour suivre les failles avec l'augmentation de la profondeur dans les zones de faible signal/bruit.

D'un autre côté, en examinant le cube sous différents angles, nous confirmons une bonne détection des failles. Nous avons observé des failles croisées sur l'Xline (Fig. 94) et des failles majeures orientées NE sur la time-slice (Fig. 95).

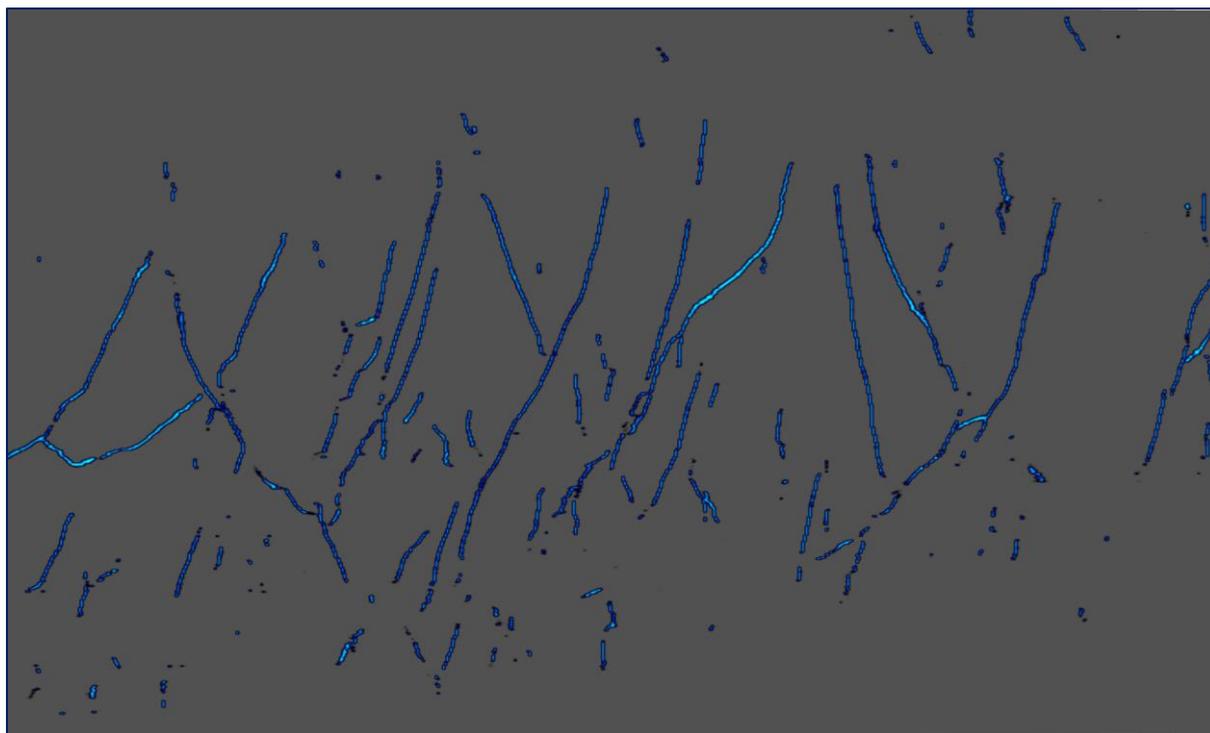


Figure 94 - Xline 12623 du cube de prédiction de la première expérience



Figure 95 – Time-slice du cube de prédiction de la première expérience

En passant aux failles extraites. A l'aide du stéréonet, nous distinguons clairement deux principales familles de failles orientées NE-SW, inclinées vers l'est et l'ouest.

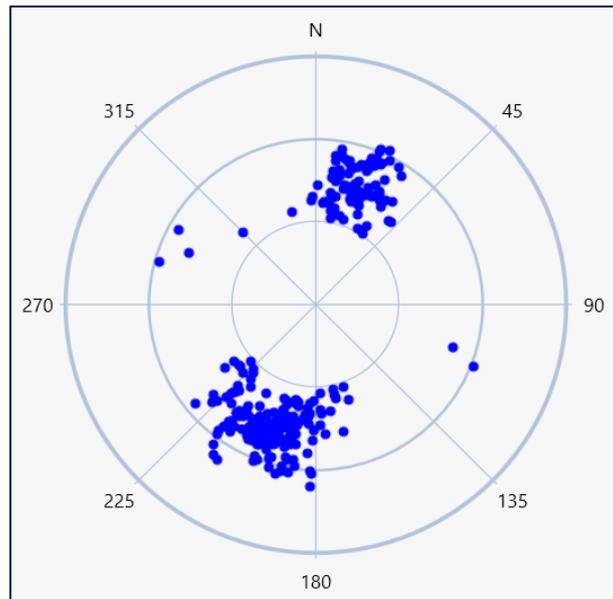


Figure 96 – Stereonet représente les failles extraites dans la première expérience

La stéréonet suggère de nombreuses failles, mais lorsque nous examinons l'extraction, nous constatons certaines incohérences exprimées par l'apprentissage automatique.

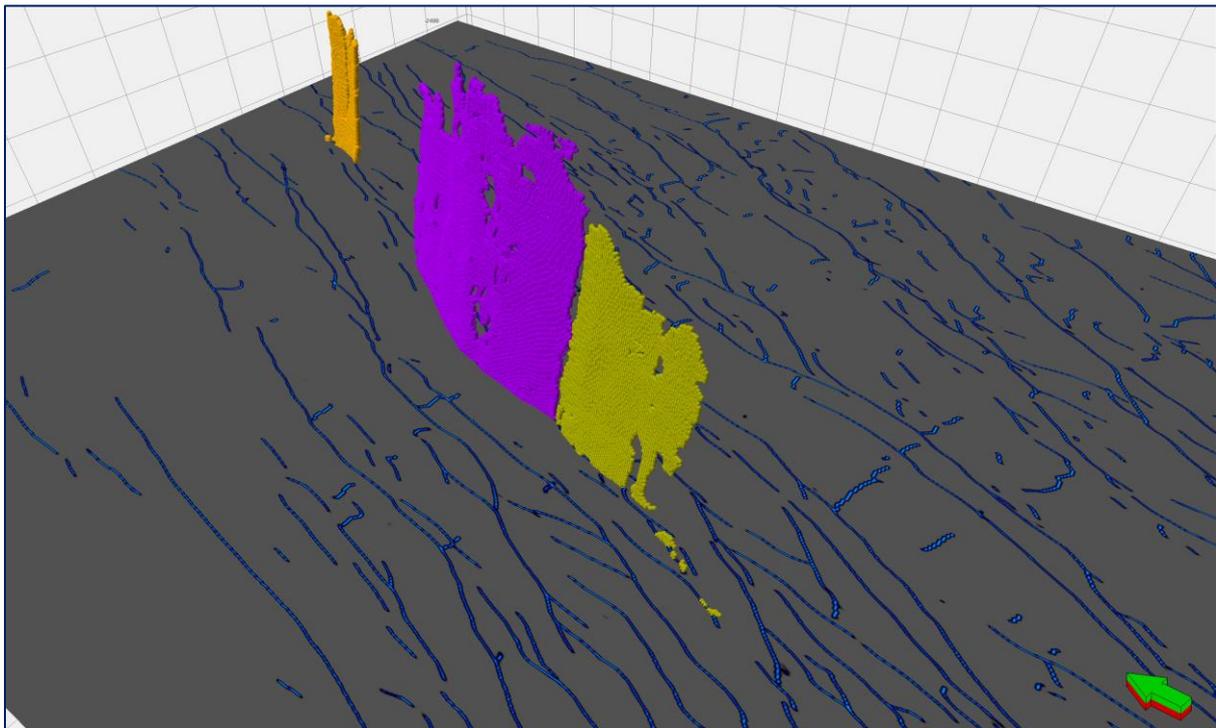


Figure 97 – Vue 3D d'une faille unique détecté par le machine learning en de deux failles distincts (première expérience)

L'exemple illustré dans la Fig. 97 en est un parmi d'autres. Les failles bleue et verte devraient former une seule faille, mais cela ne devrait pas poser de problème puisque nous disposons d'une bonne extension latérale des failles, comme le montre la Fig. 98.

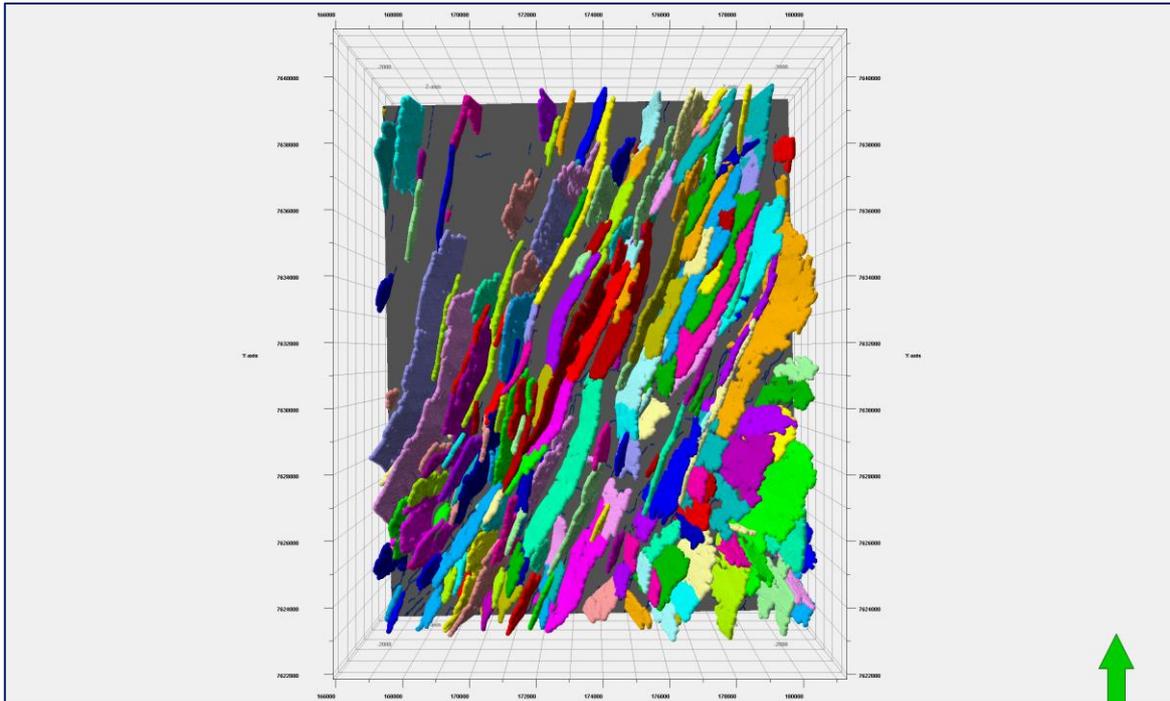


Figure 98 - Vue de dessus des failles extraites, montrant une bonne continuité latérale

4.2 Résultats de la deuxième expérience - Attributs Structurels

Dans cette expérience, le machine learning n'a pas pu détecter de failles. Fig. 99 montre une Inline du cube de prédiction de variance, qui est le meilleur des trois, cependant, aucune faille n'est détectée, seulement quelques petites lignes dans la partie supérieure de la sismique.

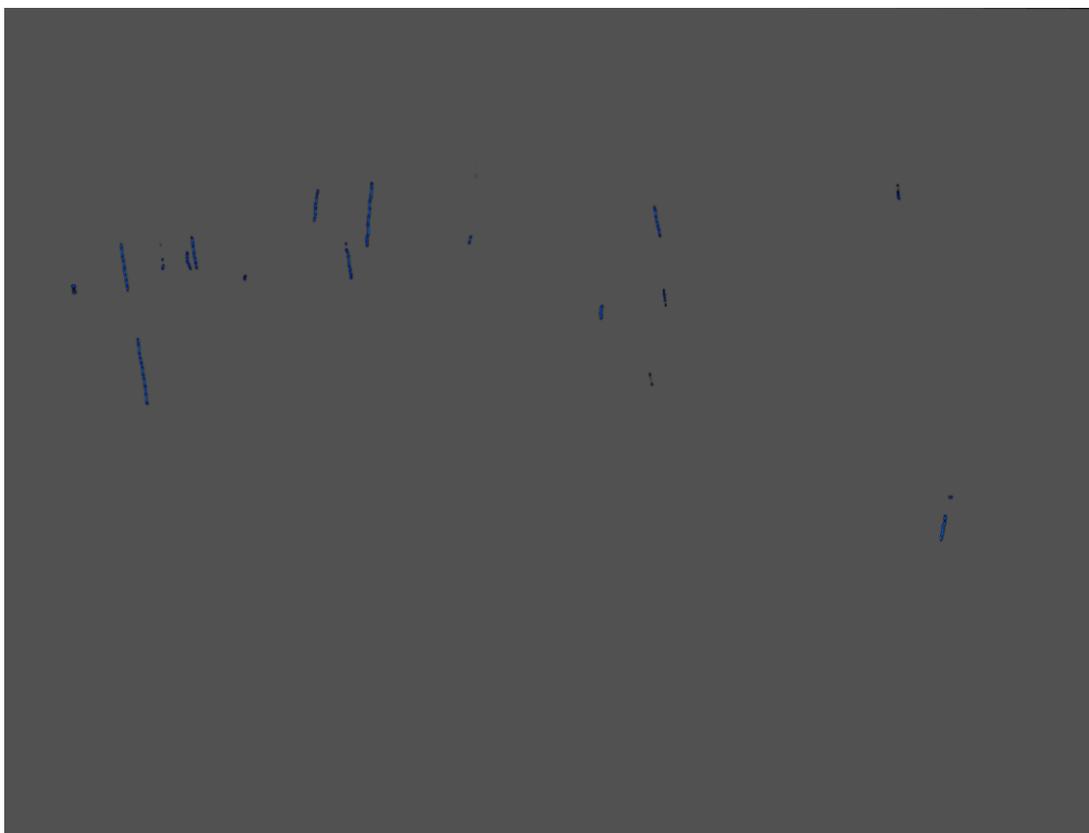


Figure 99 - Inline 597 du cube de prédiction de la deuxième expérience



Figure 100 - Inline 597 du cube de prédiction de la deuxième expérience, Chaos (a gauche) Amplitude Contrast (a droit)

La Fig. 101 montre des time-slices des trois cubes de prédiction, nous constatons que le machine learning n'a malheureusement généré aucune faille.

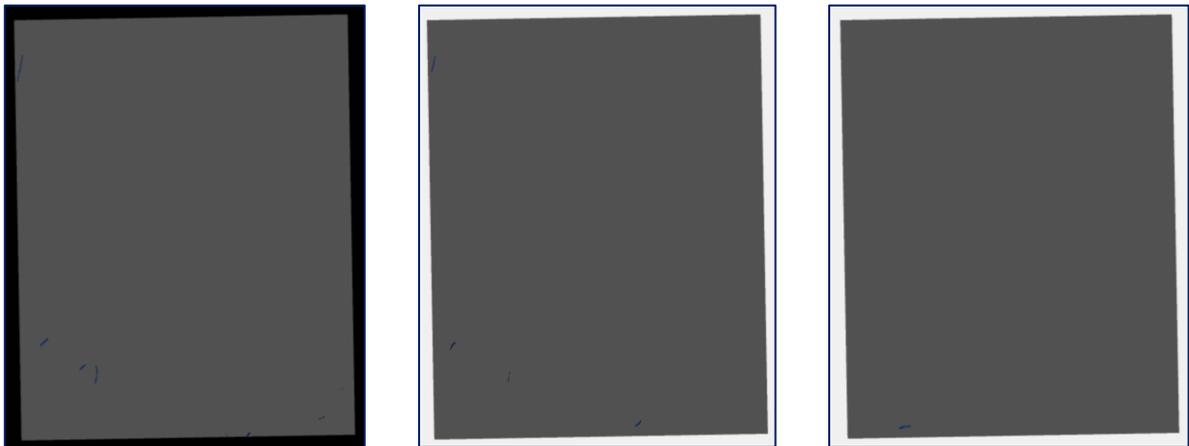


Figure 101 – Time-slice du cube de prédiction de la deuxième expérience, Variance (à gauche), Chaos (au milieu), Amplitude Contrast (a droit)

En utilisant le meilleur des trois cas (Variance), nous avons extrait deux petites failles, comme le montre la Fig. 102.

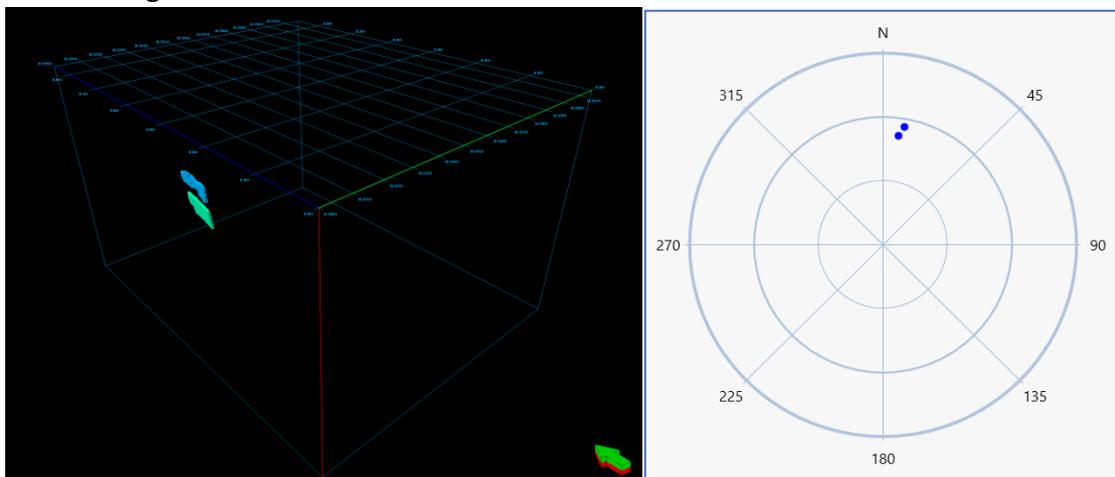


Figure 102 - Vue 3D des failles extraites dans la deuxième expérience (a gauche) Stereonet (a droit)

4.3 Résultats de la troisième expérience - Ant-tracking Unique

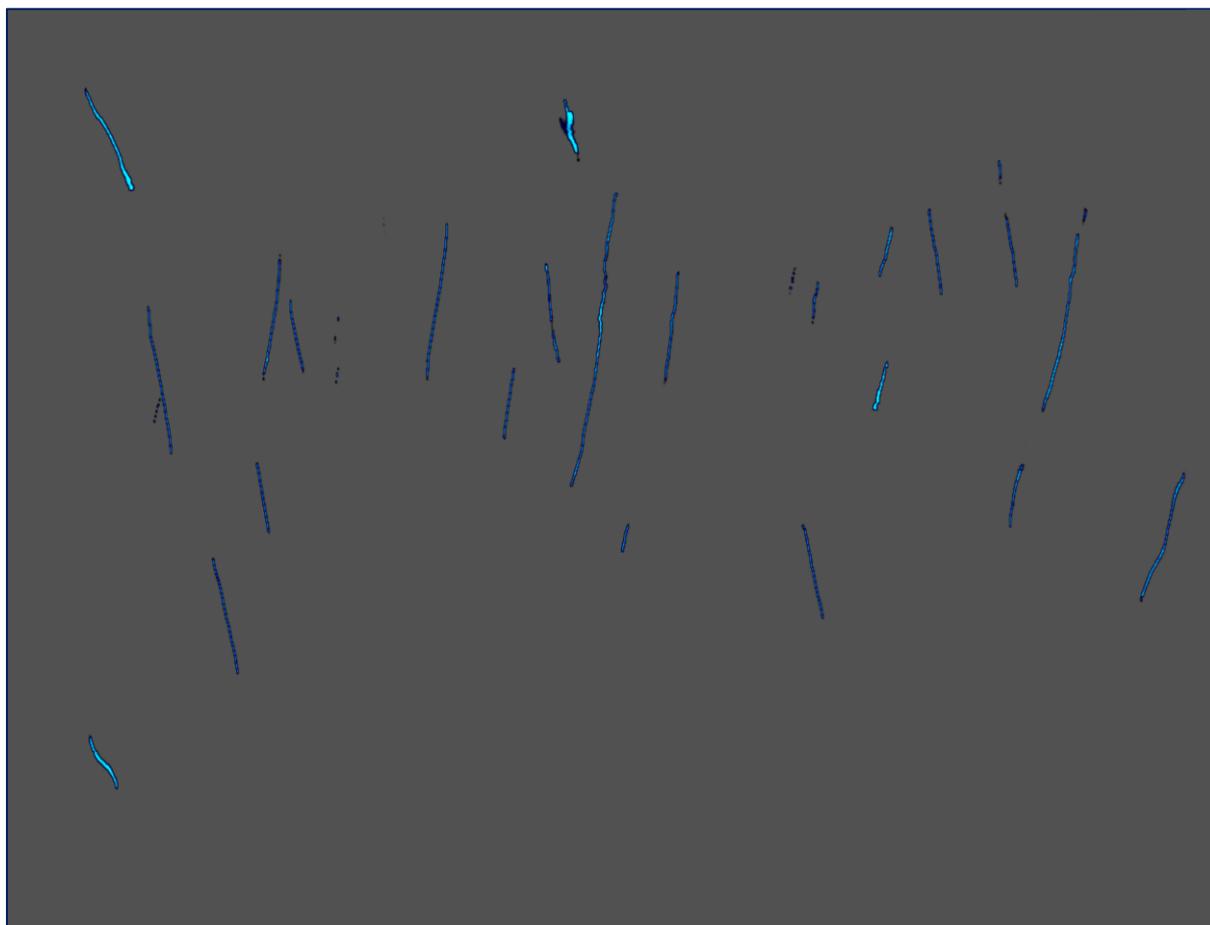


Figure 103 - Inline 597 du cube de prédiction de la troisième expérience

Cette expérience montre une amélioration considérable par rapport à la précédente.

Sur l'Inline en haut, nous observons quelques formes de failles incomplètes inclinées vers l'ouest et l'est, mais cela concerne uniquement la partie supérieure de la sismique. Le machine learning échoue à détecter toute faille à mesure de l'augmentation de la profondeur.

En ce qui concerne l'Xline (Fig. 104), elle montre quelques formes de failles incomplètes, principalement inclinées vers le nord.

Quant à la time-slice (Fig. 105), nous pouvons voir la tendance des failles orientée NE-SW, cependant la détection est faible et incohérente.

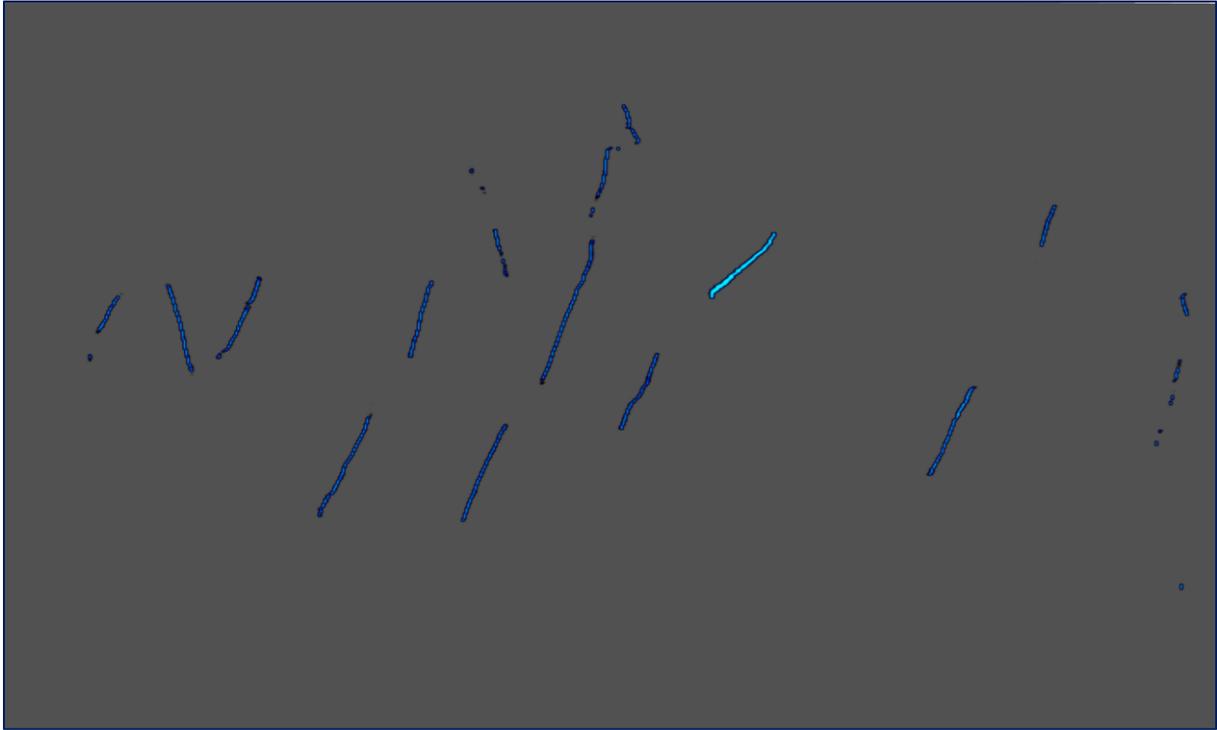


Figure 104 - Xline 12623 du cube de prédiction de la troisième expérience

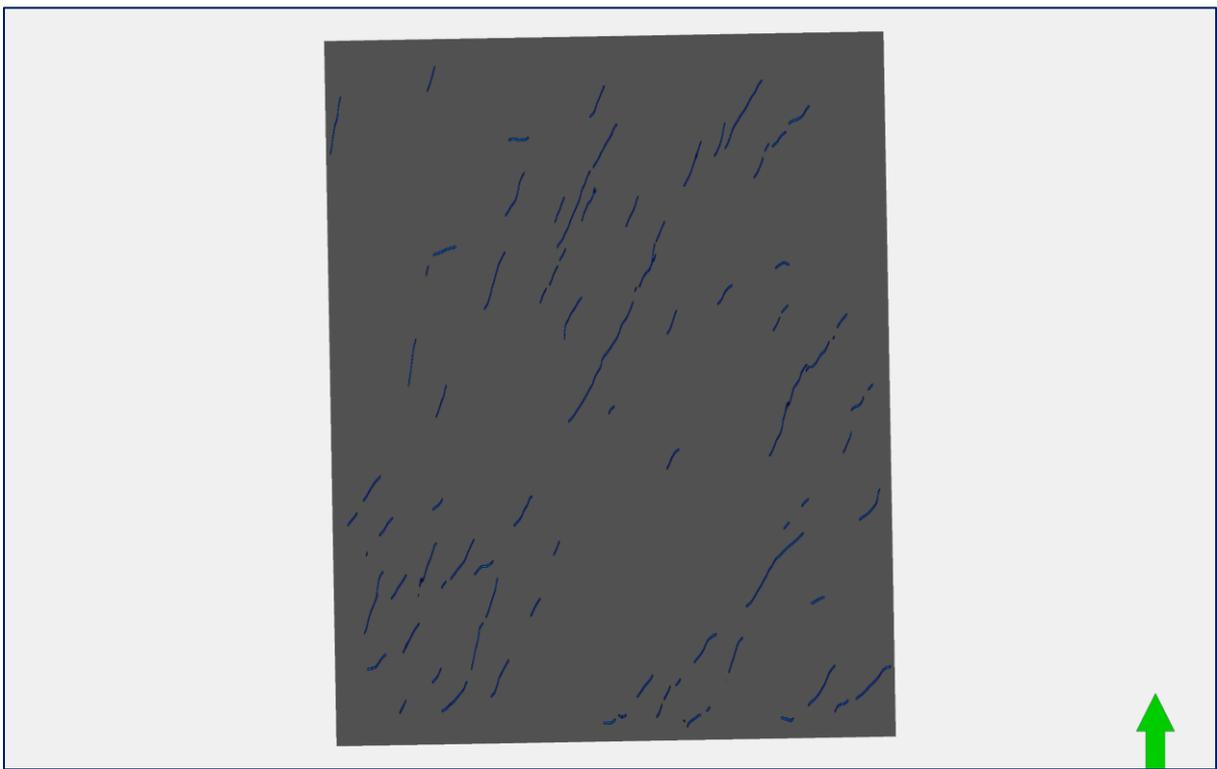


Figure 105 - Time-slice du cube de prédiction de la troisième expérience

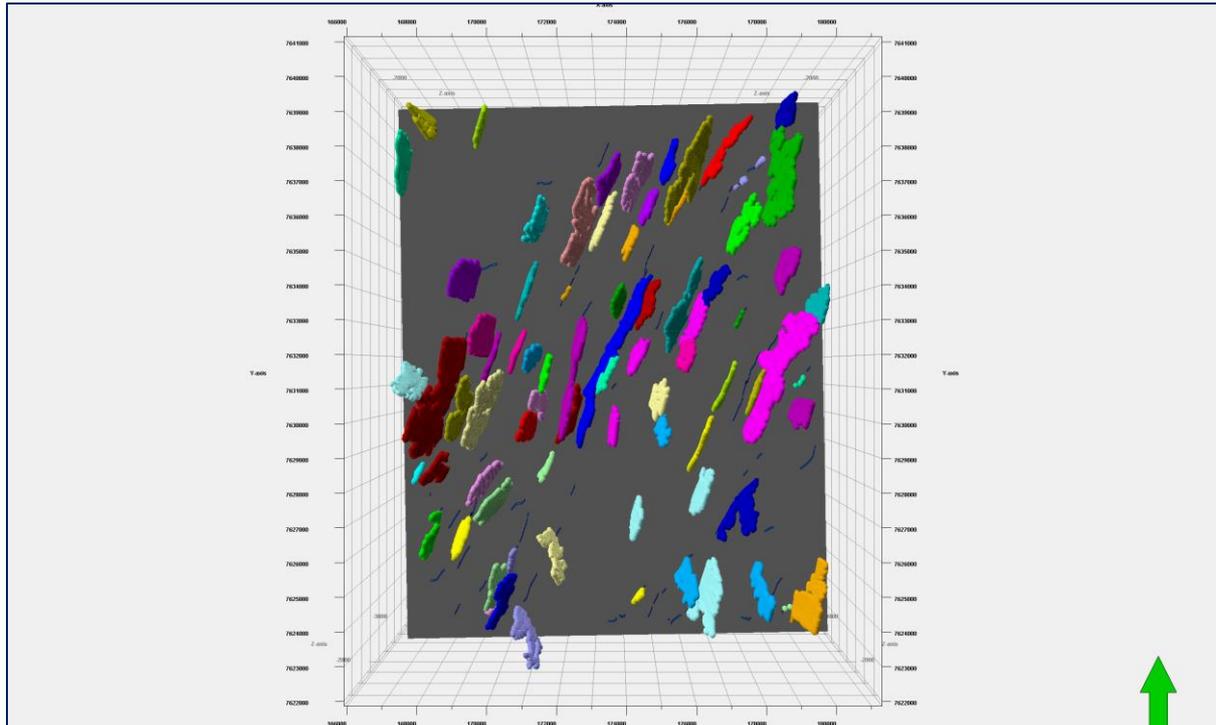


Figure 106 - Vue de dessus des failles extraites, montrant une mauvaise continuité latérale (troisième expérience)

En examinant la distribution des données dans le stéréonet, nous distinguons deux principales familles de failles orientées NE-SW et inclinées vers l'est et l'ouest.

La distribution des données nettement allongée ci-dessous suggère un pli relativement horizontal, ce qui est peu probable dans cette région. Cette distribution des données est trompeuse et résulte d'une mauvaise détection des failles et de la taille petite des failles extrait.

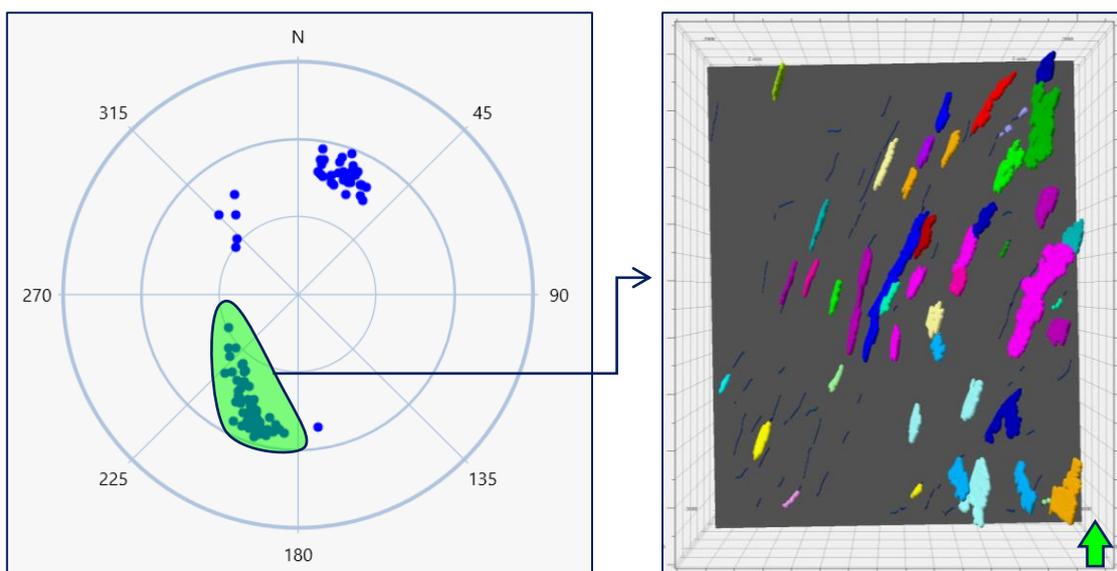


Figure 107 - Stereonet représente les failles extraites dans la troisième expérience (à gauche), Vue de dessus de la famille de failles orienté SW (a droit)

4.4 Résultats de la quatrième expérience - Ant-tracking Multiple

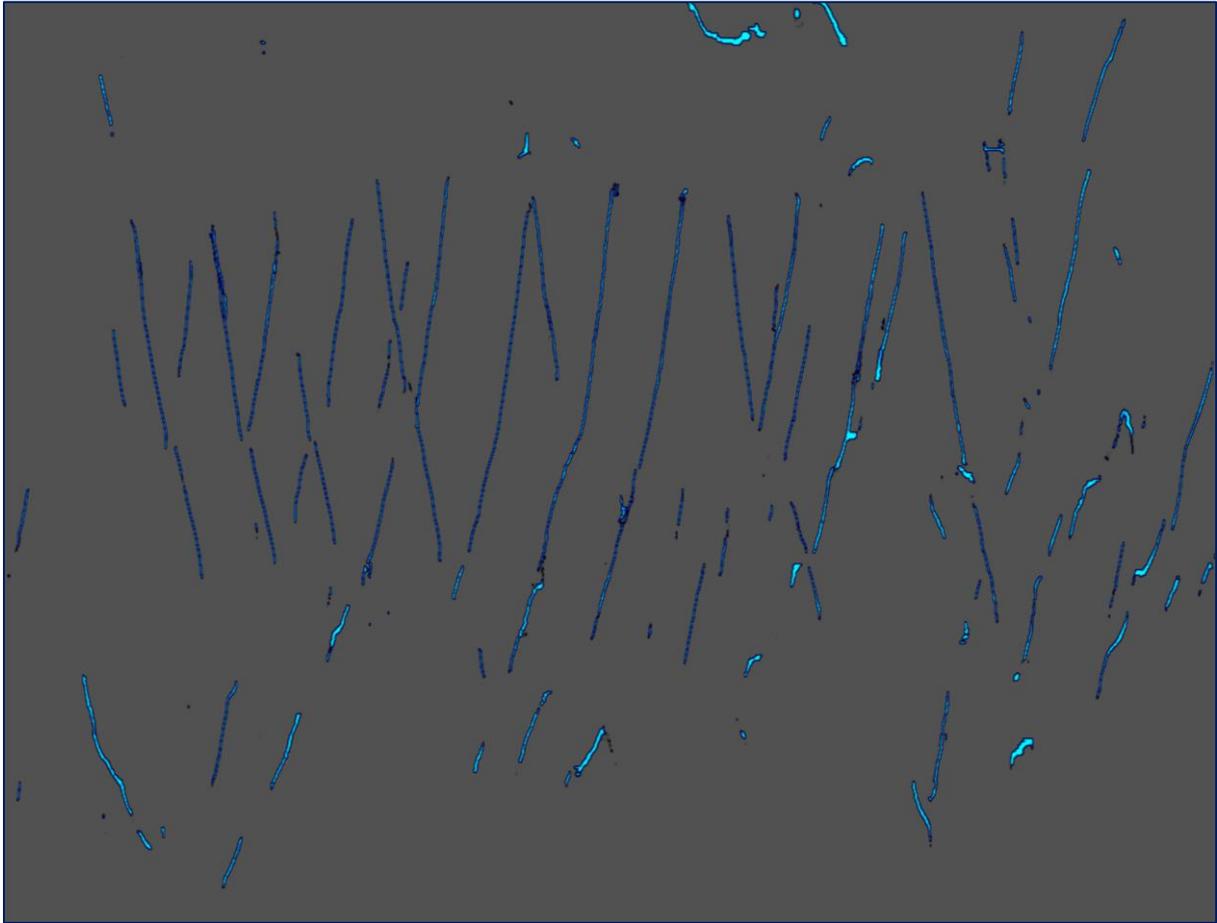


Figure 108 - In-line 597 du cube de prédiction de la quatrième expérience

Cette dernière expérience de l'approche pré-entraînée montre une énorme amélioration par rapport aux deux expériences précédentes.

Sur l'In-line (Fig 108) ci-dessus, nous voyons clairement des failles majeures inclinées vers l'ouest et l'est, nous pouvons également voir quelques artefacts, en particulier dans la partie supérieure de la section.

Cependant, comme dans toutes les expériences précédentes, le machine learning continue de ne pas détecter avec précision les failles à mesure de l'augmentation de la profondeur.

En examinant la section time-slice (Fig 110), nous pouvons clairement voir l'orientation des failles en NE-SW ce qui est déjà observée dans la première expérience.

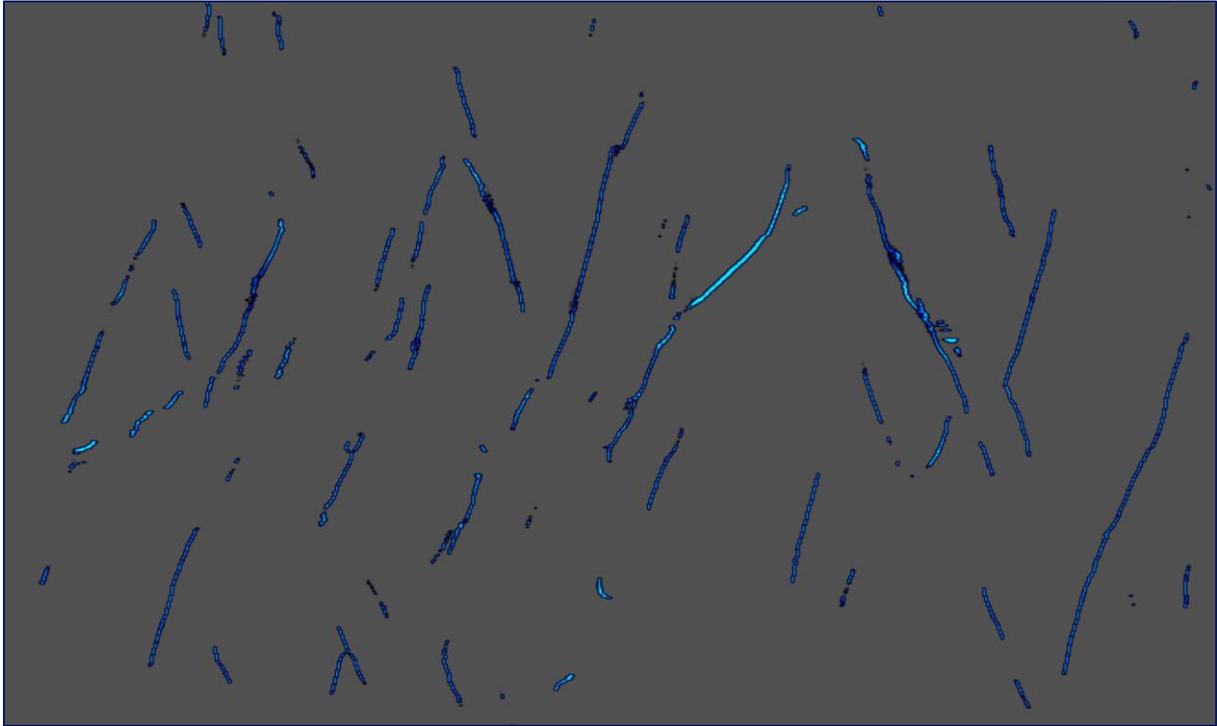


Figure 109 - Xline 12623 du cube de prédiction de la quatrième expérience

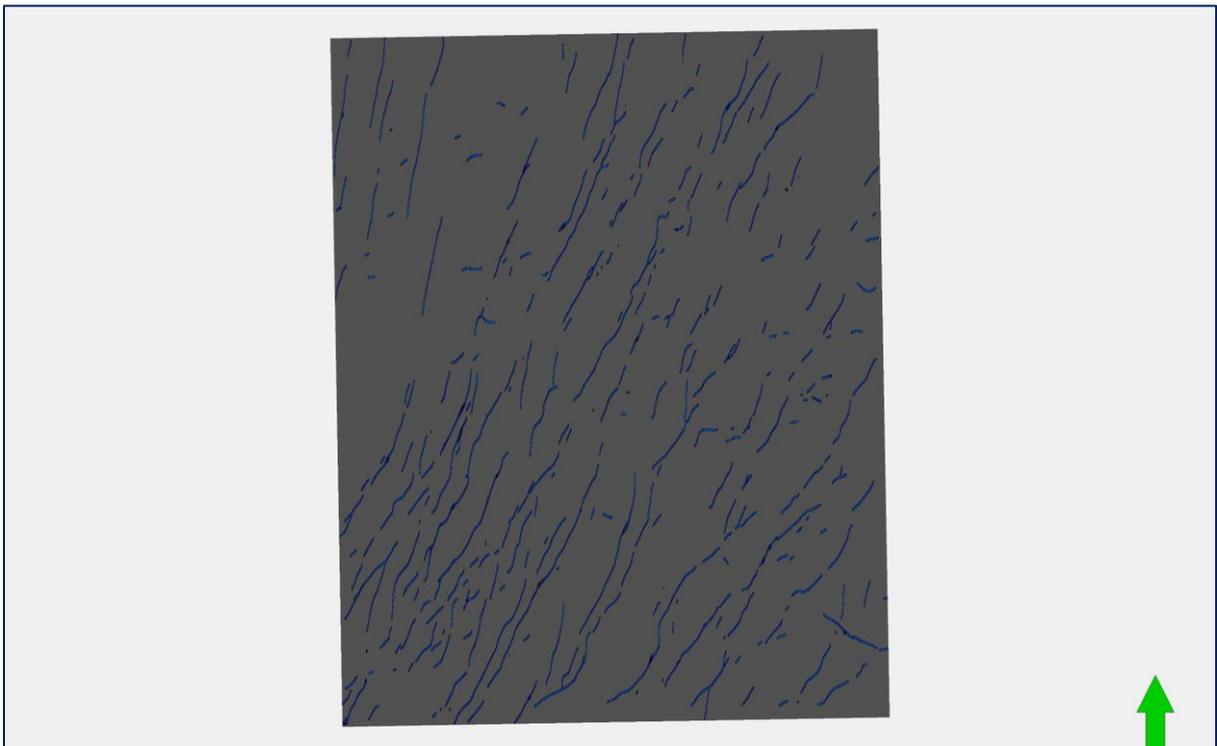


Figure 110 - Time-slice du cube de prédiction de la quatrième expérience

La stéréonet montre deux principales familles de failles orientées NE-SW et inclinées vers l'est et l'ouest, et nous pouvons constater comment la distribution nettement allongée de l'expérience précédente a changé pour devenir moins allongée en raison de l'augmentation du nombre et taille de failles détectées.

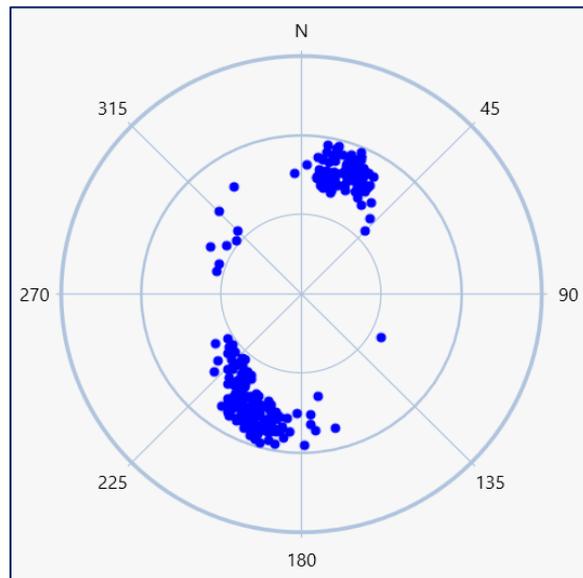


Figure 111 - Stereonet représente les failles extraites dans la quatrième expérience

L'extension latérale des failles est restaurée voir la figure 112 ci-dessous.

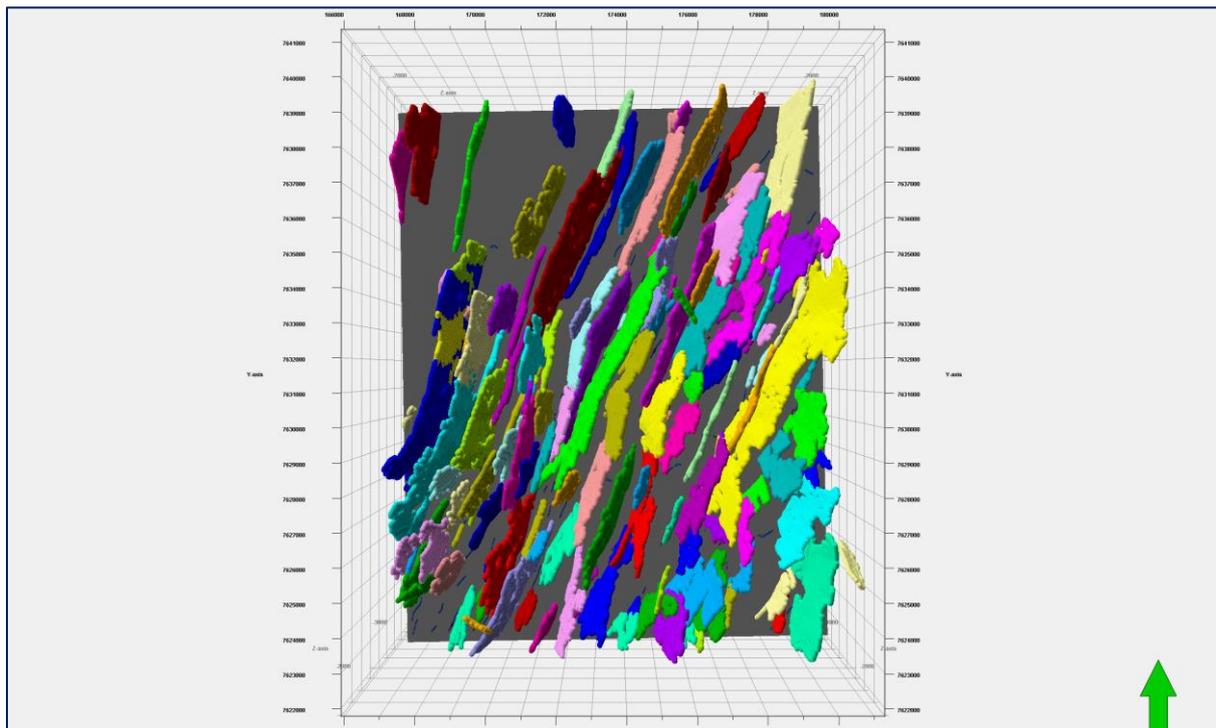


Figure 112 - Vue de dessus des failles extraites, montrant une bonne continuité latérale (quatrième expérience)

Cependant, il y a toujours d'incohérences en tant que failles séparées.

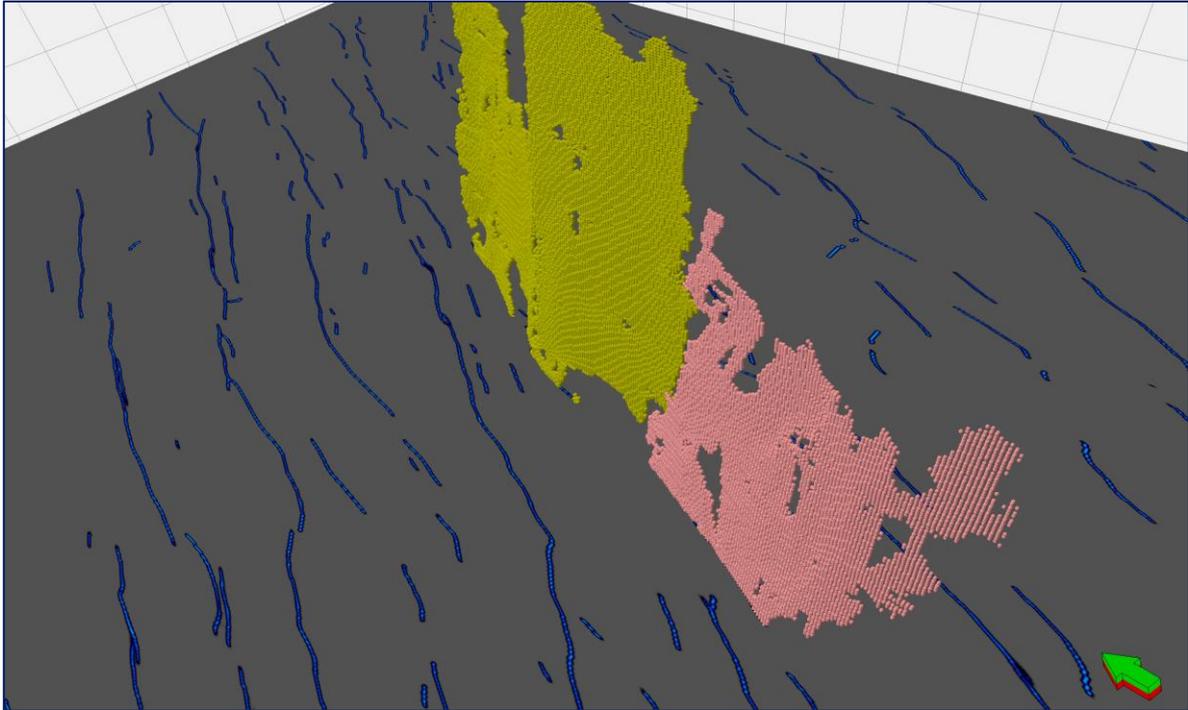


Figure 113 - Vue 3D d'une faille unique détecté par le machine learning en de deux failles distincts (quatrième expérience)

4.5 Résultats de l'approche entraînée par l'utilisateur

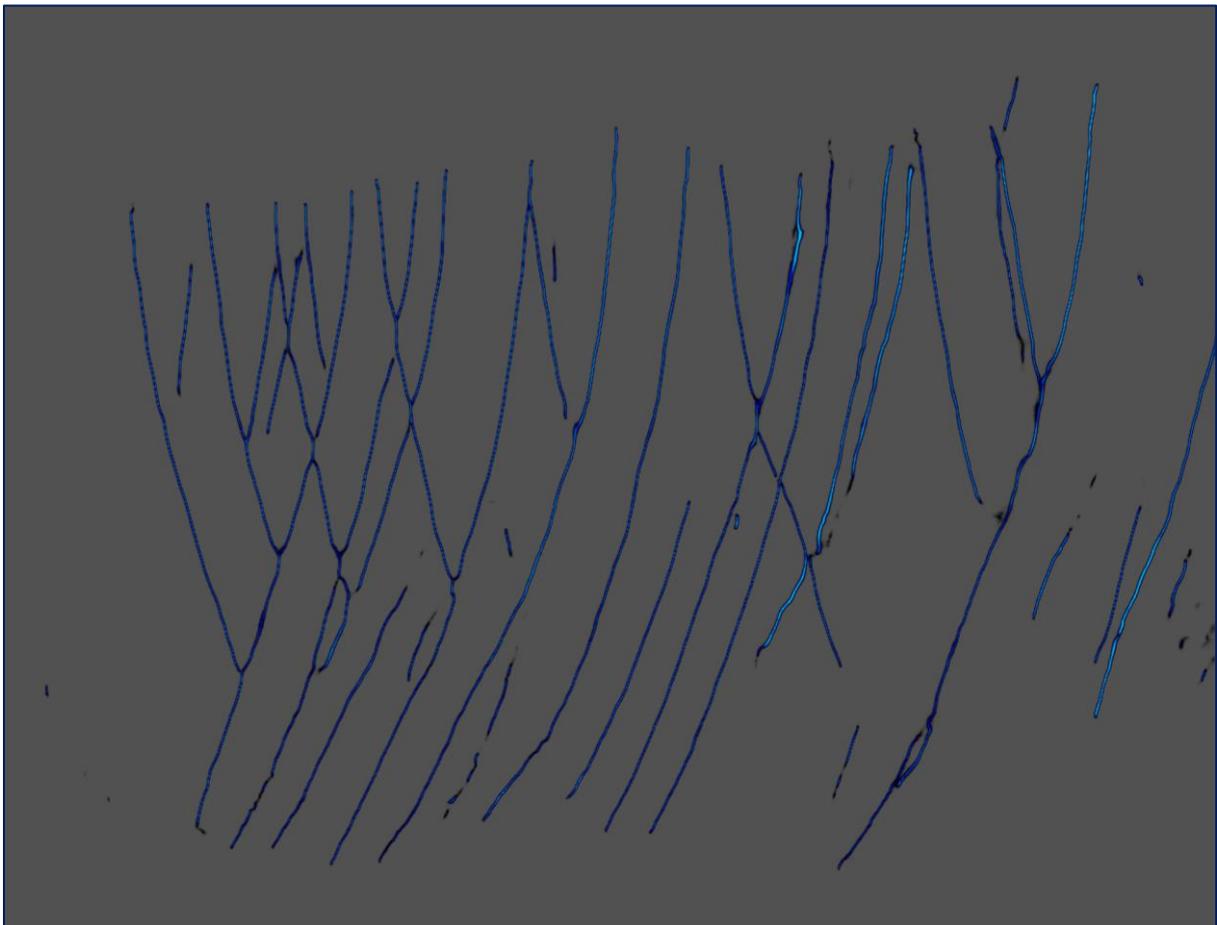


Figure 114 - Inline 597 du cube de prédiction de l'approche entraîné par l'utilisateur

Étonnamment, contrairement à toutes les expériences précédentes, l'approche entraînée par l'utilisateur offre une prédiction de faille surprenante. Sur l'Inline illustrée ci-dessus (Fig. 114), nous voyons des failles majeures continues inclinées vers l'est et l'ouest, atteignant le bas du cube même là où le rapport signal/bruit est très faible.

En regardant depuis l'Xline (Fig. 115), nous observons des failles continues comme dans l'Inline, se croisant et inclinées vers le nord et le sud.

Nous pouvons voir quelques formes inhabituelles où le machine learning est trompé par la sismique, ce qui le fait perdre le bon chemin.

En regardant depuis une vue de time-slice (Fig. 116), nous voyons des failles majeures continues orientées NE-SW.

Dans l'ensemble, il y a très peu de discontinuités par rapport à toutes les expériences précédentes.



Figure 115 - Xline 12623 du cube de prédiction de l'approche entraîné par l'utilisateur



Figure 116 - Time-slice du cube de prédiction de l'approche entraîné par l'utilisateur

La stéréonet (Fig. 117) montre une distribution qui correspond à la géologie d'Exmouth, avec deux principales familles de failles orientées NE-SE inclinées vers l'est et l'ouest.

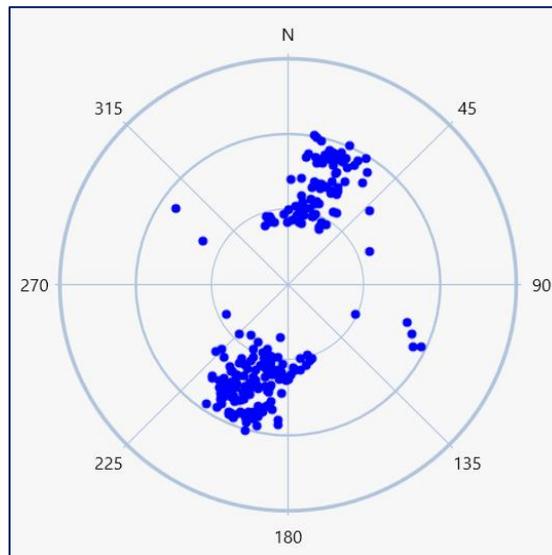


Figure 117 - Stereonet représente les failles extraites dans l'approche entraîné par l'utilisateur

La Figure 118 ci-dessous montre une très bonne extension latérale des failles, la meilleure de toutes les expériences précédentes.

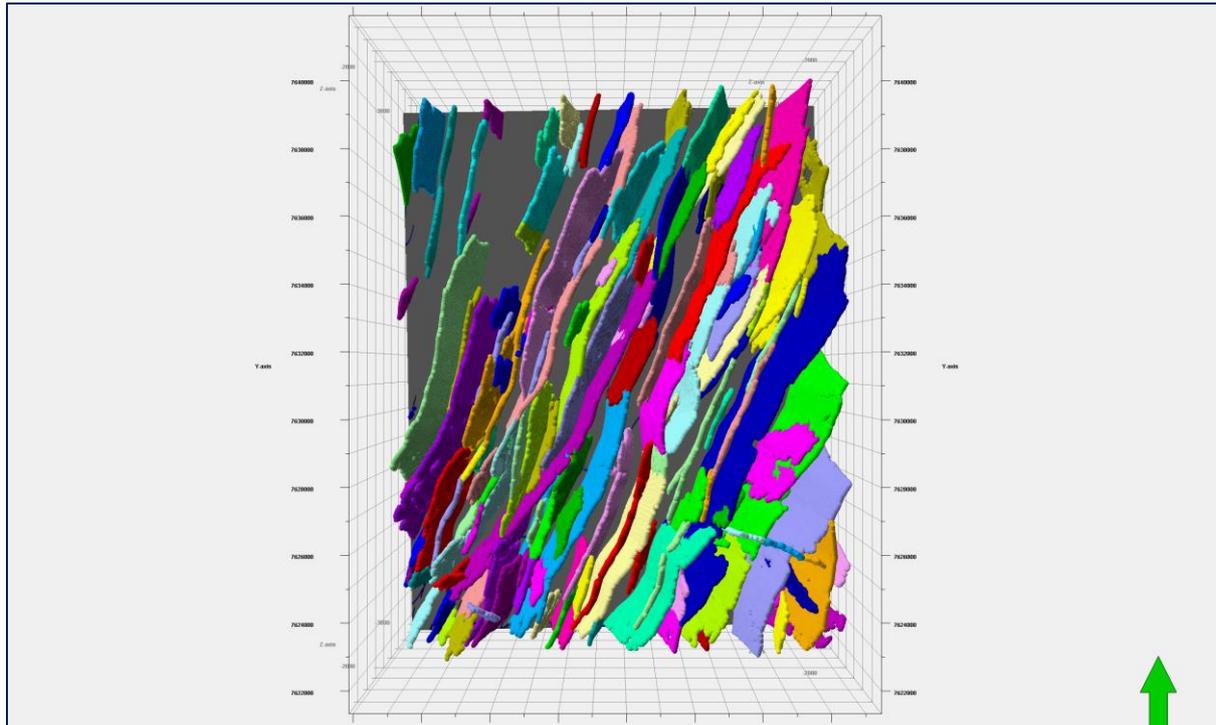


Figure 118 - Vue de dessus des failles extraites, montrant une excellente continuité latérale (Approche entraîné par l'utilisateur)

Nous avons réussi à extraire des failles majeures continues de taille importante s'étendant latéralement et jusqu'au fond du cube, comme le montre la Figure 119 ci-dessous.

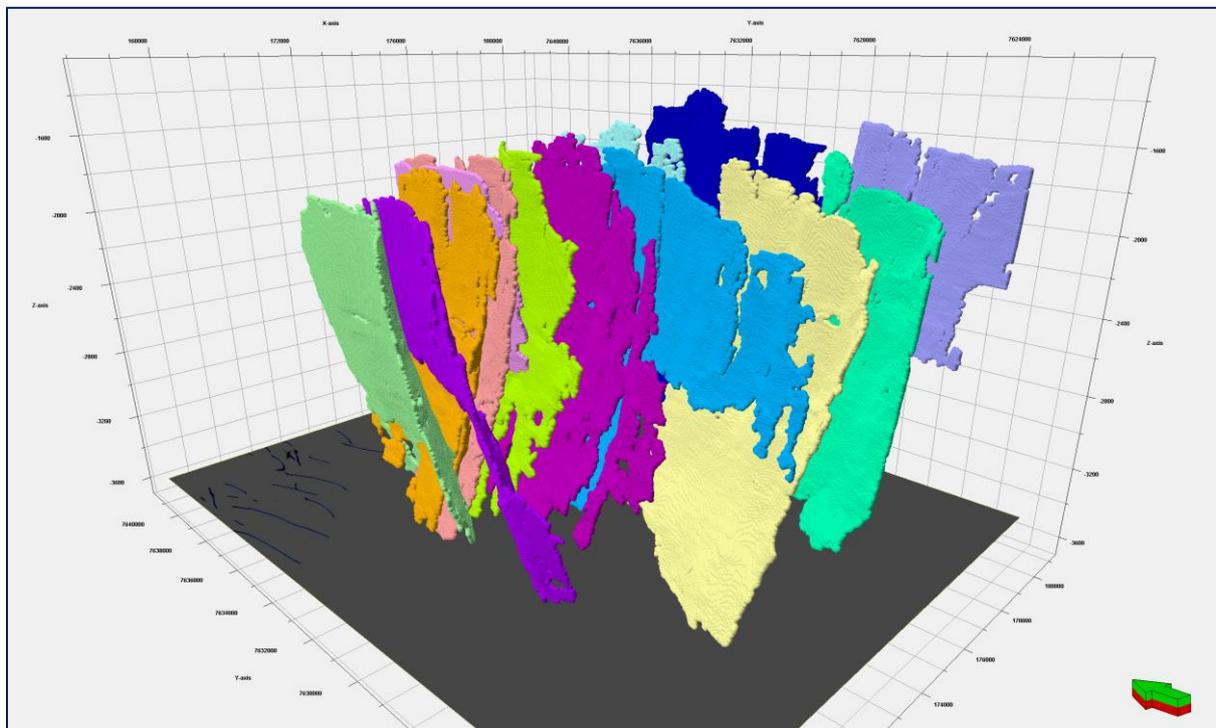


Figure 119 - Vue 3D des failles majeur de large taille et excellente extension latérale dans l'approche entraîné par l'utilisateur (13 failles sur 228 filtrés par taille)

Le temps passé sur chaque expérience :

Première Expérience - Séismique originel

Calcul pré-entraîné : 19 minutes

Pas de conditionnement

Deuxième Expérience - Attributs Structurales

Calcul pré-entraîné : 12 minutes

Environ 30 minutes de conditionnement

Troisième Expérience - Un seul Ant-tracking

Calcul pré-entraîné : 10 minutes

Environ 30 minutes de conditionnement

Quatrième Expérience - Ant-tracking Multiple

Calcul pré-entraîné : 20 minutes

Environ une heure de conditionnement

Expérience (Approche entraîné par l'utilisateur)

User-trained : 20 minutes

Environ une heure d'interprétation manuel

Conclusion

En conclusion, ce projet représente une avancée significative dans le domaine de l'interprétation des failles, offrant une perspective nouvelle en exploitant les nouvelles technologies. Nos efforts ont non seulement aidé l'accélération du processus d'interprétation, mais ont également contribué à l'avancement de la recherche dans ce domaine grâce à des tests rigoureux et à l'application de divers flux de travail.

Grâce à notre exploration méticuleuse des méthodes d'interprétation traditionnelles et à l'intégration de l'IA et de la technologie du cloud, nous avons mis en lumière les avantages distincts de ces dernières. Les attributs sismiques que nous avons examinés, dans leur forme brute, ont révélé des limites en termes de performance. Cependant, notre recherche a également dévoilé une voie à suivre, une voie qui promet d'améliorer l'interprétation sismique en utilisant plusieurs techniques comme l'ant-tracking multiple.

Recommandations

Pour ceux qui souhaitent exploiter les attributs sismiques, nous préconisons l'adoption de l'approche entraîné par l'utilisateur de la Machine Learning Assisted Seismic Interpretation (ML ASI). Cette approche offre le potentiel d'améliorer considérablement les performances et la précision dans les processus d'interprétation des failles.

De plus, nous proposons une voie passionnante pour les futures recherches : l'entraînement d'algorithmes en utilisant les attributs sismiques.

Bibliographie

- Mohamed Amrouche, Ayako Otakara, Kwangho Lee, Misa Okada. (2021). Enhancing seismic fault extraction through multiple Ant Tracking on cloud environment. SEGJ14th
- Padersen, S.T., Randen, T., and Sønneland, L., 2002, Automatic Fault Extraction using Artificial Ants, SEG Int'l Exposition and 72nd Annual Meeting.
- Randen, T., Sønneland, L., Carrillat, A., Valen, T.S., Skov, T., Pedersen, S.I., Rafaelsen, B., and Elvebakk, G., 2003, Preconditioning for Optimal 3D Stratigraphical and Structural Inversion, 65th EAGE Conference & Exhibition.
- Sheriff, R.E., 1994, Encyclopedia dictionary of exploration geophysics Soc. Expl. Geophys.
- Pedersen, S. I., Randen, T., Sønneland, L., and Steen, O., 2002, Automatic 3D Fault Interpretation by Artificial Ants: 64th Meeting, EAEG Expanded Abstracts, G037.
- Randen, T., Monsen, M., Signer, C., Abrahamsen, A., Hansen, J. O., Saeter, T., Schlaf, J., Sønneland, L., 2000, Three - Dimensional Texture Attributes for Seismic Data Analysis: SEG Annual International Meeting Expanded Abstracts 19, 668.
- Zhang, T., Lin, Y., Liu, H., Alhakeem, A., and Gao, S. ,2017, Fault Visualization Enhancement Using Ant Tracking Technique and Its Application in the Taranaki Basin, New Zealand - SEG International Exposition and 87th Annual Meeting.
- Chopra, S., and Marfurt, K.J., 2005, Seismic attributes – A historical perspective, *Geophysics*, 70 (5), 3SO-28SO.
- James, H. 2009. Visualizing 3D features in 3D seismic data. *First Break* 27, 57–62.
- Rijks, E., and Jauffred, J, 1991, Attribute extraction: An important application in any detailed 3-D interpretation study: *The Leading Edge*, 10(9), 11-19.
- Chopra, S., & Marfurt, K. J., 2007, *Seismic attributes for prospect identification and reservoir characterization (Geophysical development series ; v. 11)*. Tulsa, OK: Society of Exploration Geophysicists : European Association of Geoscientists & Engineers.
- Sheriff, R.E. and Geldart, L.P. 1995. *Exploration Seismology*. Cambridge University Press, New York, 592 pp.
- Taner, M.T., Schuelke, J.S., O'Doherty, R. and Baysal, E. 1994. Seismic attributes revisited: 64th Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts, 1104–1106.
- Hart, B., 2002, Validating seismic attribute studies: Beyond statistics. *The Leading Edge*, 21(10), 1016-1021.
- Yilmaz, O. 2001. *Seismic Data Analysis: Processing, Inversion and Interpretation of Seismic Data*. SEG Press, Tulsa, 2027 pp.

Dalley, R.M., Gevers, E.C.A., Stampfli, G.M., Davis, D.J., Gastaldi, C.N., Ruijtenberg, P.A. and Vermeest, G.J.O. 1989. Dip and azimuth displays for 3D seismic interpretation. *First Break* 7, 86–95.

Wei, Y., Qinyun, B., Guangming, P., and Chuanqi, L., 2016, Application of reservoir characterization synthetically applied with Ant Tracking and geological statistics inversion in offshore oilfield development: A case study of CFD11-X oilfield in Bohai Bay Basin – SPE Annual Technical Conference.

Basir, H.M., Javaherian, A., Yarak, M.T. Multi-attribute ant-tracking and neural network for fault detection: a case study of an Iranian oilfield[J]. IOP Publishing Ltd, 2013, 10(1):1742-2140.

Kong V.W.T., Morado A.A., Micu J.P., et al, 2010, Illuminating limestone fracture sweetspots through a combination of seismic inversion and Ant Tracking: Society of Petroleum Engineers, 3, 1739-1743.

Aguado, D.B., Kaschaka, A., and Pinheiro, L.F., 2009, "Seismic Attributes in Hydrocarbon Reservoirs Characterization", Universidade de Aveiro, pp 165.

Randen, T., Perdensen, S., Sonneland, L., 2001, "Automatic Extraction of Fault Surfaces from Three-Dimensional Seismic Data, Ann. Internat. Mtg., Soc. Expl. Geophys.. Expanded Abstracts.

Hocking, R.M.; Moors, H.T.; van de Graaff, W.J.E. (1987). "Geology of the Carnarvon Basin Western Australia". Geological Survey of Western Australia.

Mutter, John C; Larson, Roger L. (1989). "Extension of the Exmouth Plateau, offshore northwestern Australia: Deep seismic reflection/refraction evidence for simple and pure shear mechanisms". *Geology*. 17 (1): 15–18.

Cox, T., and Seitz, K., (2007). Ant Tracking Seismic Volumes for Automated Fault Interpretation. CSPG/CSPE GeoConvention, Calgary, Alberta, Canada, May 14-17, 2007.

Ronneberger O, Fischer P, and Brox T (2015), U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation