

SURVEILLANCE MICROSISMIQUE DE MINES AVEC LE FILTRE DE KALMAN D'ENSEMBLE

Par
Cecilia Dip

Thèse présentée pour l'obtention du grade de
Philosophiæ doctor, Ph.D.
en sciences de la terre

Jury d'évaluation

Président du jury et examineur interne	Erwan Gloaguen , Ph.D. INRS
Examineur externe	Adam Baig, Ph.D. Nanometrics
Examineur externe	Gilles Bellefleur, Ph.D. Commission Géologique du Canada
Directeur de recherche	Bernard Giroux, Ph.D. INRS
Codirecteur de recherche	Maxime Claprood, Ph.D. INRS

REMERCIEMENTS

Je voudrais remercier Bernard et Erwan pour m'avoir guidé et soutenu tout au long de ces années. J'apprécie beaucoup vos conseils et votre sagesse, ainsi que les discussions et suggestions pendant mes études de doctorat.

Je tiens aussi à remercier les membres du jury Gilles Bellefleur, Adam Baig et Maxime Claprood d'avoir accepté de reviser mon travail et pour le temps consacré à lire et à juger cette thèse.

Merci à l'INRS et Le Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT) pour le financement de ce projet de recherche, ainsi que ESG Solutions, pour les données.

Un grand merci à mes amies Shiva, Mafalda et Farnaz pour leur amour et leur support, ainsi qu'à mes amis du bureau (et autres) Thomas, Matthieu, Amir, Ehsan, Parham, Antoine, Ali, Ouassim qui ont fait de cette période une étape très amusante. No quiero dejar de mencionar a Mari, fuiste una parte importantísima en mi vida en Quebec estos años y te extraño hoy tanto como ayer y como lo hare siempre.

Gracias a mi familia : mis papas y hermanos, que siempre me apoyaron en todas mis locas decisiones, que me hacen llegar su amor a la distancia y estan siempre ahi.

Et finalement, le plus grande de remerciements, à mon amour Felix, pour l'énorme patience que tu as eu avec moi, pour ton support inconditionnel, pour tout, j'ai même pas de mots pour te remercier.

RÉSUMÉ

L'augmentation de la demande en métaux causée par la croissance économique mondiale et la diminution de découvertes de gisements minéraux peu profonds oblige l'extraction minière à aller exploiter dans des nouvelles zones plus profondes, en marge des camps miniers connus (Wagner, 2019). Au Canada, l'industrie minière se tourne vers l'exploration et l'exploitation de mines très profondes et une conséquence directe de cette évolution est l'augmentation du risque dû aux éboulements, qui sont des libérations soudaines et violentes d'énergie stockée dans la masse rocheuse. Ces coups de terrain catastrophiques entraînent non seulement l'arrêt des opérations minières, ou des dommages à l'équipement, mais ils menacent la sécurité des travailleurs souterrains (Ge, 2005). Il a toujours été difficile d'étudier et de prévoir les coups de terrain (rockbursts), car ils résultent d'une interaction complexe entre les activités minières et la géologie. Cependant, ces événements catastrophiques sont généralement précédés d'événements sismiques plus faibles. Ces micro séismes, induits par la libération de contraintes autour des tunnels, provoquent la propagation d'ondes sismiques dans la masse rocheuse. La surveillance microsismique est une technique largement utilisée pour étudier ce type d'événements dans la roche. Bien que principalement utilisés pour la localisation de l'événement, les temps d'arrivée provenant de la microsismique passive peuvent être utilisés comme un outil pour cartographier la distribution des vitesses des ondes sismiques dans la masse rocheuse. Les vitesses sismiques sont une propriété fondamentale des matériaux, et elles varient avec les changements de conditions tant externes (contrainte, température) qu'interne (saturation du fluide, densité de fissure) (Daley et al., 2010). Il suffit alors de déterminer les vitesses sismiques facilement mesurables au lieu des contraintes beaucoup moins accessibles dans les roches (Körmendi et al., 1986).

Mon projet de doctorat propose de détecter les changements de vitesses sismiques de la masse rocheuse comme variable pour les prédictions de rockbursts, dans le but de fournir une variable quantitative aux ingénieurs miniers afin de protéger leur sécurité et l'exploitation de leur mine. Je propose une méthodologie d'assimilation des temps d'arrivée au fur et à mesure que de nouveaux événements sismiques surviennent et sont enregistrés, ce qui permet des mises à jour du modèle de vitesse en temps réel d'une manière rapide et efficace. Pour évaluer l'assimilation de données microsismiques en temps réel à des fins de surveillance minière, nous avons proposé d'utiliser le filtre de Kalman d'Ensemble (EnKF) (Evensen, 2009) pour calculer les mises à jour de la zone affectée en temps réel. L'EnKF permet d'incorporer les observations des variables à travers un processus de conditionnement dans lequel les paramètres et la réponse dynamique sont mis à jour chaque fois que de nouvelles observations sont disponibles. Dans ce travail, les variables d'état sont la vitesse de l'onde P, les observations sont les temps de parcours des ondes sismiques enregistrées au niveau des géophones situés dans la mine et ses environs et la fonction dynamique consiste en l'inversion des données pour la localisation de l'hypocentre. À partir d'un ensemble stochastique initial de modèles de vitesse, nous procédons à la prévision de son évolution au prochain pas de temps. Pour cette étape, nous effectuons la localisation de l'hypocentre et le lancer de rais. Ensuite, nous assimilons de nouveaux temps de parcours pour corriger les prévisions. L'ensemble de modèles initiaux sont générés par simulation séquentielle gaussienne (SGS), en intégrant des données géologiques et géophysiques. La SGS permet de générer plusieurs modèles de vitesse équiprobables honorant les données de vitesse dure mesurées en forage, et le variogramme théorique (Journel, 1994).

Pour tester la procédure proposée, divers tests ont été réalisés, à la fois sur des données synthétiques et réelles. Les exemples synthétiques ont exposé le potentiel de la méthodologie pour surveiller les changements de vitesse dans le sous-sol. Les résultats préliminaires obtenus avec des données synthétiques nous ont poussé à tester les limites et le potentiel de la méthode sur des données réelles. Les données d'une mine de nickel au Canada présentant des variations importantes de leurs propriétés sismiques ont été utilisées à cette fin.

Avec les exemples présentés, nous avons montré le potentiel de la méthodologie proposée pour la surveillance des processus souterrains en temps réel. La technique permet d'observer les changements de vitesse dans la masse rocheuse suffisamment à l'avance, en mettant en évidence les zones où la masse rocheuse est sous contrainte, et donc les zones susceptibles de se rompre. Cela aidera les ingénieurs miniers à mieux prévenir les rockbursts en temps réel.

Mots-clés surveillance microsismique, coup de terrain, modèle de vitesse 3D, filtre de Kalman d'ensemble,

ABSTRACT

Increasing demand for metals caused by global economic growth and exploitation of shallow mineral deposits forces mineral extraction to go deeper (Wagner, 2019). A direct consequence of this development is the increase of risk due to rockbursts, which are sudden and violent releases of energy stored in the rock mass. The occurrence of catastrophic failures causes not only the obstruction of mining operations, or damages of the equipment but it threatens the safety of underground workers (Ge, 2005). It has always been a challenge to study and predict rockbursts as they result from complex interaction between mining activities and geology. However, these large events are usually preceded by weaker seismic events. These micro earthquakes, induced by the release of stress around tunnels, cause seismic waves to propagate in the rock mass. A technique widely used for studying rockbursts is microseismic monitoring. Though mainly used for event's location, arrival time data from passive microseismic can be used as a tool to map the distribution of seismic wave velocities in the rock mass. Seismic velocities are a fundamental property of materials, and they vary with changes in conditions both external (stress, temperature) and internal (fluid saturation, crack density) (Daley et al., 2010). It is then reasonable to determine the easily measurable seismic velocities instead of the much less accessible stresses in the rocks (Körmenđi et al., 1986), and use these as proxy for stress increase.

This PhD project proposes to use the changes in rock mass seismic velocities as a complementary variable for rockburst predictions, aiming to provide additional value to microseismic data. This is done by assimilating traveltimes on the run, yielding real time velocity model updates in a fast and efficient way. To assess real time microseismic data assimilation for mining monitoring purposes, we proposed to use the Ensemble Kalman Filter (EnKF) (Evensen, 2009) to compute updates of the area in real time. The EnKF allows incorporating observations of a variables through a conditioning process in which the parameters and the dynamic response are updated whenever new observations are available in two steps : forecast and analysis. In this work, the state variables are P-wave velocity, the observations are traveltimes of seismic waves registered at geophones located in the mine and its surroundings and the dynamic function consists on data inversion for hypocenter location. Starting from an initial ensemble of velocity models we proceed to forecast its evolution at the next time step. This forecast is performed through hypocenter location and raytracing. Next, we assimilate new travel times to correct the predictions. To build the initial ensemble for the EnKF assimilation, we proposed implementing Sequential Gaussian Simulation (SGS), integrating well, geological and geophysical data. SGS permits to generate multiple equiprobable velocity models honouring the hard velocity data measured at drill-holes, while preserving the theoretical variogram (Journel, 1994).

To test the methodology, various tests were performed, both on synthetic and real data. Several synthetic examples exposed the potential of the methodology to monitor velocity changes in the underground. The preliminary results achieved with synthetic data led us to test the limits and potential of the method on real data. Data from a hard rock mine in Canada, with significant variation in their seismic properties, was used for this purpose.

With the examples presented, we showed the potential that the proposed methodology has for monitoring underground processes in real time. The technique allows to observe velocity changes in the rock-mass before a rockbursts takes place, highlighting areas where the rock-mass is under

stress, and therefore the areas likely to break. This will assist mine operators to better prevent rockburst in real time.

Keywords microseismic monitoring, rockbursts, 3D velocity model, Ensemble Kalman Filter

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	iii
RÉSUMÉ	v
ABSTRACT	vii
TABLE DES MATIÈRES	ix
LISTE DES FIGURES	x
LISTE DES TABLEAUX	xv
1 INTRODUCTION	1
1.1 DESCRIPTION DU PROBLÈME	2
1.2 OBJECTIFS	5
1.2.1 <i>Objectifs généraux</i>	5
1.2.2 <i>Objectifs spécifiques</i>	6
1.3 CONTRIBUTIONS DE LA THÈSE	6
2 ÉTAT DES CONNAISSANCES	9
2.1 PRÉVENTION ET PRÉDICTION DES COUPS DE TERRAIN DANS LES MINES...	9
2.2 LA MICROSISMIQUE ET LES MINES	10
2.3 SIMULATION SÉQUENTIELLE GAUSSIENNE (SGS).....	15
2.4 FILTRE DE KALMAN D'ENSEMBLE (ENKF).....	17
2.5 MOTIVATION DE LA PRÉSENTE ÉTUDE	18
3 MÉTHODOLOGIE	21
3.1 SIMULATION GAUSSIENNE SÉQUENTIELLE	22
3.2 ASSIMILATION DES DONNÉES : LE FILTRE DE KALMAN D'ENSEMBLE	25
3.3 LA FONCTION DE PRÉVISION (f)	27
3.3.1 <i>Localisation des événements</i>	28
3.3.2 <i>Perturbation de la vitesse</i>	30
3.4 LA FONCTION h : TRACÉ DE RAIS	31
4 CAS SYNTHÉTIQUE	33
4.1 DÉFINITION DU CAS SYNTHÉTIQUE	33
4.1.1 <i>Test 1</i>	36
4.1.2 <i>Test 2</i>	39
4.1.3 <i>Test 3</i>	40

4.1.4	Test 4	41
4.2	RÉSUMÉ DES RÉSULTATS	43
5	CAS RÉEL	45
5.1	LA MINE NRS	45
5.2	ENSEMBLE INITIAL	48
5.3	DONNÉES RÉELLES.....	54
5.4	RÉSUMÉ DES RÉSULTATS	61
6	CONCLUSION	63
6.1	DISCUSSION.....	64
	BIBLIOGRAPHIE	67
A	LE FILTRE DE KALMAN	75
A.1	ASSIMILATION DE DONNÉES ET LOI DE BAYES	75
A.2	LE FILTRE DE KALMAN	77
B	ARTICLE	79

LISTE DES FIGURES

FIGURE 1.1 DES DOMMAGES CAUSÉS PAR DES COUPS DE TERRAINS DANS DIFFÉRENTES MINES.	3
FIGURE 1.2 EMBLACEMENT DE LA MINE NRS À SUDBURY, ONTARIO.....	5
FIGURE 2.1 EXEMPLE D'UNE CONFIGURATION DE SYSTÈME MICROSISMIQUE TYPIQUE, GRACIEUSITÉ D'ESG SOLUTIONS (COLLINS ET AL., 2014).....	13
FIGURE 3.1 DESCRIPTION DU PROCESSUS GLOBAL.	21
FIGURE 3.2 SCHÉMA À TITRE ILLUSTRATIF D'UNE SIMULATION.....	22
FIGURE 3.3 SCHÉMATISATION DE LA SIMULATION GAUSSIENNE SÉQUENTIELLE. IMAGE INSPIRÉE DE PYRCZ ET AL. (2014).....	24
FIGURE 3.4 ILLUSTRATION DU FILTRE DE KALMAN D'ENSEMBLE.....	25
FIGURE 3.5 SCHÉMA MONTRANT LA SUCCESSION DANS LE TEMPS D'ÉTATS CACHÉS LIÉS ENSEMBLE PAR UNE LOI DE PRÉVISION, QUI NE SONT CONNUS QUE PAR DES OBSERVATIONS. .	26
FIGURE 3.6 ILLUSTRATION DU CYCLE D'ASSIMILATION ENKF (RAANES, 2015). LES EXPOSANTS a ET f INDIQUENT : ANALYSE ET PRÉVISION RESPECTIVEMENT. \mathbf{E} SONT LES ENSEMBLES ET y LES OBSERVATIONS.	28
FIGURE 3.7 UTILISATION DES ONDES SISMQUES POUR LOCALISER DES ÉVÉNEMENTS	29
FIGURE 3.8 PERTURBATION ALÉATOIRE DE LA VITESSE POUR CHAQUE MEMBRE DE L'ENSEMBLE. 30	30
FIGURE 3.9 APPROXIMATION DU TRAJET D'UN RAI À L'AIDE DES NŒUDS PRIMAIRES (BLEU) ET SECONDAIRES (ORANGE) POUR UN MODÈLE HOMOGENÈ. LE VRAI RAI EST INDIQUÉ PAR LA LIGNE NOIRE ET SON APPROXIMATION PAR LA LIGNE GRISE EN POINTILLÉS (GIROUX ET AL., 2013)	32
FIGURE 4.1 ÉLÉMENTS POUR LA SGS ET ÉCHANTILLON DE L'ENSEMBLE INITIAL. LES VALEURS DE VITESSE SONT REPRÉSENTÉES PAR LA MÊME ÉCHELLE DE COULEUR.	34
FIGURE 4.2 DISTRIBUTION DES GÉOPHONES.....	35
FIGURE 4.3 "VRAI" MODÈLE DE VITESSE (VP), ET LES PERTURBATIONS CAUSÉES PAR TROIS ÉVÉNEMENTS DIFFÉRENTS CONSÉCUTIFS DANS LE TEMPS. LES POINTS BLANCS REPRÉSENTENT LES RÉCEPTEURS	36
FIGURE 4.4 (À GAUCHE) 4 MEMBRES DE L'ENSEMBLE DES MODÈLES INITIAUX. (À DROITE) 4 MEMBRES DE L'ENSEMBLE DES MODÈLES PRÉVUS.....	37
FIGURE 4.5 AUGMENTATION DE VITESSE TROUVÉE PAR LA MÉTHODE POUR L'ÉVÉNEMENT 1 DU TEST 1.	37

FIGURE 4.6 CHANGEMENT DE VITESSE TROUVÉ PAR LA MÉTHODE POUR LES ÉVÉNEMENTS 2 ET 3 DU TEST 1.	38
FIGURE 4.7 (A) MODÈLE DE VITESSE RÉELLE, LA SPHÈRE ROUGE IMPLIQUE UNE AUGMENTATION DE VITESSE PAR RAPPORT AU MODÈLE DE RÉFÉRENCE. (B) DIFFÉRENCE DE VITESSE OBTENUE GRÂCE À L'ALGORITHME, $600m/s$ REPRÉSENTE UNE AUGMENTATION DE 10% EN VITESSE.	39
FIGURE 4.8 (A) MODÈLE DE VITESSE RÉELLE, LA SPHÈRE ROUGE IMPLIQUE UNE AUGMENTATION DE VITESSE PAR RAPPORT AU MODÈLE DE RÉFÉRENCE. (B) DIFFÉRENCE DE VITESSE OBTENUE GRÂCE À L'ALGORITHME.	40
FIGURE 4.9 ERREUR NRMS SUR LE MODÈLE DE VITESSE ET ERREUR DE LOCALISATION DE L'HYPOCENTRE POUR DIFFÉRENTS RAYONS, CHANGEMENT DE VITESSE ET NOMBRE DE RÉCEPTEURS.	42
FIGURE 5.1 CARTE MONTRANT LA POSITION DE LA MINE NRS (ÉTOILE JAUNE) ET SA GÉOLOGIE ENVIRONNANTE À SUDBURY, ONTARIO (LIGHTFOOT, 2016)	46
FIGURE 5.2 CARTE MONTRANT LE CADRE RÉGIONAL DE LA STRUCTURE DE SUDBURY (ROUSELL ET AL., 2009)	47
FIGURE 5.3 VUES LONGITUDINALES (À GAUCHE) ET EN COUPE (À GAUCHE) DES EMPLACEMENTS DES CAPTEURS UNIAxiaux ET TRIAXIAUX (GRIS). LES CHANTIERS MINÉS SONT INDICUÉS EN BLEU ET LES TUNNELS SONT INDICUÉS EN DIFFÉRENTES COULEURS (IMAGE FOURNIE PAR ESG SOLUTIONS ET NRS).	48
FIGURE 5.4 (A) MODÈLE 3D DE VITESSE FOURNI PAR ESG ET POSITION DE RÉCEPTEURS. (B) SECTION VERTICALE MONTRANT LES DIFFÉRENTES UNITÉS ET LE CHANTIER.	49
FIGURE 5.5 HISTOGRAMMES DES VALEURS DE VITESSE DES ONDES P POUR DIFFÉRENTES UNITÉS.	50
FIGURE 5.6 (A) FORAGES SIMULÉS À PARTIR DU PUIT RÉEL HORS DE LA RÉGION POUR IMPLÉMENTER AVEC SGS, (B,C) VARIOGRAMME VERTICAL POUR DEUX RÉGIONS GÉOLOGIQUES DIFFÉRENTES, EN BLEU VARIOGRAMME EXPÉRIMENTAL, EN ROUGE VARIOGRAMME THÉORIQUE AJUSTÉ.	51
FIGURE 5.7 5 RÉALISATIONS TIRÉES DES 100 MEMBRES DE L'ENSEMBLE INITIAL DE MODÈLES DE VITESSE V_p FAITS PAR SGS	53
FIGURE 5.8 TRACES SISMOIQUES DE LA BASE DE DONNÉES DANS LES TROIS COMPOSANTES : NORD (ROUGE), EST (VERT) ET VERTICAL (BLEU). LES PREMIÈRES ARRIVÉES SÉLECTIONNÉES PAR P ET S SONT ÉGALEMENT MARQUÉES.	54
FIGURE 5.9 CHANGEMENTS DE VITESSE DANS LE SOUS-SOL TOUTES LES HEURES (T) PENDANT UNE PÉRIODE DE 9H UN JOUR AVEC UN GRAND ÉVÉNEMENT AINSI QUE LE NOMBRE D'ÉVÉNEMENTS ASSIMILÉS PENDANT CHAQUE HEURE (NMS). L'EMPLACEMENT DU COUP DE TERRAIN EST INDICUÉ PAR LA SPHÈRE VIOLETTE ET SON HEURE D'OCCURRENCE EST À $T=10$	56

FIGURE 5.10 CHANGEMENTS DE VITESSE DANS LE SOUS-SOL TOUTES LES HEURES (T) AINSI QUE LE NOMBRE D'ÉVÉNEMENTS ASSIMILÉS PENDANT CHAQUE HEURE (NMS) PENDANT UNE PÉRIODE DE 8H UN JOUR AVEC UN GRAND ÉVÉNEMENT. L'EMPLACEMENT DES COUPS DE TERRAINS EST INDIQUÉ PAR DES SPHÈRES VIOLETTES ET LEUR HEURE D'OCCURRENCE EST À T=8.....	57
FIGURE 5.11 CHANGEMENTS DE VITESSE DANS LE SOUS-SOL TOUTES LES HEURES (T) AINSI QUE NOMBRE D'ÉVÉNEMENT ASSIMILÉS PENDANT CHAQUE HEURE (NMS) PENDANT UNE PÉRIODE DE 8H DANS UN JOUR OÙ AUCUN GRAND ÉVÉNEMENT N'A EU LIEU.....	58
FIGURE 5.12 MOYENNE HORAIRE DE LA DIFFÉRENCE DU TEMPS D'ARRIVÉE POUR LES SCÉNARIOS INITIAUX (BLEU) ET ANALYSÉS (ROUGE). LA LIGNE NOIRE INDIQUE L'ERREUR DE PRÉLÈVEMENT (1 MS).....	60

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU 2.1	RELATION ENTRE LES PRINCIPAUX PARAMÈTRES ÉLASTIQUES.....	11
TABLEAU 4.1	PARAMÈTRES DE L'ENSEMBLE INITIAL	33
TABLEAU 5.1	PARAMÈTRES DE L'ENSEMBLE INITIAL	52

1 INTRODUCTION

Ces vingt dernières années, le nombre de gisements majeurs découverts a diminué de manière drastique (Davies, 2020). Cela est en partie dû au fait que les zones minéralisées les plus accessibles, présentes dans les camps miniers connus, ont en grande partie été découvertes. Deux options peuvent alors être envisagées : (1) explorer plus en profondeur, ou (2) chercher dans des zones peu ou pas encore explorées. L'industrie s'est donc tournée vers l'exploration plus en profondeur autour de gisements déjà exploités. Cependant, au-delà des coûts que cela engendre, l'exploitation de gisements à grande profondeur comporte son lot de risques géotechniques, mais surtout de sécurité (Wagner, 2019). Le creusage des tunnels d'accès et d'exploitation, ainsi que le type de minage de la roche mène à des changements subits des contraintes, ce qui peut causer des ruptures dans le massif rocheux (Liu et al., 2013). Des cas extrêmes de dégagement d'énergie peuvent provoquer des coups de terrain qui entraînent des décès et des blessures chez le personnel souterrain et des dommages aux structures de la mine.

Le suivi temporel du comportement des tunnels de mines est un sujet d'étude depuis la création des premières mines. De nombreux outils comme la surveillance microsismique, des dispositifs de détection sur site ou des émissions électromagnétiques permettent de mesurer directement ou indirectement les contraintes et leurs changements dans le temps. Il existe une vaste littérature sur le sujet surtout au niveau des méthodes géotechniques (Szwedzicki, 2003, 2001). La microsismique passive est un outil de mesure indirect des changements des contraintes dans le massif rocheux qui s'est montré efficace dans de nombreuses applications comme par exemple, la cartographie de fractures hydrauliques, la surveillance de réservoirs géothermaux, la surveillance des stimulations géothermales hot-dry-rock (Warpinski et al., 2009), et la prédiction des éboulements ainsi que la surveillance des régions présentant des risques pour les populations ou pour les infrastructures. (Yang et al., 2007).

Les systèmes de surveillance microsismique sont utilisés en mécanique des roches minières pour détecter des ruptures de roches à proximité d'excavations souterraines provoquées par la libération soudaine d'énergie de déformation à cause de la redistribution des contraintes autour des ouvertures (Baziw et al., 2002). En plus, dans l'environnement minier, cette technique a plusieurs utilités et avantages comme la mise en place rapide de plans de sauvetage, la gestion des risques, la découverte des causes des éboulements et l'amélioration de la conception des mines, le contrôle du sol et la prédiction des glissements de terrain (Ge, 2005).

Pour bien surveiller l'activité microsismique d'une mine, il est impératif d'avoir un bon modèle de vitesse sismique qui permet de calculer la localisation des événements (Zhang et al., 2015; Simser et al., 2015), ainsi qu'une bonne façon d'intégrer chaque nouvel événement causé par l'activité minière pour mettre à jour ce modèle (Mendecki, 2000). Le filtre de Kalman d'Ensemble est une méthode attrayante d'assimilation séquentielle de données, qui peut être calculée à un faible coût

numérique et bien qu'elle n'ait pas été utilisée auparavant pour la surveillance microsismique, elle présente un grand potentiel.

L'objectif de cette recherche est de développer une méthode innovante et efficace de mise à jour du modèle de vitesse, pour pouvoir surveiller les mines en temps réel et, en connaissant ses propriétés mécaniques, constituer un outil qui permettra de prendre des décisions liées à la sécurité des travailleurs et à la production, entre autres.

1.1 Description du problème

Les coups de terrain (*rockbursts*) sont les libérations soudaines et violentes d'énergie stockée dans les massifs rocheux résultant en une détérioration physique des parois des galeries de mines. Ils vont du décollement de roches à l'effondrement des galeries. Ils sont une menace persistante à la sécurité des mines, causant l'arrêt des opérations minières, endommageant de l'équipement minier et entraînant de graves dangers pour la sécurité des mineurs (Ge, 2005). Quelques exemples sont présentés dans la Figure 1.1 pour illustrer des possibles dégâts.

Dans des conditions in situ élevées, une forte concentration de contraintes et une grande déformation peuvent être observées dans la masse rocheuse, ce qui signifie qu'une énergie élevée sera accumulée dans la masse rocheuse sous forme d'énergie de déformation. Le coup de terrain est généré par une libération brusque d'énergie accumulée, sur la condition que la masse rocheuse brise par l'application d'une contrainte élevée, selon la théorie d'élasticité (Cai, 2016).

Les principaux facteurs qui génèrent les coups de terrains incluent : des conditions de contraintes défavorables, la géométrie d'excavation, la vitesse d'excavation et la direction d'avancement, les propriétés minéralogiques, les contrastes de propriétés géomécaniques et les intensificateurs géologiques (par exemple les failles) (Keneti et al., 2018; Jalbout et al., 2014). Des coups de terrains se sont produits dans de nombreuses mines de cuivre-nickel de la région de Sudbury au Canada, généralement en raison d'une combinaison de contraintes locales anormales et de la présence de structures géologiques (Butler et al., 2017) et partout dans le monde (Cai, 2016). Un résumé des coups de terrain plus récents au Canada et de leurs magnitudes peut être trouvé dans Hudyma et al. (2016). Plus de 200 coups de terrain ont eu lieu entre 1984 et 1985, et à ce moment la mesure était de fermer des mines. Pour cela, l'étude de coups de terrains et les efforts pour les prévenir sont devenus un sujet pressant au cours des dernières années.

Les conséquences à la suite d'un coup de terrain incluent la nécessité de travaux de réhabilitation coûteux à la suite de dommages causés par les explosions, des temps d'arrêt de la production importants, des dommages à l'infrastructure et à l'équipement de la mine, des blessures et même des décès de main-d'œuvre et des coûts associés à ceux-ci comme la perte de moral de la main-d'œuvre, perte de confiance et d'action industrielle des actionnaires (Heal, 2010).



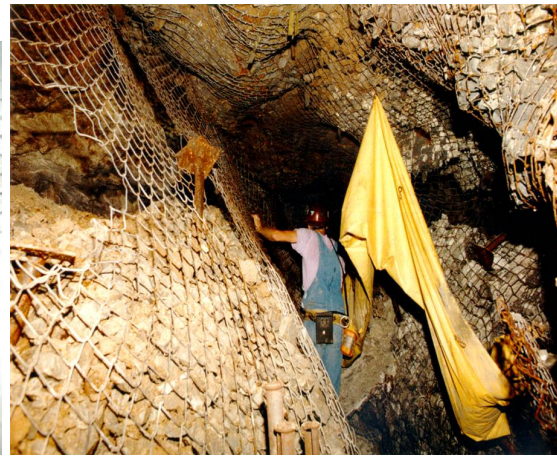
(a) coup de terrain dans une mine de charbon en Chine (Shi et al., 2019)



(b) Coup de terrain dans une mine en Amérique du Nord (Blake et al., 2003)



(c) Coup de terrain au Nouveau-Brunswick



(d) Coup de terrain dans l'ouest des États-Unis

Figure 1.1 : Des dommages causés par des coups de terrains dans différentes mines.

Ces coups de terrains sont toutefois souvent précédés par une série d'événements sismiques de moindres amplitudes, mais pouvant être repérés par suivi microsismique grâce à un réseau de capteurs (géophones) installés en surface ou dans la mine. À l'instar des stations sismiques, ces géophones mesurent l'énergie à une certaine distance de l'événement sismique en fonction du temps.

Plusieurs avantages sont liés à la surveillance microsismique des mines, car elle peut contribuer de manière significative à des opérations minières sûres et productives. Tout d'abord, quand il y a un signe précurseur d'un coup de terrain, la première question posée est de savoir où et de quelle magnitude il est. Avec un système de surveillance, ces questions peuvent être répondues presque en temps réel et un plan d'intervention (fermeture temporaire de galerie, soutènement, etc.) peut être fait rapidement. Ensuite, sans système de surveillance, quand un éboulement arrive, la production doit être arrêtée, ce qui cause des pertes économiques importantes. Par contre, s'il existe une surveillance, une évaluation peut être faite et le problème devient plus facile à gérer (Heal, 2010). D'autre part, quand l'emplacement d'un glissement et ses activités liées sont connus, les causes de l'éboulement peuvent être comprises et les opérations de minage peuvent

être adaptées pour éviter de futurs événements risqués. Finalement, être capable de prévoir les coups de terrain serait la situation idéale (Cai et al., 2009). Malheureusement, cette prédiction n'est pas encore possible. Néanmoins, prévoir les secteurs à risque serait déjà une information très importante, permettant de réduire ou d'éliminer l'éboulement potentiel dans cette zone en renforçant la cohésion de la paroi de la galerie ou en ralentissant la séquence de minage. On tente d'agir avant le coup de terrain, en regardant s'il y a une recrudescence d'événements microsismiques et si le foyer d'émission est toujours dans le même secteur (Ma et al., 2015; Beck et al., 2002). Dans cette thèse, nous allons donc développer un outil numérique d'analyse de signaux microsismiques dans le temps afin d'estimer le pouvoir prédictif de la méthode. Nous allons développer et tester nos algorithmes sur des modèles synthétiques, mais, aussi sur des données réelles provenant d'une mine en Ontario, Canada.

La mine Nickel Rim South (NRS) située à 22 km nord-est de Sudbury, Ontario (voir figure 1.2) est une mine présentant une grande activité sismique induite par les opérations minières, où la surveillance microsismique est utilisée comme support. La mine NRS est exploitée par Glencore depuis 2009 et l'activité minière actuelle est effectuée à des profondeurs entre 1160 m et 1710 m ce qui génère des activités sismiques induites par les changements de contraintes et la structure complexe. Même si la roche hôte et le gisement du NRS sont relativement massifs et très résistants, la mine est structurellement complexe. De nombreuses failles semblent influencer le champ de contraintes, en plus d'être la source des événements sismiques (Abolfazlzadeh et al., 2017).

La sismicité induite par l'activité minière est courante dans la mine, principalement en raison des contrastes de résistance mécanique entre le minerai et la roche hôte (Boeg-Jensen, 2013). En plus des contrastes de contraintes, plusieurs ensembles de failles principales traversent transversalement la roche hôte et les corps minéralisés, ces failles sont aussi une cause de sismicité. Même si la mine NRS est à l'étape de démarrage et ses concentrations de contraintes induites par l'exploitation minière ne sont pas encore une préoccupation majeure, ceci est susceptible de changer avec le temps et l'évolution de la mine.

Puisque l'activité minière est un processus dynamique, disposer de modèles temporellement fixes pour caractériser les propriétés mécaniques de la zone est inadéquat. Comme Ge (2005) le postule, la microsismique en mines n'est plus un pur outil de recherche, mais le moyen de suivi de base pour la sécurité des mines et le contrôle au sol.

Même si des progrès importants ont été réalisés dans ce domaine, expliqués dans le chapitre 2, il reste encore plusieurs problèmes à résoudre liés à la bonne utilisation et à l'analyse des données de surveillance microsismique et comment obtenir des caractéristiques précurseuses avant que les risques ne se produisent (Liu et al., 2013).

Avec la vision que la surveillance microsismique est un outil majeur dans le secteur minier, et en sachant que les vitesses des ondes sismiques P et S sont liées aux propriétés mécaniques, la mise à jour des modèles de vitesse sismique est une tâche fondamentale.

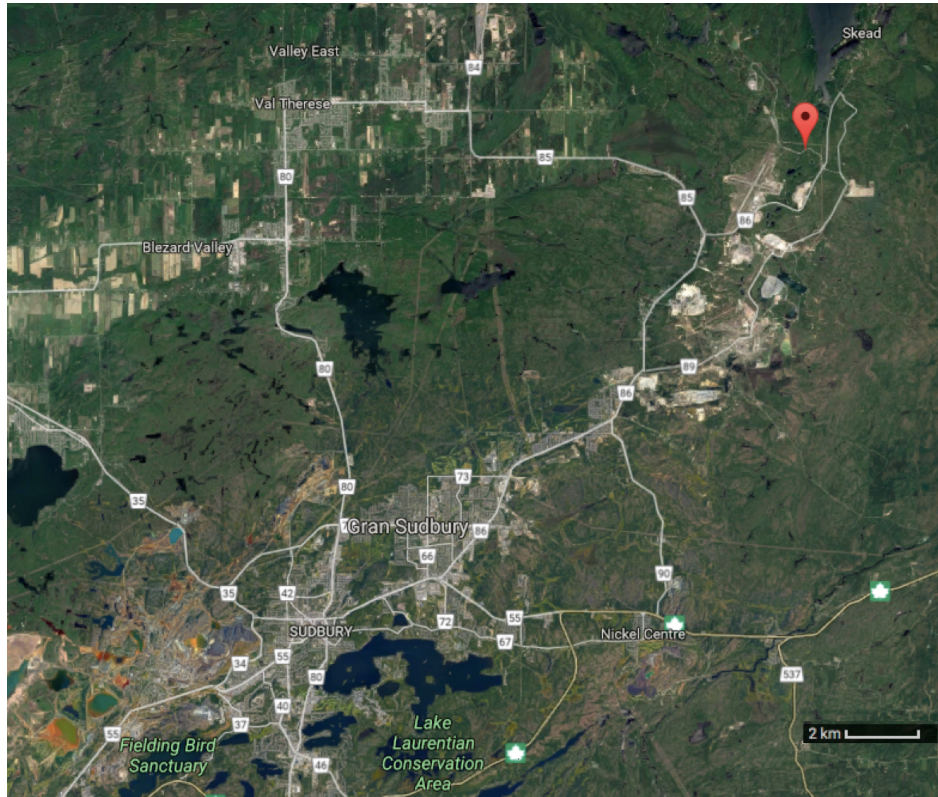


Figure 1.2 : Emplacement de la mine NRS à Sudbury, Ontario.

1.2 Objectifs

1.2.1 Objectifs généraux

La technologie actuelle n'est pas encore capable de prédire quand un coup de terrain va arriver, mais avec la surveillance sismique on peut mieux comprendre les mécanismes qui les provoquent et ainsi identifier les zones à haut risque (Trifu et al., 2009). Afin d'être capable de prendre des décisions liées à la sécurité du personnel souterrain et à la production, l'objectif de cette recherche est de surveiller les changements de vitesse des ondes sismiques en temps réel pour prédire l'occurrence de coups de terrain. Certaines techniques de surveillance sont disponibles, mais ces techniques sont coûteuses en calcul et prennent trop de temps pour servir d'outil de prédiction d'explosions de roche. On vise à augmenter l'échantillonnage temporel de reconstruction des images de vitesse des ondes pour fournir des données plus fiables et utiles aux opérations minières. On se demande donc :

- Pouvons-nous utiliser des événements microsismiques pour surveiller les changements de vitesse?
- Les changements de vitesse peuvent-ils être un indicateur de coups de terrains à venir?
- Est-il possible de calculer les changements de vitesse assez rapidement pour prendre des mesures?

L'objectif principal de cette recherche est de répondre à ces questions en développant une méthode innovante capable d'assimiler les événements microsismiques au fur et à mesure pour mettre à jour le modèle de vitesse initial.

1.2.2 Objectifs spécifiques

Pour réaliser l'objectif général de cette thèse, les objectifs spécifiques suivants devront être atteints :

- Générer un ensemble de modèles tridimensionnels initiaux représentant la vitesse sismique de la zone d'intérêt.
- Développer un algorithme capable d'assimiler des données sismiques au fur et à mesure que des événements sismiques ont lieu aux alentours de la mine. Cet algorithme doit être capable de mettre à jour l'ensemble de modèles initiaux et donner comme résultat un modèle qui met en évidence les changements de vitesse subis dans le milieu.

Le document est divisé en quatre parties. Premièrement, une revue de littérature présente un historique des méthodes de surveillance microsismique des mines et assimilation des données jusqu'à ce jour. Cet historique permet de mettre en contexte la motivation de la méthodologie proposée. Cette méthodologie est ensuite présentée suivie d'un cas synthétique pour évaluer l'efficacité de la méthode proposée. Ensuite, la méthode a été testée sur des données réelles.

1.3 Contributions de la thèse

Cette thèse présente des contributions originales. La première est l'application du Filtre de Kalman d'Ensemble pour faire de prévisions dans le domaine minier. L'EnKF a été utilisé surtout dans des systèmes dynamiques en météorologie et océanographie, mais cette recherche est une des rares études qui propose l'utilisation du EnKF pour assimiler des données microsismiques provenant des mines pour la prévention et la prévision de coups de terrains. Une autre contribution originale est l'utilisation des vitesses des ondes sismiques comme indicateur de possibles dangers. Même si la surveillance microsismique est utilisée pour étudier les coups de terrains, ces études sont souvent liées à la localisation et caractérisation des sources, mais peu d'études analysent seulement la vitesse, ses changements et ses conséquences. Par ce travail, on montre le potentiel que cette variable a dans la scène de prévision de coups de terrain dans les mines.

Finalement, au cours de ma thèse, j'ai publié un article intitulé «Microseismic monitoring of coups de terrains with Ensemble Kalman Filter» dans le numéro spécial du journal Near Surface Geophysics (Annexe B), où je partage les résultats de la méthodologie appliquée à un cas réel, mettant en évidence le potentiel de l'application du filtre EnKF pour la surveillance microsismique de mines. J'ai également rédigé quatre articles de conférence : 81st EAGE Conference & Exhi-

bition 2019, 82nd EAGE Annual Conference & Exhibition, (Dip et al., 2019, 2020), Near Surface Geoscience Conference & Exhibition 2020 et 2020 AGU Fall Meeting. Dans la première, j'ai partagé les résultats de la méthodologie appliquée aux cas synthétiques, montrant les premières étapes du développement de la méthode. Pour les trois autres articles, je montre la puissance de la méthode, appliquée à un cas réel.

2 ÉTAT DES CONNAISSANCES

2.1 Prévention et prédiction des coups de terrain dans les mines

Une mine où le risque associé à la sismicité induite par l'exploitation minière n'est pas géré de manière adéquate peut engendrer de graves conséquences, comme déjà mentionné dans l'introduction.

Plusieurs approches sont disponibles dans la gestion des risques associés à la sismicité des mines et aux coups de terrains, comme par exemple mesures géotechniques, surveillance sismique ou intelligence artificielle. Cai et al. (2009) postulent que la capacité à protéger les travailleurs et les biens de l'entreprise peut être considérablement augmentée en comprenant les grands principes suivants :

- Éviter les coups de terrain
- Utiliser des systèmes de support au sol
- Anticiper et être adaptable

Pour éviter les coups de terrain, des approches stratégiques susceptibles d'être appliquées à long terme sont mis en place et ils comprennent des changements dans la conception de la mine et la méthode d'exploitation minière. De cette façon, le risque d'induire des coups de terrain peut souvent être réduit.

Si on peut pas éviter le coup, des approches à court terme, telles que les restrictions d'accès, l'amélioration du soutien au sol, la réduction des contraintes des piliers ou des faces de développement actif et l'utilisation d'équipements télécommandés ont été appliquées avec succès sur plusieurs sites miniers (Heal, 2010). Mais la clé c'est l'utilisation des systèmes de support au sol (Cai et al., 2009) . Du côté géotechnique, pour assurer la stabilité de la masse rocheuse, et prévenir potentiellement des coups de terrain, des renforcements des roches dans les mines souterraines sont mis en place (Gao et al., 2009). Ces systèmes de support doivent être capables de contrôler la dilatation de la masse rocheuse et de maintenir le confinement autour des éléments de renforcement. Ils doivent ainsi être capables d'absorber l'énergie cinétique libérée par le processus de rupture et d'éjection de la masse rocheuse fragile (Morissette et al., 2019). Il n'existe aucun modèle qui puisse expliquer pleinement l'interaction de diverses composantes dans un système de support de roche, mais *grosso modo* il y a trois fonctions de support clés : renforcer la masse rocheuse pour contrôler le gonflement, retenir la roche cassée pour empêcher la rupture du bloc fracturé, et identifier et tenir les blocs fracturés et les attacher solidement à un sol stable (Kaiser et al., 2012). Morissette et al. (2017) ont retracé l'évolution de l'exploitation minière et des pratiques de soutien sur plusieurs sites miniers et sa relation avec la fréquence et la gravité des explosions de roches. Des corrélations ont été identifiées entre l'amélioration des performances et les changements dans les pratiques d'exploitation minière et de soutien au sol depuis 2004.

Beaucoup d'efforts ont été consacrés à la recherche pour comprendre pourquoi un coup de terrain se produit et anticiper où cela se produira. Les études sur la prédiction de coup de terrain à l'aide de l'intelligence artificielle sont récemment devenues très populaires. L'occurrence de coup de terrain dans les mines est liée à un certain nombre de facteurs, y compris la structure géologique, les méthodes d'extraction ou d'excavation, les propriétés mécaniques des roches et les contraintes *in situ* (Pu et al., 2019). En exploitant le potentiel de l'apprentissage automatique pour l'intégration des données, plusieurs chercheurs ont appliqué des méthodes d'apprentissage automatique à la prédiction des coups de terrain pour trouver des relations entre l'occurrence des explosions de roche et les facteurs de contrôle correspondant (McGaughey et al., 2017; Li et al., 2017; Cai et al., 2016). Bien que les recherches sur l'apprentissage automatique dans la prédiction des explosions de roche aient fait des progrès, certaines limites existent encore dans la recherche actuelle. Les défauts les plus courants sont : le manque d'échantillons d'entraînement et un ensemble d'entraînement déséquilibré (beaucoup plus d'enregistrements «non rockburst» que d'enregistrements «oui rockburst»).

Pour toutes les approches (court/long-terme, prédiction/prévention), une bonne compréhension de la sismicité qui s'est produite ou qui se produit dans une mine est vitale (Heal, 2010). La surveillance microsismique permet de : localiser les événements sismiques, comprendre les causes et faire des analyses et recherche sur les événements significatifs, ainsi que reconnaître les changements spatiaux / temporels des paramètres sismiques pour anticiper et éviter les coups. En tant que telle, la surveillance sismique est l'un des aspects clés pour la gestion du risque sismique dans l'exploitation minière souterraine et elle sera traitée en plus de détail dans la section suivante.

2.2 La microsismique et les mines

La sismologie est la science qui étudie les tremblements de terre. Elle analyse la génération, la propagation et la réponse des sols au passage des ondes sismiques (Lay et al., 1995). Elle est considérée par plusieurs auteurs comme une science multidisciplinaire, parce qu'elle intègre la physique, la géologie et l'ingénierie, entre autres. Les plus grands objectifs de la sismologie sont : l'évaluation des risques et la prédiction des tremblements, et l'imagerie des structures terrestres. Afin d'étudier ces deux points fondamentaux à des problèmes spécifiques, il faut analyser la sismique à toutes les échelles, pas seulement à l'échelle de la Terre entière (Vallina, 1999).

La microsismique est l'application de la sismologie à une échelle plus petite. Un microséisme est défini comme un tremblement de terre "faible" causé par des phénomènes naturels ou par des causes humaines. Cependant, depuis environ l'an 2000, le terme est devenu fortement associé à la surveillance par sismique passive. Les tremblements de terre peuvent être déclenchés par plusieurs processus, tels que des dislocations de la croûte, des éruptions volcaniques ou encore par des explosions artificielles ou l'effondrement de cavités souterraines (Elnashai et al., 2015). Dans le domaine minier notamment dus aux changements de contrainte autour des excavations sou-

Paramètre	(E, σ)	(K, μ)	(μ, λ)	(V_p, V_s)
E	-	$\frac{9K\mu}{3K+\mu}$	$\frac{\mu(3\lambda+2\mu)}{\lambda+\mu}$	$\rho V_s^2 \frac{(3V_p^2 - 4V_s^2)}{V_p^2 - V_s^2}$
σ	-	$\frac{3K-2\mu}{2(3K+\mu)}$	$\frac{\lambda}{2(\lambda+\mu)}$	$\frac{(V_p^2 - 2V_s^2)}{2(V_p^2 - V_s^2)}$
K	$\frac{E}{3(1-2\sigma)}$	-	$\lambda + \frac{2}{3}\mu$	$\rho(V_p^2 - \frac{4}{3}V_s^2)$
μ	$\frac{E}{2(1+\sigma)}$	-	-	ρV_s^2
λ	$\frac{E}{(1+\sigma)(1-2\sigma)}$	$K - \frac{2}{3}\mu$	-	$\rho(V_p^2 - 2V_s^2)$
V_p	$\sqrt{\frac{E(1-\sigma)}{\rho(1+\sigma)(1-2\sigma)}}$	$\sqrt{\frac{K + \frac{4}{3}\mu}{\rho}}$	$\sqrt{\frac{\lambda+2\mu}{\rho}}$	-
V_s	$\sqrt{\frac{E}{2\rho(1+\sigma)}}$	$\sqrt{\frac{\mu}{\rho}}$	$\sqrt{\frac{\mu}{\rho}}$	-

Tableau 2.1 : Relation entre les principaux paramètres élastiques

terraines. Dans certains cas, les tremblements peuvent être relativement grands et endommager les structures souterraines; cela s'appelle un coup de terrain (*rockburst*) dans l'industrie minière (Maxwell et al., 1996). C'est ce type de phénomène qu'on essaie de prévoir.

La surveillance microsismique consiste en distribuer des capteurs, tels que des géophones et des accéléromètres, autour d'une région d'intérêt et enregistrer avec ceux-ci les formes d'onde générées par les événements sismiques. En analysant les temps de parcours des ondes p et s, nous pouvons déduire les propriétés mécaniques de la roche hôte. L'écoute microsismique permet d'une part de localiser les hypocentres des événements microsismiques et ainsi d'inférer le foyer des changements de contraintes, et d'autre part de cartographier la distribution des vitesses de propagation des ondes dans le massif rocheux.

Les vitesses sismiques sont liées aux constantes d'élasticité des matériaux. La Loi de Hook fournit deux paramètres connus pour des solides isotropes et élastiques : les paramètres de Lamé μ et λ . Le premier, connu aussi comme le module de cisaillement, mesure la résistance d'un matériau au cisaillement. L'autre paramètre n'a pas vraiment une explication physique, mais il est couramment utilisé pour définir les constantes élastiques communes : le module de Young (E), le module de compressibilité (k) et le coefficient de Poisson (σ) (Shearer, 2009). Ces paramètres élastiques peuvent être calculés à partir des vitesses, en émettant l'hypothèse que la densité (ρ) est également connue (voir tableau 2.1)

Bien que plusieurs paramètres élastiques aient été définis, il faut noter qu'une combinaison de deux paramètres et de la densité est suffisante pour donner une description complète des proprié-

tés élastiques isotropes. En sismologie, ces paramètres sont souvent simplement les vitesses des ondes P et S. Les vitesses sismiques sont des propriétés fondamentales des matériaux, et elles varient en fonction des changements de conditions à la fois externes (contraintes, température) et internes (saturation des fluides, densité des fissures) (Daley et al., 2010). Friedel et al. (1995) ont constaté qu'une augmentation de la vitesse est liée à la fermeture de l'espace vide, comme les pores et les fissures. Ces observations suggèrent que les régions à vitesse élevée sont susceptibles d'indiquer des zones de forte concentration de contraintes, tandis que les régions à faible vitesse indiquent des zones de soulagement de contraintes. Il suffit alors de déterminer les vitesses sismiques facilement mesurables comparativement aux contraintes dont la mesure in situ est beaucoup moins évidente (Körmendi et al., 1986).

La cause de rupture de la masse rocheuse (déformation inélastique soudaine) qui génère des ondes sismiques détectables est dénommée mécanisme source d'un événement sismique. Les dommages détectables causés par cette propagation d'ondes sismiques aux limites de l'excavation sont appelés coups de terrain. Certains mécanismes de source sismique typiques et leur correspondance en Magnitude de Richter (M) dans les mines sont décrits dans (Hudyma, 2008) :

- glissement sur structures géologiques existantes (M : 2.5 - 5) ,
- rupture en traction d'une roche intacte ou de la masse rocheuse (M : 2.0-2.5),
- création de nouvelles fractures dans la masse rocheuse due à des contraintes élevées et au cisaillement (M : 0-1.5).

La grande majorité des événements sismiques enregistrés dans les mines sont d'une magnitude plus faible que celles-ci. Bien que la plupart des événements microsismiques entraînent rarement des dommages observables dans la masse rocheuse, ils peuvent néanmoins fournir des informations pertinentes sur des événements dommageables plus importants.

Les systèmes de surveillance microsismique, acquièrent et traitent des données microsismiques pour fournir des informations sismologiques fondamentales en temps réel sur la réponse de la masse rocheuse en raison de changements de contraintes dues à l'exploitation minière. La surveillance sismique nécessite un certain nombre de capteurs (typiquement accéléromètres ou géophones) placés à travers la mine, dans un réseau tridimensionnel à partir duquel des données analogiques ou numériques sont transférées à un ordinateur central. Ces capteurs mesurent le mouvement du sol dû à la propagation des ondes sismiques à travers la masse rocheuse. Les données brutes de forme d'onde sont traitées, fournissant des informations sur les événements individuels. Le traitement consiste à pointer l'arrivée d'ondes spécifiques P et S, ce qui peut être effectué automatiquement ou manuellement par un opérateur (Heal, 2010), pour interpréter la distance du capteur à l'événement sismique. Certaines sources typiques d'erreur sur les mesures sont : l'incertitude de l'emplacement du récepteur, le bruit causé par un mauvais couplage du récepteur, le bruit de fond ou le bruit identifié comme un événement (faux positifs) (Bray et al., 2020). Les données et les erreurs associées à l'acquisition et au traitement doivent être correctement traitées afin d'effectuer une analyse de vitesse ou une inversion des propriétés géomécaniques en toute confiance.

Pendant les 20 dernières années, la surveillance microsismique a évolué d'un sujet de recherche à un outil essentiel de surveillance de la sécurité minière. En fait, elle est actuellement une technique de routine dans des opérations minières profondes, largement utilisée en Afrique du Sud, en Australie, aux États-Unis, au Chili, en Chine et dans d'autres pays (Liu et al., 2013). Les systèmes de surveillance microsismique dans les mines ont aussi considérablement changé au cours des 25 dernières années. Les systèmes modernes consistent en une distribution 3D de capteurs utilisant un ensemble mixte de capteurs uniaxiaux et triaxiaux et peuvent enregistrer plus de 100 événements par minute (Collins et al., 2014). La figure 2.1 montre un schéma d'un système de surveillance sismique de mine avec des capteurs de surface et des capteurs souterrains. Le système microsismique est un réseau sismique dense utilisé pour surveiller les événements microsismiques, avec des magnitudes locales jusqu'à -4, autour de la face d'exploration active (Gibowicz et al., 1994). La précision de l'emplacement des événements sismiques est de l'ordre de 20-50 m ou 50-100 m, en fonction du nombre de capteurs, de la taille et de la géométrie du réseau, et du niveau de bruit dans les mesures.

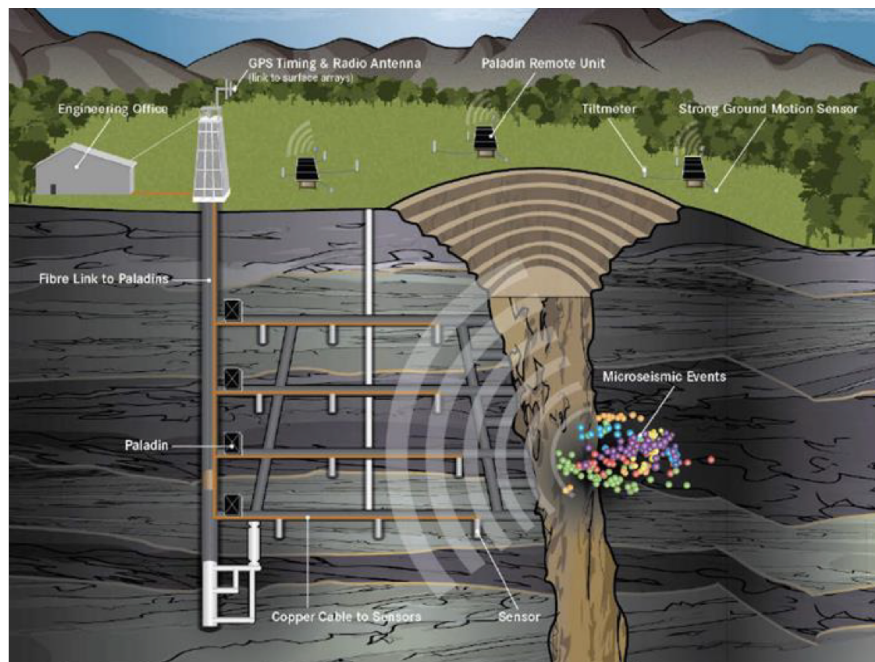


Figure 2.1 : Exemple d'une configuration de système microsismique typique, gracieuseté d'ESG Solutions (Collins et al., 2014).

Avant 1985, les systèmes de surveillance microsismique dans les mines canadiennes n'étaient utilisés que pour localiser les séquences d'événements et les formes d'ondes sismiques n'étaient pas enregistrées. Depuis 1985, des techniques de surveillance microsismique à ondes entières et d'imagerie sismique ont été étudiées pour caractériser les masses rocheuses dans les mines susceptibles aux ruptures (Young et al., 1992).

En 1993 Maxwell et al. (1993) ont évalué une méthode d'imagerie de changements de vitesse causées par sismicité induite dans la mine Strathcona (Sudbury, Ontario). La méthode utilise la

corrélation croisée de formes d'onde des événements doublets pour déterminer les délais associés à des changements de vitesse et ils ont trouvé qu'il y a une diminution de la vitesse dans les régions à forte concentration d'activité microsismique.

Plus tard, en 1996, sous la gouverne de l'Énergie Atomique du Canada limitée (EACL) le Laboratoire de Recherche Souterraine (URL) a été créé, auquel les chercheurs Maxwell et Young ont participé. Ils ont étudié les changements de contraintes autour d'un tunnel circulaire à partir de l'imagerie de vitesse. Ils ont cartographié avec succès les redistributions de contraintes connues et ils ont réaffirmé leur observation précédente : une augmentation de vitesses (qui vont diminuer) indique une région où se produit une déformation sismique, et une diminution de vitesse indique les côtés asismiques des tunnels.

Ils ont aussi fait des imageries de vitesse à source active, ainsi que de la sismique induite pour caractériser le massif rocheux dans des conditions de coups de terrain, appliquées à un projet en Afrique du Sud (Maxwell et al., 1996). Ils ont illustré comment une interprétation de la structure de la vitesse et la réponse sismique à l'exploitation minière peuvent être utilisées pour identifier les zones problématiques potentielles et surveiller les conditions de la masse rocheuse.

Cai et al. (2001) ont fait des modèles numériques basés sur les dommages pour la simulation du comportement des masses rocheuses, utilisant des données microsismiques comme entrée pour déterminer l'état des dommages. Des approches pour relier l'occurrence d'un événement sismique et la force de l'événement ont aussi été étudiées par Beck et al. (2002).

En 2009, Trifu et al. (2009) ont utilisé la surveillance sismique pour identifier, localiser et quantifier la sismicité de la mine Creighton (Ontario). Ils ont postulé que la technologie actuelle n'est pas encore capable de prédire quand un coup de terrain va arriver, mais qu'avec la surveillance sismique on peut mieux comprendre les mécanismes qui les provoquent. Ils postulent que le mieux à faire est d'identifier les zones à haut risque à partir de la modélisation numérique. C'est ce qu'on propose dans notre travail, mais en essayant de faire un pas de plus vers l'avant et faire de l'assimilation des données postérieurement à la modélisation.

Plus tard, en 2012, Liu et al. (2013) ont analysé les caractéristiques d'évolution spatiale et temporelle des événements microsismiques à travers une approche multiparamétrique. L'objectif était d'établir un cadre de prévision des fractures à grande échelle du massif rocheux en utilisant des données sismiques.

Aussi, plus récemment, Coccia et al. (2013) a abordé la localisation des événements microsismiques dans des systèmes de surveillance pour des situations où un modèle de vitesse 3D en évolution est supposé important, comme dans notre cas. Ce travail était réalisé grâce au projet européen I2Mine (Innovative Technologies and Concepts for the Intelligent Deep Mine of the Future), qui se concentre sur le développement de technologies innovantes adaptées aux activités minières profondes. Ils ont développé un algorithme rapide et précis pour trouver les localisations d'événements microsismiques dans les mines qui se base sur les phases des premières arrivées

disponibles et les angles de polarisation. Ils concluent que grâce au progrès sur la localisation 3D d'événements, d'autres améliorations sur les modèles de vitesse 3D pourraient conduire à de nouveaux résultats satisfaisants.

D'un autre côté, Ma et al. (2015) ont identifié des relations entre la taille des événements microsismiques et la fréquence en tant que critère des risques de coups de terrain par filtrage automatique et manuel des ondes. Après ces résultats positifs, ils postulent que l'opinion traditionnelle de certains experts selon laquelle les explosions de roche sont imprévisibles doit être modifiée.

Plus récemment, Czarny et al. (2016) ont développés une approche pour surveiller les changements de vitesse causés par l'activité minière en utilisant le bruit sismique. Ils ont observé des changements de vitesse pendant l'activité minière à partir d'interférométrie avec deux sismomètres. Ils ont remarqué que la sensibilité de la méthode dépend fortement de l'emplacement des récepteurs, ainsi que du bruit ambiant et de la géologie locale, et même s'ils ont montré le potentiel de la technique, ils postulent qu'il faut plus de récepteurs pour être capables de comprendre les réponses des événements plus éloignés. Finalement, Baig et al. (2017) a utilisé des explosions et des événements sismiques pour reconstruire des images de la vitesse des ondes P dans une mine de roche dure sur trois périodes consécutives de trois mois. Les images tomographiques résultantes ont montré une augmentation de la vitesse qui a été interprétée comme une augmentation de contraintes. Ils ont ainsi suggéré d'augmenter l'échantillonnage spatial et temporel pour fournir des données plus fiables et utiles aux opérations minières.

2.3 Simulation Séquentielle Gaussienne (SGS)

À partir des travaux de recherche brièvement présentés ci-dessus, on peut remarquer le rôle central que les modèles de vitesse ont pour cartographier les changements de contrainte dans le sous-sol, pour mieux comprendre les mécanismes qui mènent aux coups de terrain et mieux caractériser le massif rocheux. Dans ce projet doctoral, on aborde l'importance du réalisme géologique du modèle de vitesse ainsi que l'importance de la quantification de l'incertitude dans l'assimilation des mesures microsismiques. Ici, nous avons pris le parti d'utiliser les simulations géostatistiques afin de générer plusieurs réalisations équiprobables représentant la distribution spatiale des vitesses sismiques autour de la mine. Ces réalisations forment un ensemble de départ qui sera mis à jour pendant le processus d'assimilation. La totalité des membres de cet ensemble sera mise à jour en fonction des nouvelles mesures microsismiques acquises à chaque événement.

On appelle estimation l'évaluation des valeurs d'attributs dans des emplacements non échantillonnés. Les estimateurs ou interpolateurs classiques, telles que l'optimisation par moindres carrés (Matheron, 1962), Kriging ou coKriging (Goovaerts et al., 1997), assignent des valeurs continues d'un variable à des emplacements non échantillonnés, permettant la création des cartes de meilleure estimation locales. Ils sont des bons estimateurs de la moyenne, mais, par construction,

ils ne permettent pas de reproduire les statistiques des valeurs faibles et fortes. Or, comme précédemment mentionné, ce sont ces valeurs extrêmes et leur contraste qui sont les plus importants facteurs dans notre étude. La simulation est une alternative à l'estimation, où on tient en compte des incertitudes de l'attribut d'intérêt. Au lieu d'une carte des meilleures estimations locales, les simulations stochastiques génèrent un ensemble des réalisations qui reproduisent les statistiques les plus importantes pour le problème en cours (histogramme et variogramme des données) en honorant aussi les données et les a priori géologiques (Goovaerts et al., 1997). Il existe de nombreux algorithmes pour créer des simulations stochastiques (Pyrzcz et al., 2014) :

- des approches matricielles (Décomposition LU), qui ne sont pas largement utilisées en raison de restrictions de taille,
- la méthode de bandes tournantes (Emery et al., 2006) et les méthodes spectrales utilisant des transformées rapides de Fourier (FFT) rapides en soi, mais pour lesquelles le respect des données de conditionnement nécessite une étape de krigeage,
- des fractales, qui ne sont pas largement utilisées en raison de l'hypothèse restrictive d'autosimilarité,
- les méthodes de moving average, qui sont rarement utilisées en raison des exigences de CPU.

Il n'existe pas vraiment de différence théorique entre les différents algorithmes de simulation hormis le temps de calcul. Ici, nous avons choisi d'utiliser les simulations séquentielles gaussiennes. La popularité de cet algorithme est liée à sa simplicité et à son efficacité pour créer des modèles numériques, tout en respectant les statistiques spatiales (Pyrzcz et al., 2014). L'idée de base de la simulation séquentielle est que, les distributions conditionnelles de la variable observée peuvent être utilisées pour la simulation des points de grille suivants (Goovaerts et al., 1997), toujours honorant les données brutes. SGS est une version spatiale d'une procédure de simulation séquentielle comme les algorithmes Monte Carlo (Srivastava, 2013). Elle est séquentielle car elle estime la fonction de probabilités jointe par un produit de fonctions de probabilités conditionnelles. La plus grande hypothèse de SGS est que les données suivent une distribution gaussienne, par conséquent, les données sont d'abord soumises à une transformation de score normale pour assurer la normalité. L'application plus courante de la SGS est la création des cartes de probabilité et d'évaluer le comportement de certaines variables comme : la modélisation de la zone d'émission de gaz (Karacan et al., 2012), l'estimation de la teneur en eau du sol (Delbari et al., 2009), l'estimation des volumes de sol contaminé (Metahni et al., 2019) ou la délimitation des zones dangereuses d'éléments potentiellement toxiques (Lv et al., 2019). Dans le domaine de la sismique, la SGS a été utilisée pour faire des inversions sismiques stochastiques utilisant les données sismiques comme contrainte (Zou et al., 2013), pour augmenter la résolution de la tomographie sismique tridimensionnelle stimulant la vitesse de l'onde P dans un réseau dense pour une meilleure couverture des rayons (Hosseini, 2017) ou pour intégrer des données sismiques et de puits dans des modèles 3D de réservoir (Behrens et al., 1998).

2.4 Filtre de Kalman d'Ensemble (EnKF)

L'assimilation des données (AD) est la combinaison des prévisions des modèles et des données observées (Kalnay, 2003). À partir d'une estimation des conditions initiales, l'AD simule l'évolution (prévisions) d'un modèle. Il y a plusieurs applications de l'AD en géosciences, comme par exemple : calage historique des faciès géologiques par lisseurs d'ensembles (Canchumuni et al., 2019), prévisions météorologiques par modèles statistiques (Cheng et al., 2017; Yang et al., 2016), prédictions de réservoir pétrolier par les filtre de Kalman d'Ensemble (Aanonsen et al., 2009) ou la mise à jour des propriétés hydrauliques d'un modèle hydrogéologique par iES (Claprood et al., 2019).

Le filtre de Kalman d'Ensemble (Evensen, 2003) est un schéma de résolution du problème stochastique inverse d'un modèle dynamique, présenté comme une alternative au filtre de Kalman traditionnel (Kalman et al., 1960). La méthode a été introduite d'abord par Evensen (1994), comme une nouvelle méthode d'assimilation de données, basée sur la prédiction des erreurs statistiques en utilisant des méthodes de Monte-Carlo. Sa motivation était de trouver une méthode pour estimer l'évolution de l'erreur de covariance, qui est très coûteuse en calculs et qui est requise à chaque nouvelle mesure dans le temps.

En 1998, Burgers et al. (1998) a démontré l'importance de traiter les observations comme des variables aléatoires, parce que si on applique l'équation d'analyse à chaque membre de l'ensemble de façon directe, l'ensemble mis à jour aura une variance trop faible. Pour l'éviter, il faut mettre à jour chaque membre de l'ensemble en utilisant des observations perturbées indépendamment (Houtekamer et al., 1998; Burgers et al., 1998). Burgers propose, alors, d'ajouter des perturbations aléatoires aux observations pour éviter que la covariance de l'ensemble soit réduite, ce qui ferait que la covariance d'erreur de la moyenne d'ensemble prévue soit aussi réduite. C'est cette approche, des observations perturbées, qu'on utilisera dans le présent travail.

Des modifications ont été suggérées plus tard par Anderson (2001) pour utiliser la méthode EnKF dans le cas où les tailles d'échantillon des ensembles sont trop petites pour donner des statistiques significatives sur la distribution complète de l'état du modèle conditionnel aux observations disponibles. Il développe une méthode appelée Ensemble Adjustment Kalman Filtre (EAKF), qui évite l'ajout de perturbations aux observations.

À partir de 2001, plusieurs articles ont été publiés concernant l'utilisation de EnKF pour l'ingénierie de réservoirs de l'industrie pétrolière (Sebacher et al., 2013; Aanonsen et al., 2009; Arroyo et al., 2006).

Dans le domaine de la microsismique appliquée au suivi de l'injection de fluides, Tarrahi et al. (2012) ont récemment intégré des données microsismiques où ils ont mis à jour *a priori* les ensembles de distribution de perméabilité pour obtenir un nouveau modèle calibré par prédictions.

Ils ont montré comment cette méthode est appropriée pour la caractérisation des propriétés de réservoirs hydrauliques à partir de mesures discrètes du suivi de microséismes.

De la même façon, en 2015, Tarrahi et al. (2015) ont utilisé à nouveau le filtre EnKF pour estimer la perméabilité et la distribution de propriétés géomécaniques d'un réservoir à partir de la réponse microsismique induite par des injections de fluides.

Bouzaglou et al. (2018) présentent une application de l'EnKF à la modélisation numérique d'une expérience surveillée en continu par tomographie à résistivité électrique (ERT). Ils ont pu confirmer que l'EnKF est un outil d'assimilation de données potentiellement puissant qui peut réduire l'incertitude sur les états et les paramètres du système dans un large éventail de processus liés aux eaux souterraines. Ils suggèrent que des études seront nécessaires dans des cas de test réels et à grande échelle.

Même si l'EnKF a été utilisé surtout dans des systèmes dynamiques en météorologie et océanographie, les derniers travaux cités nous montrent comment la méthode peut avoir du succès dans d'autres domaines, comme l'hydrologie et la caractérisation de réservoirs, ce qui nous motive à l'appliquer aux systèmes de surveillance microsismique.

2.5 Motivation de la présente étude

La revue de littérature a permis de mettre en évidence l'importance de surveiller l'activité minière, car elle peut mener à des répercussions potentiellement graves. Ayant pour but d'éviter des catastrophes chez le personnel et l'équipement souterrain, des grands efforts sont mis en place pour éviter des coups de terrain. Des approches liées à l'ingénierie de mine se concentrent à contenir les tensions souterraines pour avoir une structure plus forte. Cependant, ces systèmes ne sont pas parfaits, et il peut arriver des imprévus. De concert avec ces efforts, la surveillance en tout temps de la mine est une des méthodes les plus importantes pour contrôler la situation. Les formes d'onde générées par les explosions pour développement de galeries qui sont enregistrées par les systèmes de surveillance sismique peuvent fournir une évaluation rapide de la précision de l'emplacement du réseau de surveillance sismique. Si le modèle de vitesse constante utilisé par le système était précis, les emplacements des explosions devraient suivre de près le relevé de la mine. Cependant, au fur et à mesure que l'exploitation minière progresse, les vitesses sismiques varient et le modèle initial de vitesse devient inexact. L'exploitation minière peut entraîner des vides et des changements dans les propriétés de la masse rocheuse (reflétés sous forme de vitesses sismiques), provoquant la propagation des ondes dans des conditions considérablement différentes de leur origine (Simser et al., 2015).

Nous proposons une solution pour mettre à jour des modèles de vitesse 3D en mesurant l'effet du changement des contraintes de la masse rocheuse traduites en changements de vitesse des ondes sismiques. Cette variable complémentaire peut être incorporée dans des algorithmes

de prévisions de coups de terrain. Certaines techniques de surveillance sont disponibles, mais ces techniques sont coûteuses en calcul et prennent trop de temps pour servir d'outil de prédiction d'explosions de roche. La reconstruction des images de vitesse des ondes dans une mine de roche dure à une fréquence de trois mois à l'aide d'événements sismiques a montré des résultats prometteurs et a suggéré d'augmenter l'échantillonnage spatial et temporel pour fournir des données plus fiables et utiles aux opérations minières. Dans ce travail, les temps de parcours microsismiques seront assimilés au fur et à mesure, produisant des mises à jour du modèle de vitesse presque en temps réel, augmentant ainsi la résolution temporelle des méthodes actuellement existantes de manière rapide et efficace.

Nous utilisons l'Ensemble Kalman Filter pour calculer les mises à jour du modèle de vitesse de la zone en temps réel, une méthode reconnue pour son coût de calcul abordable (Evensen, 2003). Son application permettra d'identifier où se produisent les changements de vitesse, en plus de localiser les hypocentres, mettant ainsi en évidence les zones où la masse rocheuse est sous contrainte et où un danger potentiel peut être attendu. Cela aidera les exploitants miniers à mieux prévoir les explosions de roche, suffisamment à l'avance pour protéger les travailleurs.

3 MÉTHODOLOGIE

Pour évaluer l'assimilation de données microsismiques en temps réel à des fins de surveillance minière, nous proposons une boucle d'assimilation numérique des événements sismiques dans le temps (voir dans figure 3.1) qui permet de mettre en évidence les changements de contraintes pouvant mener à des dangers. Le processus se base sur deux piliers fondamentaux : premièrement, une intégration des données disponibles sera effectuée pour reconstruire un modèle de vitesse initial en trois dimensions. Cette tâche sera mise en place en faisant de la simulation séquentielle gaussienne (SGS) pour créer un ensemble des modèles de vitesse P et S. Ils seront ensuite mis à jour par une méthode d'assimilation de données temporelle qui a obtenu des succès dans d'autres domaines, soit le Filtre de Kalman d'Ensemble (EnKF) (Evensen, 1994). Les sections suivantes décrivent les différentes étapes du workflow.

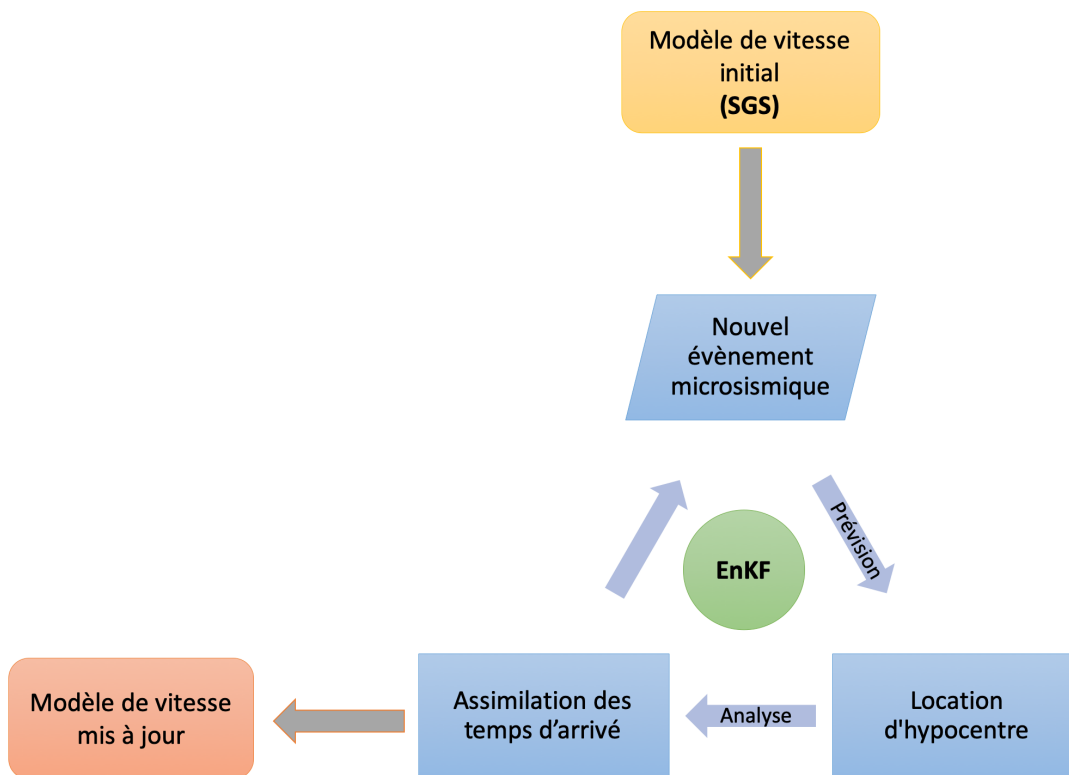


Figure 3.1 : Description du processus global.

3.1 Simulation Gaussienne Séquentielle

Les vitesses des ondes sismiques nous permettent d'évaluer les propriétés mécaniques des massifs rocheux car elles sont liées aux modules élastiques de la roche. D'abord, le premier pas de l'approche proposée dans cette thèse pour la surveillance minière est la création d'un ensemble de modèles de vitesse initial. Idéalement, ces modèles tridimensionnels contiendront toute l'information géophysique et géologique disponible, comme par exemple des diagraphies soniques ou modèles géologiques 3D. Ces modèles doivent couvrir tout l'espace de la distribution de vitesse spatiale possible. C'est pourquoi les simulations géostatistiques sont particulièrement adaptées car elles maximisent l'entropie. Les SGS permettent de générer plusieurs modèles de vitesses équiprobables (voir schéma de la Figure 3.2) honorant les données initiales de vitesse mesurées en forage, tout en préservant l'histogramme et le variogramme déterminés à partir de ces mesures. (Journel, 1994). En pratique, l'algorithme se déplace d'un point à un autre à travers une grille, calculant la distribution des valeurs possibles et tirant un échantillon aléatoire (mais tout à fait plausible) de cette distribution. Après avoir simulé une valeur à un emplacement, il se déplace ensuite vers un autre emplacement, choisi au hasard parmi les emplacements où la simulation n'a pas encore été effectuée. À chaque nouvel emplacement, il répète la procédure, en utilisant toutes les valeurs précédemment simulées comme points de données qui influencent le calcul de la distribution des valeurs possibles à cet emplacement suivant.

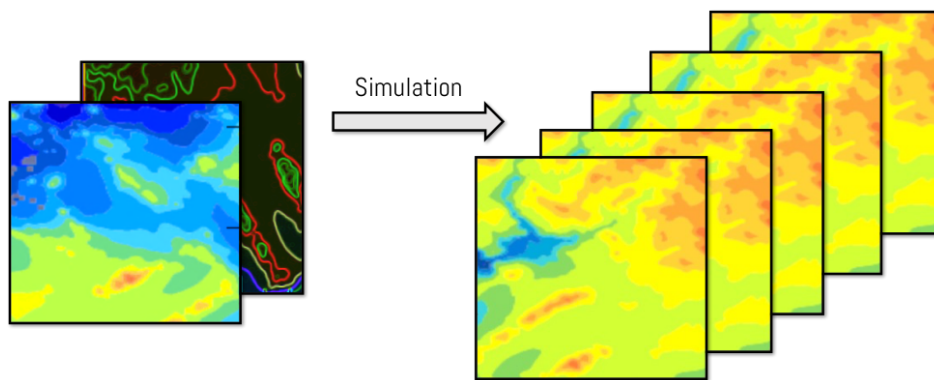


Figure 3.2 : Schéma à titre illustratif d'une simulation

Plus en détail, la première étape de la SGS commence par la définition d'une grille, couvrant la région d'intérêt, et un chemin aléatoire pour éviter tout biais. Ensuite, les étapes suivantes sont exécutées (voir Figure 3.3) :

1. Faire une anamorphose gaussienne des données
2. Calculer le modèle expérimental et modéliser le variogramme théorique.
3. Pour chaque noeud de la grille (choisi aléatoirement), effectuer les étapes suivantes :

Avec les valeurs mesurées et les valeurs précédemment simulées, calculer la moyenne et la variance par krigeage simple pour construire la distribution de probabilité conditionnelle locale (lcdp)

Tirer aléatoirement une valeur provenant de la lcpd

Ajouter la valeur simulée à l'ensemble de données pour reproduire la covariance entre toutes les valeurs simulées

4. Recommencer à l'étape 4 pour visiter tous les noeuds dans un ordre aléatoire.
5. Effectuer la transformation inverse des données de la réalisation afin d'obtenir la distribution des données dans leur espace d'origine

Plusieurs réalisations sont effectuées en répétant les étapes précédentes avec une séquence différente du chemin aléatoire, générant ainsi des résidus différents pour chaque nœud simulé. Chaque réalisation a une probabilité égale, c'est-à-dire que les réalisations sont équiprobables. L'utilisation des SGS assure que chaque réalisation reproduise les données, l'histogramme et le variogramme modélisé à partir des données initiales.

Une fois la SGS terminée, les réalisations vont constituer l'ensemble de modèles de vitesses initiales qui vont être mis à jour à partir de l'assimilation des données par filtre de Kalman d'Ensemble.

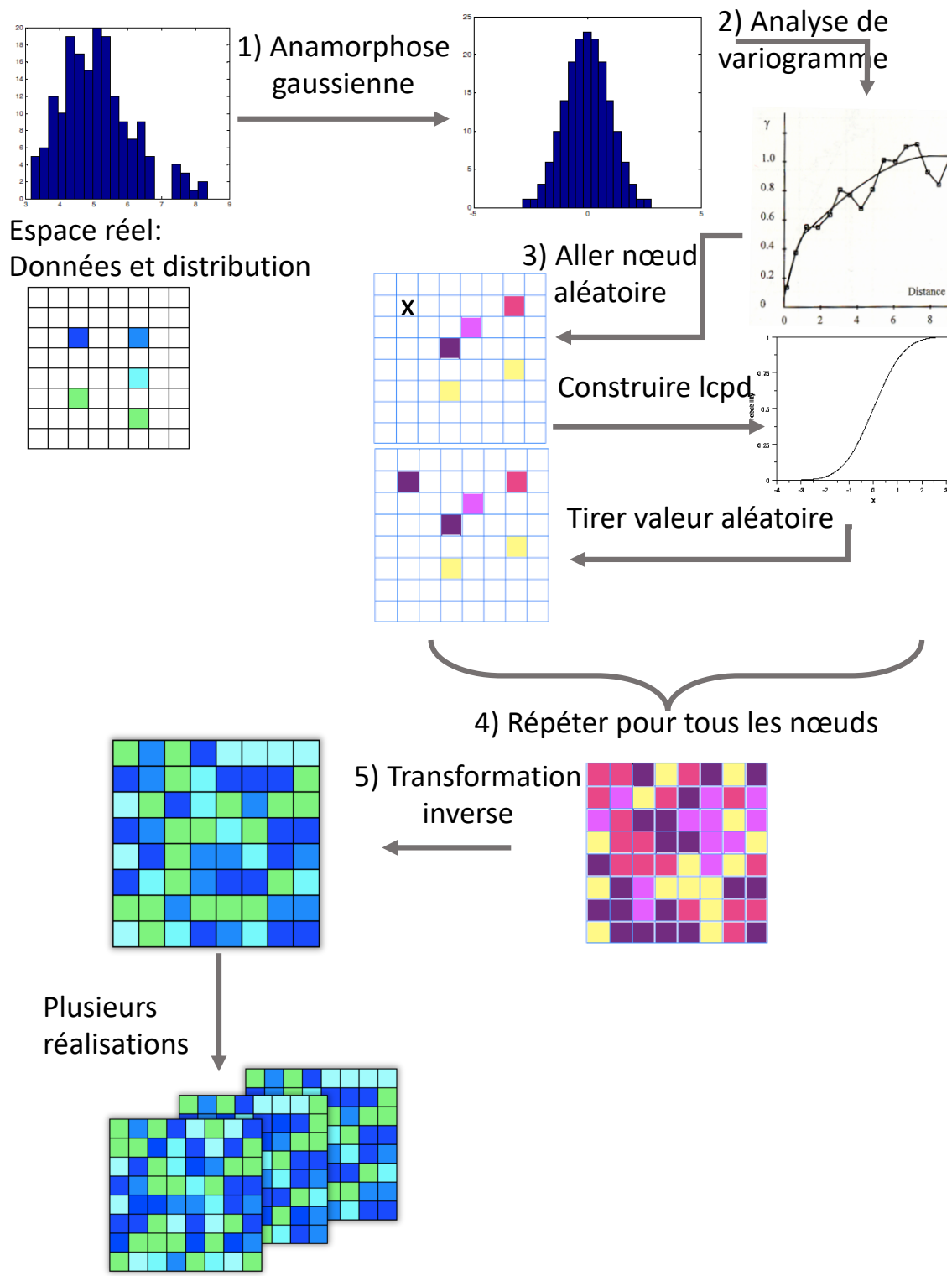


Figure 3.3 : Schématisation de la simulation gaussienne séquentielle. Image inspirée de Pycrz et al. (2014)

3.2 Assimilation des données : le Filtre de Kalman d'Ensemble

La vitesse sismique aux alentours de la mine, et les modèles de vitesse ne sont pas statiques, mais ils évoluent simultanément avec l'évolution de la mine (Coccia et al., 2013). C'est pour cela qu'une mise à jour des modèles de vitesse, générés à l'étape précédente avec SGS, sera effectuée.

Le filtre de Kalman d'Ensemble (Evensen, 2003) est un schéma de résolution du problème stochastique inverse d'un modèle dynamique, introduit comme une alternative au filtre de Kalman traditionnel (Kalman et al., 1960) (Annexe A). Il permet d'incorporer les observations des variables à travers un processus de conditionnement dans lequel les paramètres et la réponse dynamique sont mis à jour à chaque fois que des nouvelles observations sont disponibles (Chen et al., 2009), comme illustré à la Figure 3.4. En conséquence, il permet de générer des réalisations d'un champ aléatoire conditionné à des observations dynamiques (Felipe et al., 2015).

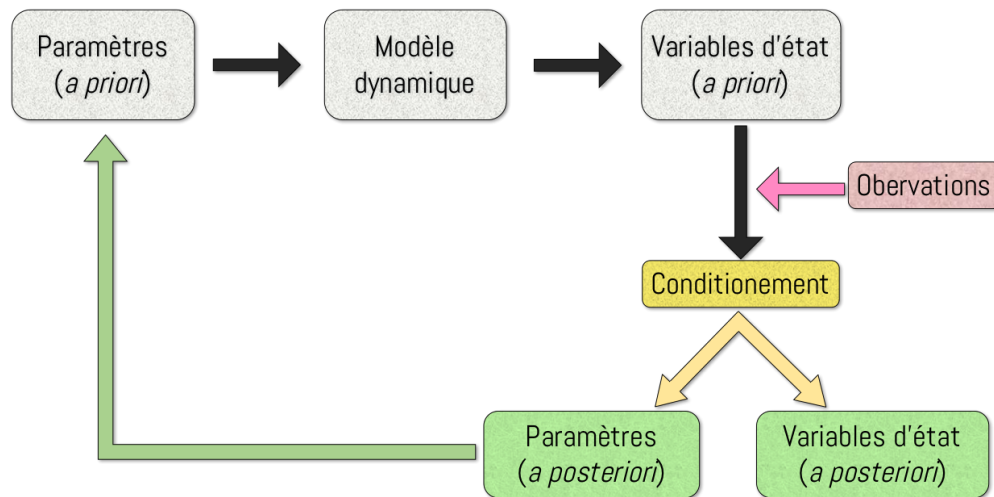


Figure 3.4 : Illustration du filtre de Kalman d'Ensemble.

Les trois éléments clés de l'assimilation des données (voir Annexe A), sont :

- Variables d'état (x) : les champs de vitesse des ondes P (V_p)
- Observations (y) : les temps de parcours (tt) des ondes sismiques enregistrées au niveau des géophones situés dans la mine et ses environs
- Fonction dynamique f : l'inversion des temps de parcours pour déterminer l'hypocentre

La fonction d'observation h est le calcul des temps de parcours à partir du modèle de vitesse. Cela permet d'observer les états cachés, constituant un modèle de Markov caché (HMM) : une séquence d'états possibles liés entre eux par la loi de prévision, illustrée à la Figure 3.5. À partir d'un modèle de vitesse initial V_p0 à $t = t_0$, on procède à la prévision de son évolution au temps $t = t_1$. Une fois que nous aurons des observations, elles seront assimilées pour corriger les prédictions.

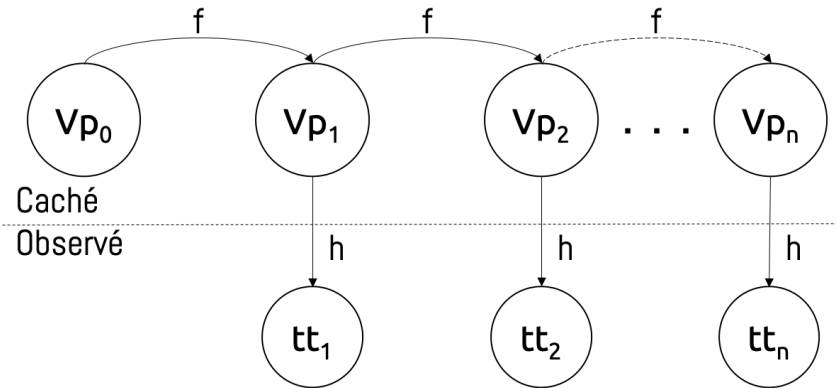


Figure 3.5 : Schéma montrant la succession dans le temps d'états cachés liés ensemble par une loi de prévision, qui ne sont connus que par des observations.

L'implémentation du filtre de Kalman implique une étape de prévision suivie d'une étape d'analyse. La première étape consiste en l'utilisation d'un modèle de propagation d'états pour prédire la moyenne et la covariance des états dans le prochain pas de temps. Dans la deuxième étape, la moyenne et la covariance prédite sont mises à jour en utilisant des observations dynamiques. Ces deux étapes (illustrées dans la Figure 3.6) sont répétées jusqu'à ce que toutes les observations soient assimilées. Particulièrement dans le filtre de Kalman d'Ensemble, les états et mesures sont représentés par un ensemble de réalisations de leurs distributions respectives (Tarrahi et al., 2015).

La procédure du filtre EnKF commence avec un ensemble de modèles initiaux ("vecteurs d'états") :

$$\mathbf{E} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N\}, \quad (3.1)$$

représentant l'ensemble de modèles initiaux avec N membres individuels de l'ensemble. Dans notre cas, ceux-ci sont les modèles de vitesse créés par simulation gaussienne séquentielle.

Pour un ensemble donné, on définit ses anomalies comme :

$$\mathbf{A} = \{\mathbf{x}_1 - \bar{\mathbf{x}}, \mathbf{x}_2 - \bar{\mathbf{x}}, \dots, \mathbf{x}_N - \bar{\mathbf{x}}\} \quad (3.2)$$

où $\bar{\mathbf{x}}$ dénote la moyenne exacte de l'ensemble :

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}_n.$$

Pour nous, les anomalies $(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})$ sont les changements de vitesse dans notre modèle pour chaque nouvel événement qui arrive.

Comme mentionné avant, l'EnKF consiste en une application récursive d'étapes de prédiction et d'analyse. Pour un indice de temps implicite t donné, le pas de prédiction propage \mathbf{x}_n^a dans le temps à travers un modèle dynamique de prévision f et ajoute une réalisation de bruit simulé, \mathbf{q}_n :

$$\mathbf{x}_n^f = f(\mathbf{x}_n^a) + \mathbf{q}_n \quad (3.3)$$

ou

$$\mathbf{E}^f = f(\mathbf{E}^a) + \mathbf{D}$$

où $\mathbf{E} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N]$ est l'ensemble, de taille N , contenant les variables d'état, les exposants f et a signifient respectivement prévus et analysés et les colonnes de \mathbf{D} sont indépendantes et identiquement distribuées (iid) à partir de la distribution normale $\mathbf{q}_n \sim N(0, \mathbf{Q})$. L'ensemble prévisionnel est interprété comme la meilleure estimation prévisionnelle de l'état (Gillijns et al., 2006).

La deuxième étape est l'étape d'analyse. Lorsque de nouvelles observations sont disponibles, elles sont incorporées pour ajuster l'ensemble en fonction de la différence entre les observations (\mathbf{y}) et les variables prédites ($h(\mathbf{E}^f)$), proportionnellement à la matrice de gain Kalman (\mathbf{K}). Cette matrice contient des informations sur la covariance des ensembles (Raanes, 2015). Cette étape est écrite :

$$\mathbf{x}_n^a = \mathbf{x}_n^f + \mathbf{K}\{\mathbf{y} - r_n - h(\mathbf{x}_n^f)\} \quad (3.4)$$

ou

$$\mathbf{E}^a = \mathbf{E}^f + \mathbf{K}\{\mathbf{y}\mathbf{1}^T - \mathbf{D}_{obs} - h(\mathbf{E}^f)\},$$

où $\mathbf{1}$ est un vecteur de uns et \mathbf{D}_{obs} contient les perturbations d'observation proposées par Burgers et al. (1998) pour éviter une réduction significative de l'étalement de l'ensemble, tirées d'une distribution normale $N(0, \mathbf{R})$ avec une moyenne nulle et une covariance \mathbf{R} égale à la matrice de covariance d'erreur de mesure. La matrice de gain de Kalman \mathbf{K} , qui est essentiellement un rapport de covariances, est calculée comme

$$\mathbf{K} = \mathbf{A}\mathbf{Y}^T(\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T + (N - 1)\mathbf{R})^{-1},$$

où $\mathbf{Y} = h(\mathbf{E}^f)(\mathbf{I} - \mathbf{1}\mathbf{1})^T/N$ représentant les anomalies d'ensemble observées.

La Figure 3.6 illustre les étapes qui viennent d'être expliquées.

3.3 La fonction de prévision (f)

Un des défis les plus difficiles de cette recherche était de définir le modèle dynamique pour faire la prévision des modèles de vitesse dans le temps. Visant à prévoir l'état du système au temps $t+1$, il faut faire la transition de chaque vecteur d'état du temps t au temps $t+1$ en utilisant la fonction de

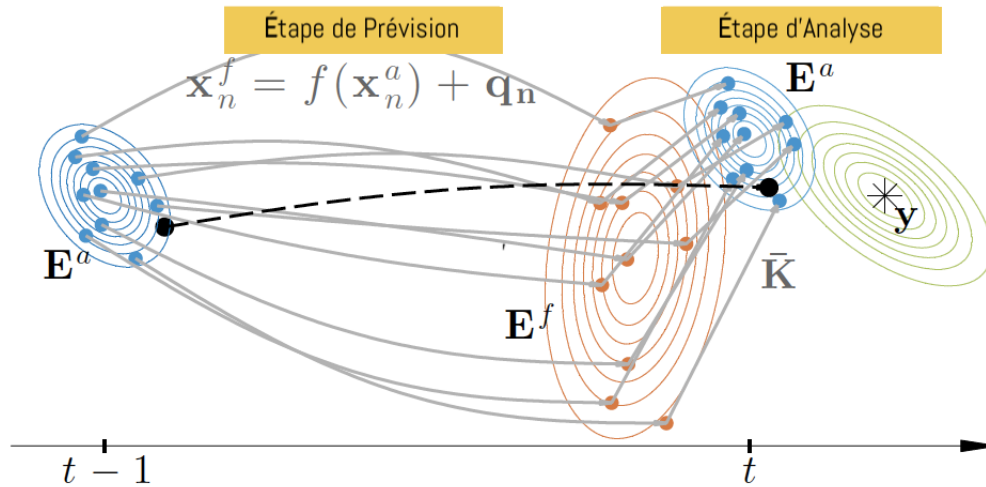


Figure 3.6 : Illustration du cycle d'assimilation EnKF (Raanes, 2015). Les exposants a et f indiquent : analyse et prévision respectivement. E sont les ensembles et y les observations.

transfert f (modèle dynamique). La vitesse du sous-sol change à cause de l'activité minière, et ce changement de vitesse peut se produire à tout moment et en tout lieu. Notre hypothèse est que les événements sismiques précurseurs, avant un coup de terrain, peuvent être utilisés pour surveiller les changements de vitesse. Nous supposons que là où ces événements de faible magnitude se produisent, la vitesse peut changer, en raison du relâchement des tensions et du déplacement de la masse rocheuse. Par conséquent, nous proposons de prévoir les modèles de vitesse d'abord en localisant les hypocentres puis en permettant aux valeurs de vitesse de changer de manière aléatoire autour de cet emplacement. L'étape de prévision est ainsi implémentée en deux étapes :

1. Localisation des événements : effectuée en inversant rapidement les nouveaux temps de parcours acquis aux géophones (expliqués ci-dessous).
2. Perturbation du modèle de vitesse : une fois l'hypocentre localisé, ses coordonnées sont utilisées comme point central pour une zone où les modèles de vitesse des ensembles sont modifiés. La perturbation est calculée en faisant fluctuer la taille de la zone et les valeurs de vitesse.

3.3.1 Localisation des événements

La microsismique se base sur les temps d'arrivée des ondes P et S, et en ayant un modèle de vitesse préliminaire, cherche à retrouver l'emplacement d'un événement microsismique (comme illustré dans la figure 3.7).

Dans ce travail on utilise le package `hypopy` (Giroux, 2020), qui localise les hypocentres pour un modèle de vitesse constante, en utilisant à la fois les temps d'arrivée des ondes P et S. L'algorithme cherche les paramètres d'hypocentre t , x , y et z à partir d'un hypocentre initial estimé

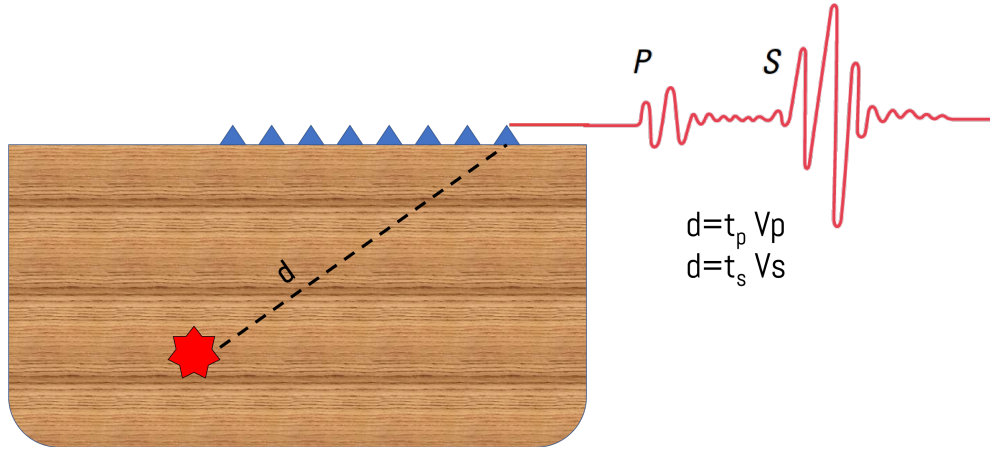


Figure 3.7 : Utilisation des ondes sismiques pour localiser des événements

$h_0 = (t_0, x_0, y_0, z_0)$, des modèles de vitesse V_p et V_s pour les ondes P et S respectivement et temps d'arrivée observés aux géophones.

Soit (x_i, y_i, z_i) les coordonnées des capteurs i , et $\Delta d_i = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2 + (z_i - z_0)^2}$ représente la distance entre l'hypocentre initial et chaque capteur, les temps d'arrivée calculés à la station i à partir de la location initiale d'essai sont

$$t_i^c = \frac{\Delta d_i}{v} + t_0$$

les résidus des temps de propagation sont $r_i = t_i^o - t_i^c$. On suppose que ces résidus sont dus à l'erreur dans la solution d'essai et les corrections nécessaires pour les rendre nulles sont Δx , Δy , Δz et Δt . Si on calcule les corrections correspondantes des temps de parcours en rapprochant la fonction de temps de parcours par une série de Taylor en utilisant uniquement le premier terme, les résidus peuvent maintenant s'écrire :

$$r_i = (\partial T / \partial x_i) \Delta x + (\partial T / \partial y_i) \Delta y + (\partial T / \partial z_i) \Delta z + \Delta t \quad (3.5)$$

où $T(x_i, y_i, z_i, x_0, y_0, z_0) = \Delta d_i / v$, ou en forme matricielle :

$$\mathbf{r}_i = \mathbf{H} \Delta \mathbf{h} \quad (3.6)$$

où \mathbf{r}_i est le vecteur de résidus, $\Delta \mathbf{h}$ contient les corrections entre les paramètres initiaux et les vrais et \mathbf{H} est la matrice des dérivés partielles avec 1 dans la dernière colonne correspondant au terme de correction du temps d'origine.

L'équation 3.6 représente un ensemble d'équations linéaires avec 4 inconnues (corrections à l'hypocentre et au temps d'origine), et il y a une équation pour chaque temps de phase observé. Le système est résolu avec les techniques standard des moindres-carrés et la solution d'essai d'origine est ensuite corrigée avec ces résultats. Cette nouvelle solution est ensuite utilisée comme

solution d'essai pour une prochaine itération. Ce processus d'itération se poursuit jusqu'à ce qu'un point d'arrêt prédéfini soit atteint. Le processus itératif converge généralement rapidement à moins que les données soient mal configurées ou que l'estimation initiale soit très éloignée de la meilleure solution mathématique (Havskov et al., 2012).

Cette méthode a alors l'avantage de fournir de façon simple et presque instantanée, une bonne approximation de la position des événements. À ce stade du schéma, ce n'est pas l'objectif de faire une inversion très précise, mais plutôt une estimation, pour utiliser ces coordonnées pour définir la zone où l'ensemble de modèles de vitesse sera altéré, comme fonction de prévision.

3.3.2 Perturbation de la vitesse

La perturbation dans les modèles de vitesse fait sur l'ensemble initial est illustrée dans la Figure 3.8 et expliquée par la suite. Pour chaque membre de l'ensemble, une zone de perturbation sera définie centrée en la position de l'hypocentre inversé à l'étape précédente et avec un rayon variant de 50 m à 100 m, en fonction des erreurs maximales de localisation de l'événement dans les registres minières. Dans cette région un changement de vitesse est appliqué aléatoirement pour chaque membre de l'ensemble augmentant ou décroissant la vitesse jusqu'à un maximum de 10% , valeur choisie selon les études précédentes sur les changements de vitesse des ondes sismiques dans les mines (Baig et al., 2017). Permettant à la vitesse d'augmenter ou de diminuer dans des zones plus grandes ou plus petites centrées sur l'emplacement de l'hypocentre de manière aléatoire, ces perturbations constituent le bruit simulé q de l'équation (3.3).

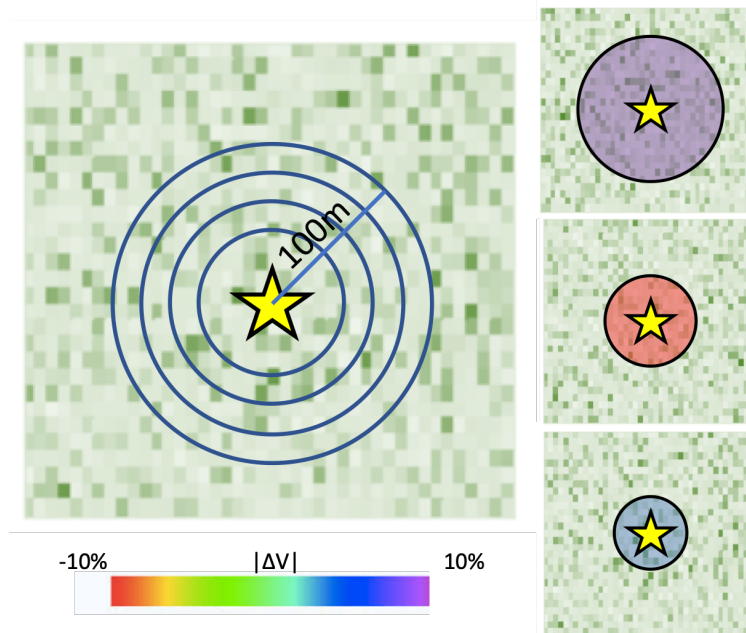


Figure 3.8 : Perturbation aléatoire de la vitesse pour chaque membre de l'ensemble.

3.4 La fonction h : tracé de rais

Pour prévoir les observations $h(\mathbf{E}^f)$ de l'équation (3.4), on effectue un tracé de rais sur les modèles de vitesse prédits.

Le tracé de rais est une méthode de calcul de la trajectoire des ondes sismiques à travers un milieu à vitesse de propagation variable. Il existe plusieurs méthodes pour trouver le temps de trajet entre deux points spécifiés (source-récepteur) à travers des structures 3D, telles que : le tir de rayons, la flexion des rayons ou des techniques de différence finie ou de théorie des graphes qui nécessitent des valeurs de lenteur définies à des points de grille fixes (généralement espacés de manière égale) dans le modèle (Shearer, 2009). Dans ce travail, nous utilisons les méthodes du plus court chemin (*Shortest-Path Method*, SPM), calculant les premières arrivées dans une grille de cellules rectilignes, en utilisant la théorie des graphes utilisé pour connecter chaque nœud à ses voisins. Les connexions à l'intérieur du graphe reçoivent une longueur égale au temps de trajet le long de celui-ci. Par conséquent, en vertu du principe de Fermat qui stipule qu'un rayon sismique suit la courbe de temps de parcours minimum (Sheriff et al., 1995), le chemin le plus court entre deux points dans le graphe peut être considéré comme une approximation de la trajectoire du rai (Giroux et al., 2013), comme illustré dans la Figure 3.9.

Nous avons choisi cette approche, car elle convient aux modèles de vitesse à contraste élevé (Bai et al., 2007), ce qui est le cas de cette étude. L'implémentation du tracé de rais se fait à l'aide du package `ttcr` (Giroux, 2018). Ayant pour but de réduire le temps de calcul, le parallélisme a été mis en œuvre lors de l'exécution du tracé de rais. Pour chaque événement, le tracé de rais doit être effectué N fois, une fois pour chaque membre de l'ensemble. L'exécution de la fonction de tracé de rais a été parallélisée à travers plusieurs processus (threads), ce qui est plus rapide qu'une boucle de N itérations. Cette recherche a été effectuée sur deux stations de travail différents. D'un côté, certains tests ont été faits sur un laptop équipé d'un processeur Intel Core i7 à 2 cœurs. D'autres calculs étaient faits sur une station de travail équipée de deux processeurs Intel Xeon E5-2680 à 10 cœurs avec hyperthreading activé, et la parallélisation était paramétrée à 40 processus.

Le tracé de rais n'est pas seulement calculé à l'étape de prévision, mais également plus tard, comme contrôle qualité. Les temps de parcours pour les modèles de vitesse analysés sont calculés et comparés au temps de parcours réels. Si cette différence est faible, cela indique que le modèle analysé est apte à représenter le modèle de vitesses réelles, car il est capable de reproduire les données réelles.

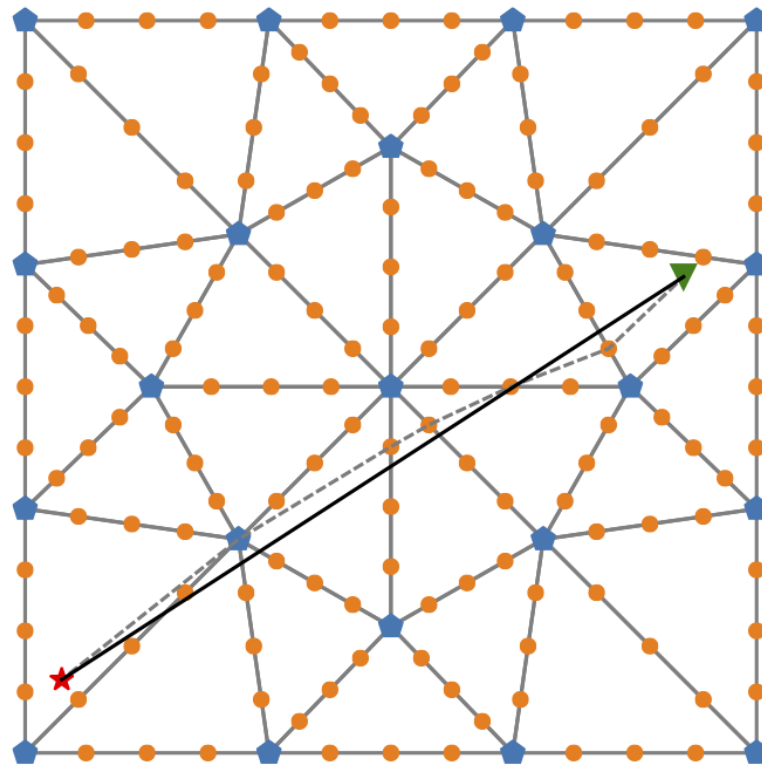


Figure 3.9 : Approximation du trajet d'un rai à l'aide des nœuds primaires (bleu) et secondaires (orange) pour un modèle homogène. Le vrai rai est indiqué par la ligne noire et son approximation par la ligne grise en pointillés (Giroux et al., 2013)

4 CAS SYNTHÉTIQUE

Pour examiner les performances de la méthode proposée pour prévoir les coups de terrain, on a commencé par la tester avec des données synthétiques. L'objectif de ces tests est de voir si la méthode permet en effet d'observer des changements de vitesse sismique. Il est aussi important de mesurer le temps nécessaire pour faire la mise à jour du modèle de vitesse, en espérant qu'elle sera assez rapide, pour être capable d'utiliser les changements de vitesse précurseurs comme signe d'alarme pour prévoir les coups de terrain.

Les éléments nécessaires pour tester la méthode synthétiquement sont listés ci-dessous et expliqués dans la prochaine section :

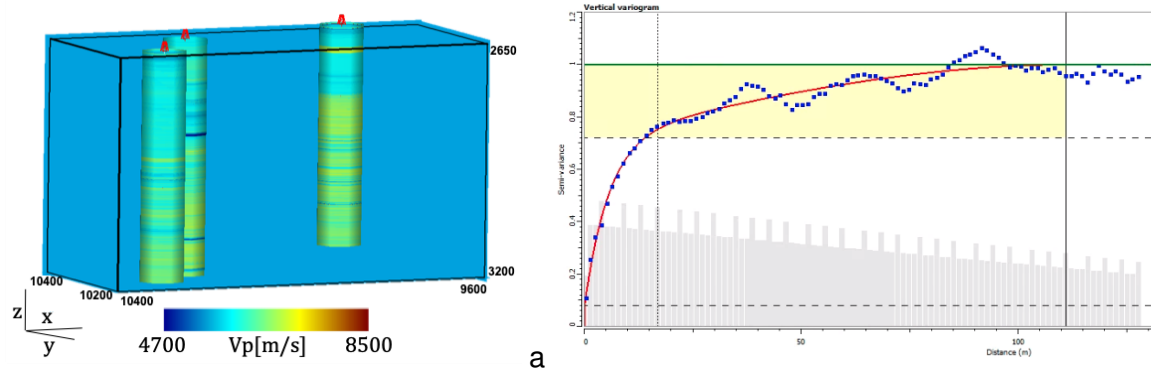
- Modèle 3D de vitesse
- Réseau de géophones
- Événements sismiques
- Temps d'arrivée des ondes P et S enregistrés dans les capteurs

4.1 Définition du cas synthétique

On a commencé par générer un modèle tridimensionnel de vitesse homogène et 3 puits synthétiques, créés pour imiter le comportement statistique d'un vrai puit (illustré dans la Figure 4.1). À l'aide du logiciel GOCAD, 100 simulations ont été effectuées par Simulation Séquentielle Gaussienne. Pour ce faire, un modèle théorique du variogramme a été ajusté sur les données de forages, de façon à reproduire son comportement dans les simulations. La figure 4.1 illustre les éléments mentionnés et la table 4.1 présente un résumé des propriétés générales.

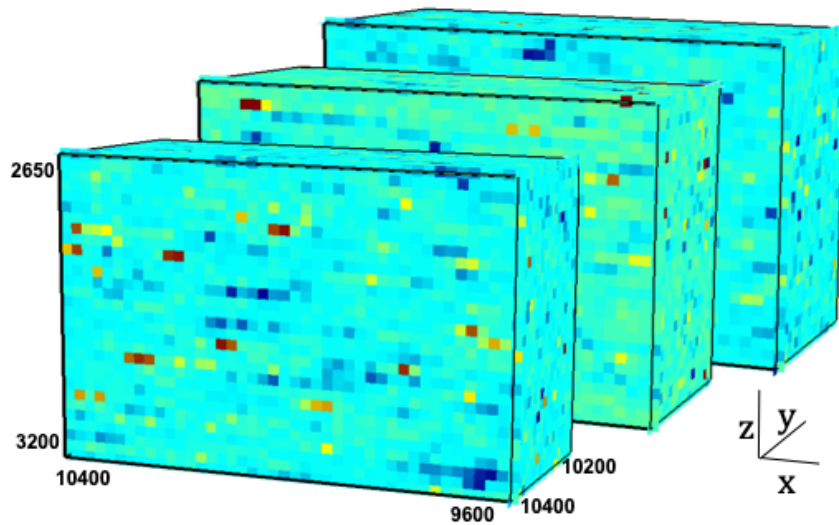
Dimensions (m)	840x380x580
N de cellules	25800
Taille de cellules (m)	20
Moyenne (m/s)	6002
Écart type	161
Variogramme	Sphérique + Exponentielle
Seuil	1
Effet pépite	0.079

Tableau 4.1 : Paramètres de l'ensemble initial



(a) Modèle 3D de vitesse homogène et trois puits V_p utilisés comme entrée de la SGS

(b) Variogramme expérimental (points bleus) et théorique (en rouge) ajusté



(c) Trois des cent modèles V_p simulés par SGS, choisis au hasard.

Figure 4.1 : Éléments pour la SGS et échantillon de l'ensemble initial. Les valeurs de vitesse sont représentées par la même échelle de couleur.

La configuration d'acquisition se compose de 30 récepteurs répartis irrégulièrement sous terre (comme illustré dans la Figure 4.2), imitant un système de surveillance microsismique typique dans les mines (Collins et al., 2014). Pour les besoins de la technique proposée, on n'est pas intéressé à la forme d'onde, uniquement aux temps d'arrivée, donc les seuls paramètres d'intérêt des récepteurs sont leur position. Les parcours de voyage synthétiques sont générés avec le package `ttcr` (Giroux, 2018) et un bruit supplémentaire est ajouté, échantillonné à partir d'une distribution normale standard avec un écart type de 1 ms, qui est l'erreur de la pointé.

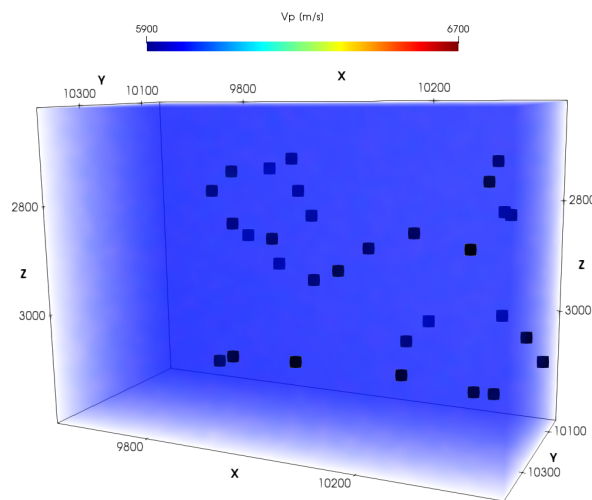


Figure 4.2 : Distribution des géophones.

Pour simuler les changements possibles de contraintes dans la mine, on génère des événements aléatoires. En supposant que les changements de vitesse sont notables surtout autour des hypocentres, on modifie le modèle initial de vitesse pour qu'il varie aléatoirement en taille et valeur dans une zone centrée aux hypocentres, comme expliqué à la section 3.3. À partir de ce modèle de vitesse modifié, on procède à générer les temps de trajets synthétiques, constituant les données synthétiques. Quatre événements ont été simulés pour tester la méthode dans des situations différentes et ils sont énumérés ci-dessous :

Expérience	N d'évènements	Changement de vitesse	Rayon zone affectée
Test1	3	+30%	50m
Test2	1	+10%	50m
Test3	1	0	-
Test4	6	+5% /+10%	25m/50m/100m

4.1.1 Test 1

En se basant sur le modèle de vitesse constante initial, on simule l'occurrence de trois événements consécutifs dans le temps, comme illustré à la Figure 4.3. Ce modèle modifié est celui qu'on cherche à trouver. Pour le premier test, on a essayé des conditions extrêmes, où chaque événement cause une augmentation de vitesse de 30%, dans une sphère centrée sur l'hypocentre, d'un rayon de 50 m.

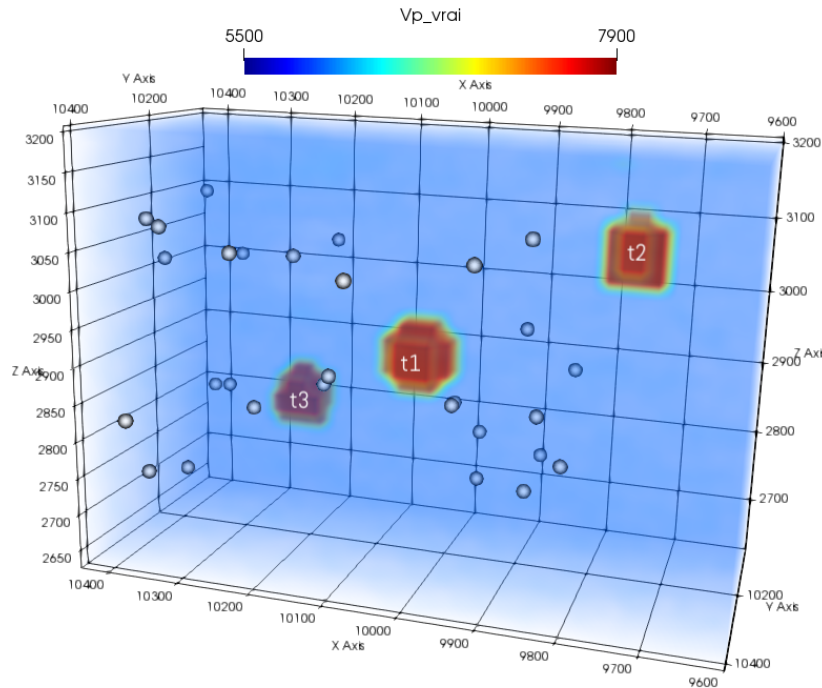


Figure 4.3 : "Vrai" modèle de vitesse (V_p), et les perturbations causées par trois événements différents consécutifs dans le temps. Les points blancs représentent les récepteurs

La méthode commence par l'ensemble initial E_0 de 100 réalisations SGS de vitesse de la figure 4.1 (c), et en inversant les temps d'arrivée du premier événement, procède à faire la prévision de l'ensemble initial, générant l'ensemble de modèles de vitesses prévues E^f , comme montré à la Figure 4.4.

Sur chacun des 100 modèles de vitesse prédits, les temps d'arrivées de l'hypocentre inversé sont générés par tracé de rais. Ensuite, on compare les temps prédits avec les temps "vrais", pour arriver aux ensembles analysés E^a . Comme résultat de ces deux étapes (prévision suivie d'analyse), on s'attend à voir le changement de vitesse causé par le premier événement (t1) dans les ensembles analysés. Pour illustrer les résultats, on présente la différence entre les modèles analysés et initiaux. La moyenne des ensembles est montrée dans la Figure 4.5. On peut voir que la méthode permet de voir clairement le changement de vitesse causé par l'événement, où 1400m/s représente 25% d'augmentation de vitesse.

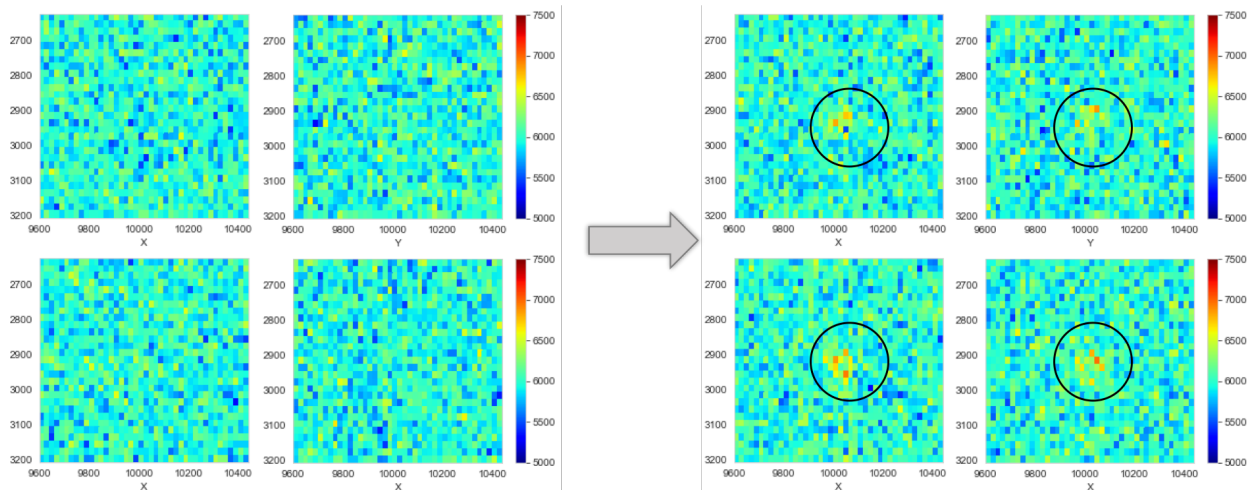


Figure 4.4 : (à gauche) 4 membres de l'ensemble des modèles initiaux. (à droite) 4 membres de l'ensemble des modèles prévus.

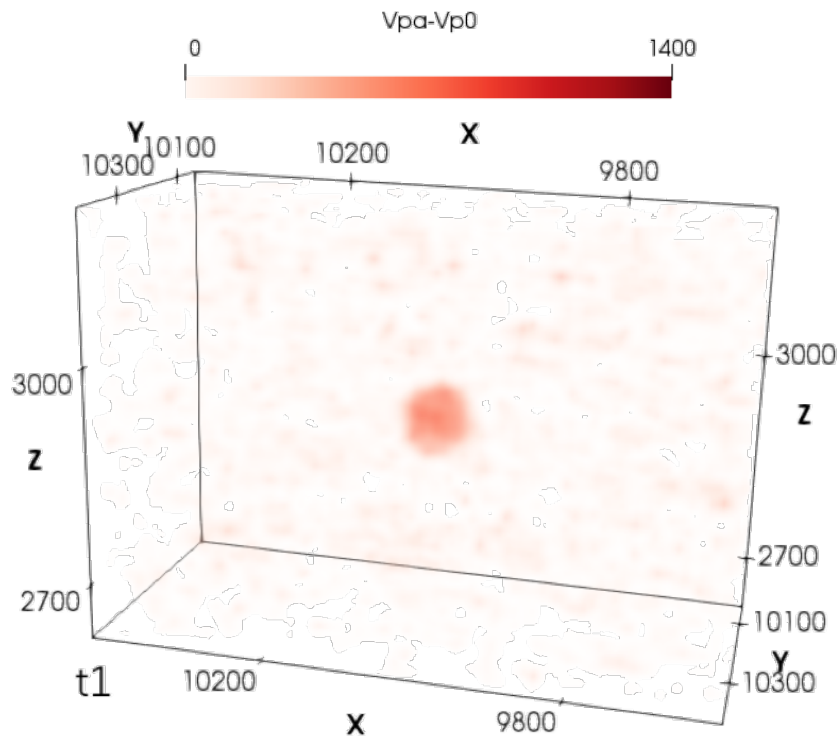
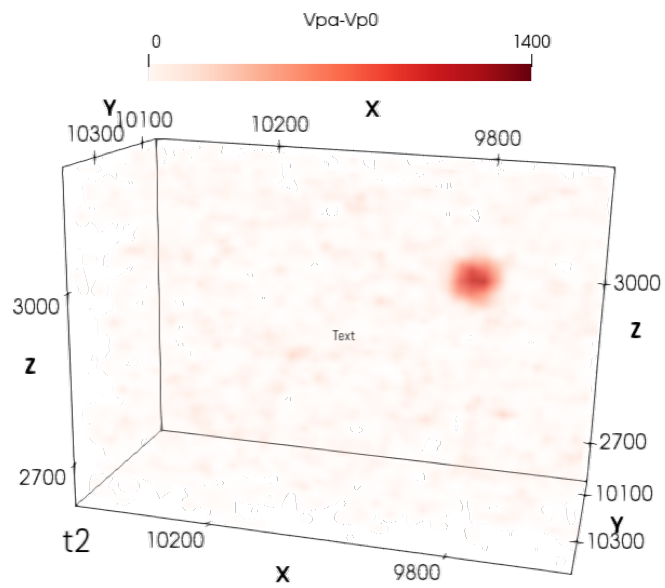
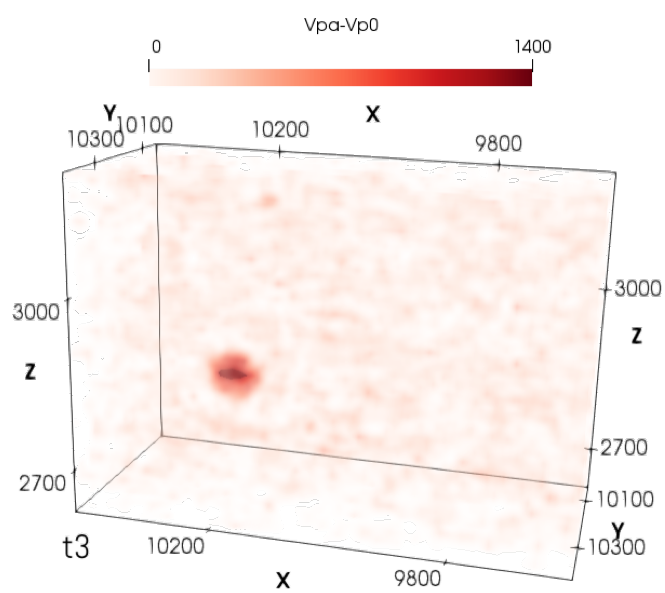


Figure 4.5 : Augmentation de vitesse trouvée par la méthode pour l'événement 1 du Test 1.

Ensuite, on prend l'ensemble des modèles analysés comme modèle initial, et on procède à répéter les pas de prévision et d'analyse mentionnés, pour assimiler les deux prochains événements. En faisant cela, on veut évaluer si la méthode est capable de distinguer les nouveaux événements comme des changements séparés, ou s'il va être affecté par le fait que maintenant le modèle contient une région de haute vitesse. Heureusement, les résultats étaient positifs, comme montré à la Figure 4.6. Les événements qui ont eut lieu aux temps t_2 et t_3 sont bien reconnus par la méthode, comme deux événements indépendants.



(a) t_2

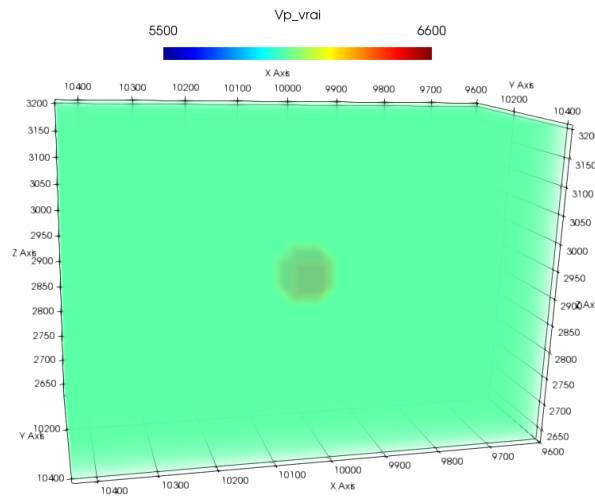


(b) t_3

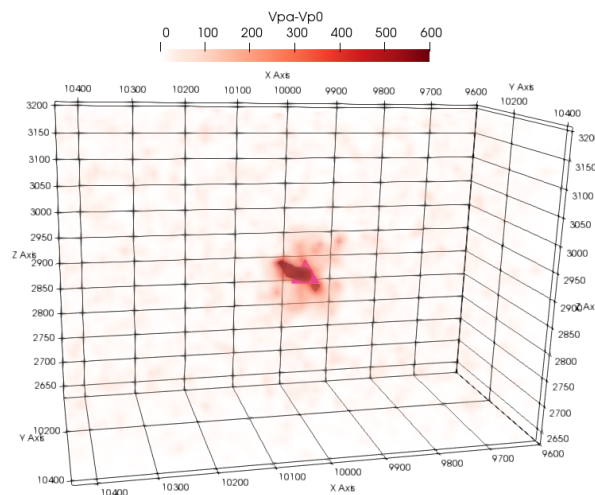
Figure 4.6 : Changement de vitesse trouvé par la méthode pour les événements 2 et 3 du Test 1.

4.1.2 Test 2

Pour cette expérience, on voulait évaluer si la méthode est aussi capable de détecter des changements de vitesse plus réalistes, c'est-à-dire plus faibles. À cet effet, inspirées des études de prévisualisation sur les changements de vitesse des ondes sismiques dans les mines (Baig et al., 2017), on a choisi une augmentation de vitesse de 10 %. Le changement de vitesse produit par l'événement dans une sphère d'un rayon de 50 m centrée sur l'événement, est montré dans la figure 4.7. La différence de vitesse obtenue grâce à l'algorithme est également exposée (en haut à droite).



(a) Vraie vitesse

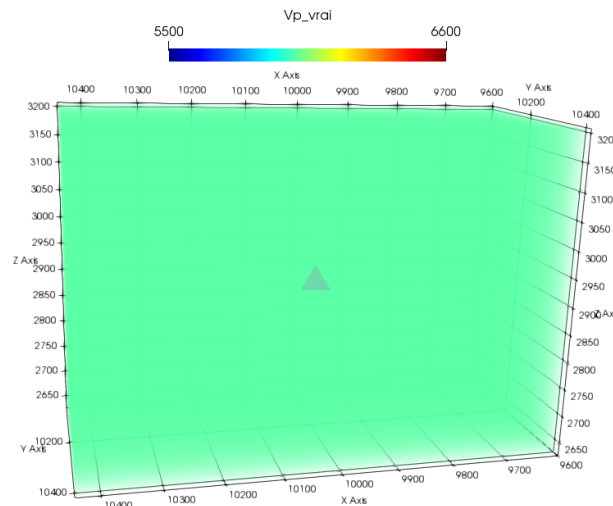


(b) Différence de vitesse après analyse

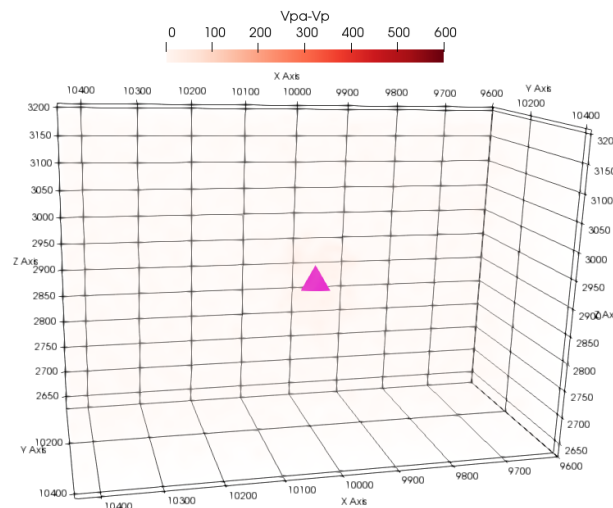
Figure 4.7 : (a) Modèle de vitesse réelle, la sphère rouge implique une augmentation de vitesse par rapport au modèle de référence. (b) Différence de vitesse obtenue grâce à l'algorithme, 600m/s représente une augmentation de 10% en vitesse.

4.1.3 Test 3

Cette expérience consiste à évaluer si la fonction de prévision influence le résultat, en forçant un changement de vitesse autour de l'hypocentre. Pour vérifier si c'est le cas, on observe ce qui se passe si un événement microsismique se produit, mais il ne provoque pas de changement de vitesse dans son environnement, comme le montre la figure 4.8.



(a) Vraie vitesse



(b) Différence de vitesse après analyse

Figure 4.8 : (a) Modèle de vitesse réelle, la sphère rouge implique une augmentation de vitesse par rapport au modèle de référence. (b) Différence de vitesse obtenue grâce à l'algorithme.

La méthodologie proposée permet de localiser l'hypocentre et, comme voulu, ne voit pas cet événement microsismique comme un changement de vitesse comme le montre la figure 4.8.

4.1.4 Test 4

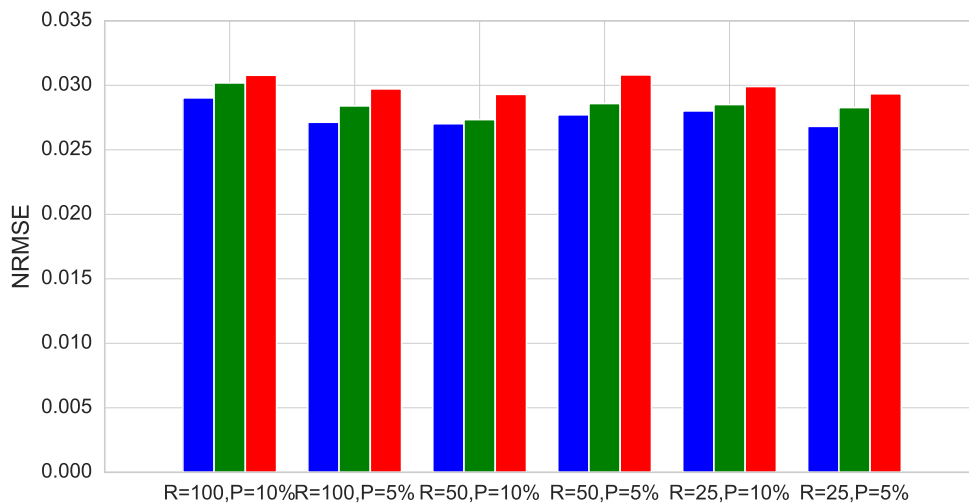
Cette expérience a pour but d'analyser quantitativement les résultats. Pour ce faire, plusieurs configurations ont été testées combinant :

- Nombre de récepteurs : 30, 25, 15
- Rayons de la sphère : 100 m, 50 m, 25 m
- Pourcentage de changement de vitesse : 10 %, 5 %

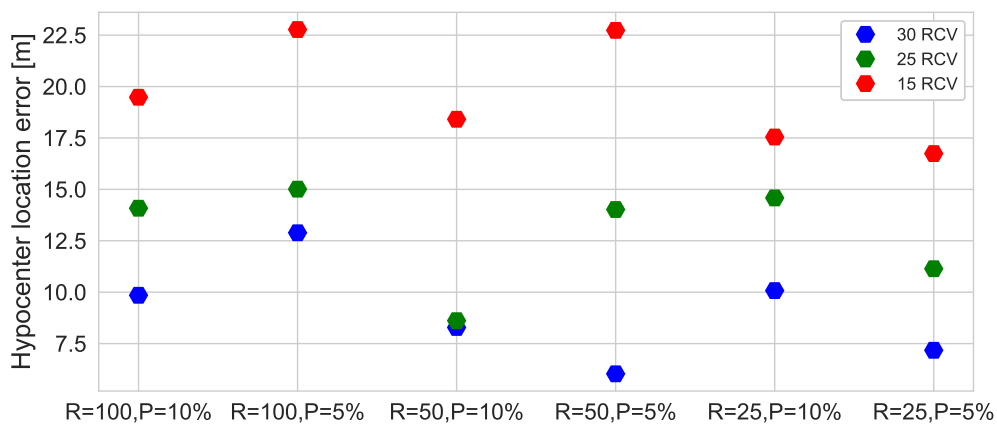
L'erreur quadratique moyenne normale (NRMSE) entre le modèle de vitesse réelle et les modèles mis à jour avec la méthode proposée a été calculée comme suit :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (E^a_i - V_{true})^2}{N}} \quad (4.1)$$
$$NRMSE = \frac{RMSE}{V_{true}}$$

La Figure 4.9 (a) montre comment pour tous les cas, le NRMSE est toujours inférieur à 0,03, ce qui est un bon résultat en regardant les valeurs dans la littérature (Nasr et al., 2020; Baechle et al., 2007). De plus, la précision du modèle de vitesse finale augmente avec un nombre plus élevé de récepteurs. Ceci est directement lié à l'emplacement de l'hypocentre, qui s'améliore également avec le nombre de récepteurs, comme le montre la Figure 4.9 (b).



(a) Erreur NRMS entre les modèles de vitesse analysés et réels



(b) Erreur de localisation de l'hypocentre

Figure 4.9 : Erreur NRMS sur le modèle de vitesse et erreur de localisation de l'hypocentre pour différents rayons, changement de vitesse et nombre de récepteurs.

4.2 Résumé des résultats

Sur un ensemble de modèles de vitesse homogènes, différentes situations ont été simulées pour évaluer la méthode proposée dans cette recherche. L'objectif de la méthode est d'être capable de mettre à jour le modèle de vitesse des ondes sismiques dans le sous-sol après avoir été soumis à des altérations, souvent liées à des changements dans les conditions de contraintes. Pour étudier ces changements de contraintes, on a simulé différents scénarios de monitoring, dont les ondes sismiques associées se sont propagées dans un milieu où la vitesse s'est vu affectée. Pour tous les cas, notre méthode s'est montrée capable de voir ces changements de vitesse, en assimilant uniquement les temps de parcours des ondes.

De plus, le temps de calcul est rapide, ce qui est l'une des caractéristiques souhaitées. Dans les exemples présentés ici, le temps de calcul entre l'arrivée de chaque nouvel événement micro-sismique et la mise à jour du modèle de vitesse de 25800 cellules n'a pris que 3 minutes sur un ordinateur portable, ce qui est proche de la tentative en temps réel cherchée dans ce travail.

5 CAS RÉEL

Après les résultats positifs pour les cas synthétiques, nous testons les limites et le potentiel de la méthode avec des données réelles provenant d'une mine de roche dure au Canada.

5.1 La mine NRS

Nickel Rim South Mine (NRS) est une mine de cuivre-nickel située à 22 km au nord-est de Sudbury, Ontario, Canada, entre l'aéroport régional de Sudbury et le lac Wanapitei (Figure 5.1). Elle fait partie du Sudbury Integrated Nickel Operations (Sudbury INO), et est en exploitation depuis 2009.

La caractéristique la plus remarquable et économiquement significative de la géologie de la région de Sudbury est le bassin de Sudbury, une signature elliptique de 60 x 25 km causée par un impact météorique ayant eu lieu au Protérozoïque moyen (McLean et al., 2005). La minéralisation de Sudbury s'est formée lors du refroidissement de la roche en fusion.

La structure de Sudbury est située à la jonction de trois provinces géologiques distinctes, comme montré à la Figure 5.2 : la marge sud de la province archéenne supérieure, la marge nord de la province sud protérozoïque et la marge nord de la province de Grenville protérozoïque tardif.

La suite de roches de la structure de Sudbury peut être divisée en trois grands groupes constitués de 1) les roches de l'éponte inférieure, 2) le complexe igné de Sudbury (SIC) et 3) les brèches de repli post-impact et les roches sédimentaires remplissant le bassin. Le SIC est au centre de l'exploration, du développement minier et de la production de minerais de Ni-Cu-PGE depuis plus d'un siècle. Il existe deux mines souterraines de nickel-cuivre à Sudbury : Nickel Rim South et Fraser. La mine Nickel Rim South est actuellement la plus grande exploitation minière de Sudbury. Le gisement a été découvert en 2001 et a été rapidement mis en production en 2009 (Jalbout et al., 2014). Le nickel et le cuivre sont les principaux métaux, mais le cobalt et les métaux précieux tels que l'or, l'argent, le platine et le palladium sont également produits. La combinaison d'une géologie favorable, d'une minéralisation connue et d'indications géophysiques a amélioré le ciblage menant à la découverte du gisement Nickel Rim South, situé à une profondeur relativement modérée de 1 100 à 1 700 m sous la surface (McLean et al., 2005). Nickel Rim South (NRS) est une mine moderne utilisant exploitation et rebouchage par remblai comme moyen d'extraction. Le gisement NRS est structurellement complexe. Bien qu'il n'y ait pas de cisaillement ductile dans la mine, il existe trois grands systèmes de failles fragiles : les failles orientées nord-sud et à inclinaison abrupte, les failles à angle faible et les failles à inclinaison abrupte frappante nord-est et sud-ouest. En conjonction avec des contraintes élevées *in situ* et induites par l'exploitation minière, la fracture et la sismi-

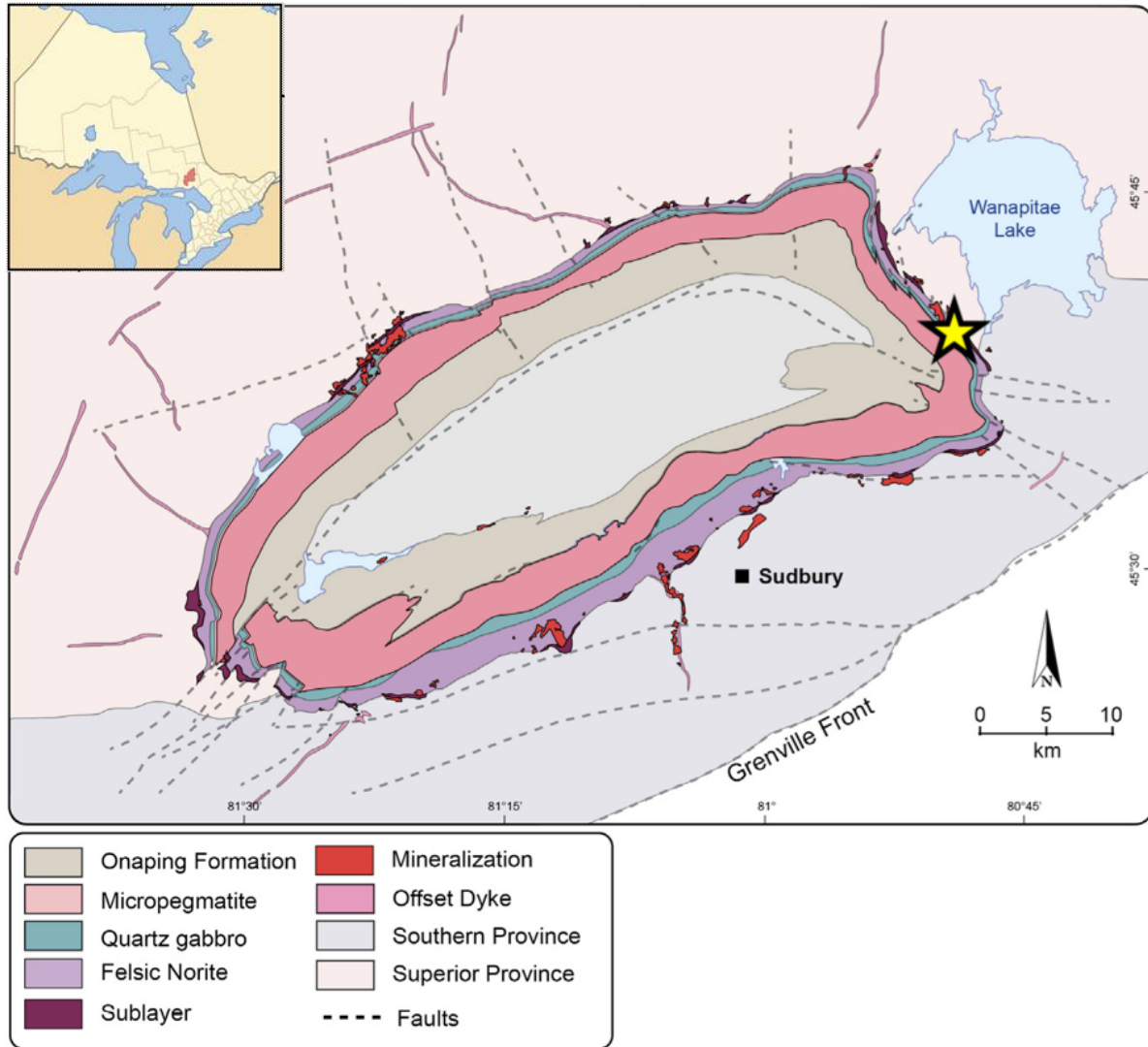


Figure 5.1 : Carte montrant la position de la mine NRS (étoile jaune) et sa géologie environnante à Sudbury, Ontario (Lightfoot, 2016)

citée de la roche sont une réponse caractéristique de la masse rocheuse (Abolfazlzadeh et al., 2017). Bien que les incidents soient rares, la sismicité induite par l'exploitation minière entraîne parfois des problèmes de stabilité sous forme de coups de terrain ou de chutes au sol induites par des microséismes, qui peuvent potentiellement avoir des impacts importants sur la sécurité. La surveillance sismique est devenue le principal outil géomécanique pour suivre et comprendre la réponse de la masse rocheuse à l'exploitation minière et pour fournir une rétroaction à court terme pour le dynamitage et les grands événements sismiques. La mine Nickel Rim South étant une mine récente, elle a l'avantage d'avoir un système sismique planifié dès les premiers stades. En conséquence, un réseau microsismique très dense a été installé au début de la vie de la mine, fournissant des informations utiles aux ingénieurs de contrôle au sol pour évaluer la réponse de la masse rocheuse à l'exploitation minière (Simser et al., 2015). Ce système de surveillance microsismique fourni par ESG Solutions est illustré dans la Figure 5.3. Les galeries typiques mesurent

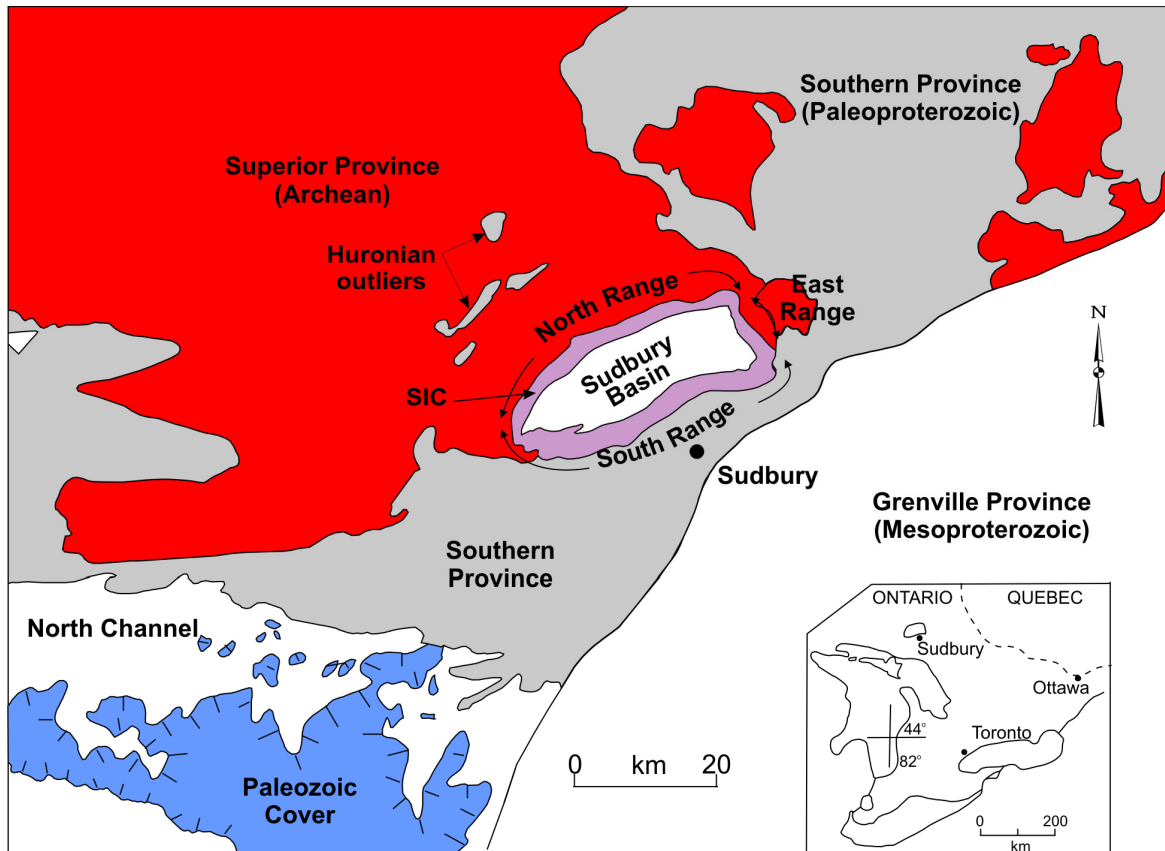


Figure 5.2 : Carte montrant le cadre régional de la structure de Sudbury (Rousell et al., 2009)

5 x 5 m. Au total, 44 capteurs composés de 28 accéléromètres uniaxiaux, 2 géophones uniaxiaux 15 Hz et 14 géophones triaxiaux 15 Hz surveillent un volume d'environ 350 m Nord / Sud sur 375 m Est / Ouest sur 585 m de vertical. L'espacement moyen des capteurs est de 120 m. Ce système enregistre des données en continu et est capable de capturer des événements sismiques avec une magnitude de moment aussi faible que -2.0.

Les formes d'onde générées par les explosions de développement qui sont enregistrées par les systèmes de surveillance sismique peuvent fournir une évaluation et calibration rapide de la précision de l'emplacement du réseau de surveillance sismique. Cependant, au fur et à mesure que l'exploitation minière progresse, la propagation des ondes est progressivement affectée par les zones minées. L'exploitation minière peut entraîner des cavités qui peuvent être remblayés ou pas. Les ondes peuvent traverser une roche fortement fracturée dont les propriétés de la masse rocheuse, traduites sous forme de vitesses sismiques, peuvent différer considérablement de leur état d'origine (Simser et al., 2015). Pour cette raison, l'algorithme développé dans cette thèse est prometteur, puisqu'il permet d'évaluer les changements de vitesse au fur et à mesure que les opérations progressent.

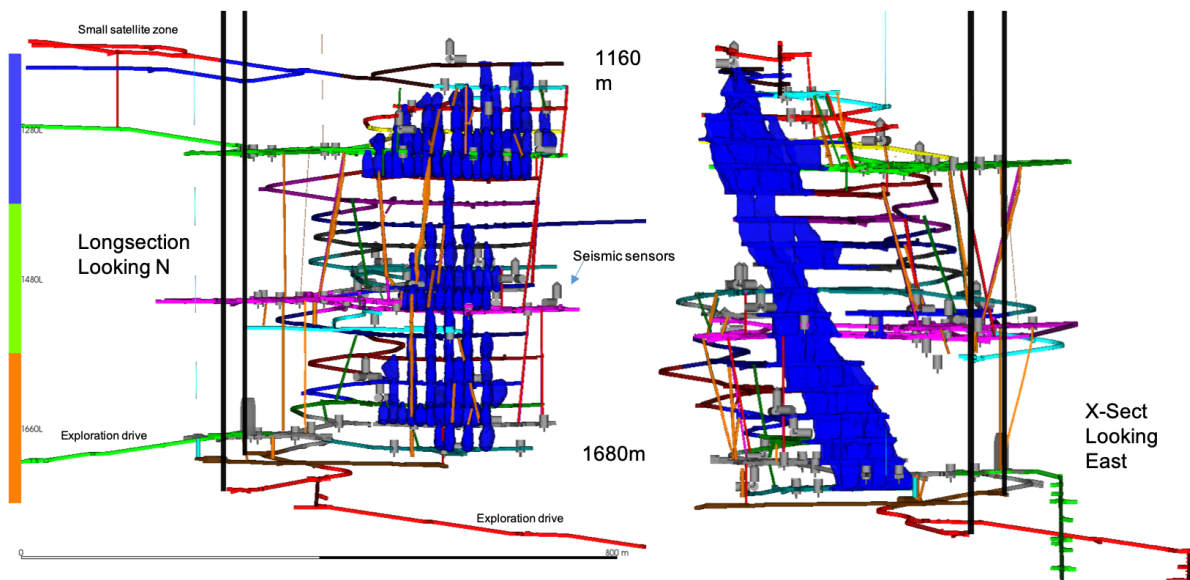


Figure 5.3 : Vues longitudinales (à gauche) et en coupe (à gauche) des emplacements des capteurs uniaxiaux et triaxiaux (gris). Les chantiers minés sont indiqués en bleu et les tunnels sont indiqués en différentes couleurs (image fournie par ESG solutions et NRS).

5.2 Ensemble initial

Rappelons le schéma d'algorithme, où la première étape est la création de l'ensemble initial de la vitesse sismique. Celui généré à l'aide de la SGS utilisant comme base le modèle 3D de vitesse V_p fourni par ESG solutions, montré dans la Figure 5.4. Cinq domaines géologiques majeurs ont été considérés dans ce modèle, reconnaissant la variation significative de leurs propriétés sismiques : deux domaines rocheux hôtes ("Felsic gneiss" et "Norite"), deux domaines représentant la minéralisation (minéralisation de cuivre et minéralisation de nickel) et le chantier minier ("chantiers"). Des SGS seront complétées dans chacune des zones pour créer un ensemble de modèles stochastiques de vitesse V_p . Les vitesses sismiques effectives de chaque domaine ont été initialement estimées à l'aide des informations sur les propriétés de la roche, des diagraphies acoustiques, puis optimisées en utilisant les données sismiques d'étalonnage fournies par le site. Jusqu'à 491 explosions avec des emplacements connus ont été utilisées pour optimiser le modèle de vitesse sismique dans cette analyse. Des explosions de calibration et des capteurs en vue directe les uns des autres ont été utilisés pour estimer les vitesses sismiques effectives de chaque domaine. La précision de la localisation de l'événement est évaluée en comparant la différence de localisation absolue entre les coordonnées connues de l'explosion d'étalonnage et l'estimation. Avec le modèle final et ses méthodes de localisation, l'erreur de localisation absolue est de 13 ± 7 mètres.

Pour la simulation, on a utilisé une diagraphie acoustique provenant d'un forage situé à côté du modèle, qui représente la géologie du modèle. On a imité le comportement statistique de cette

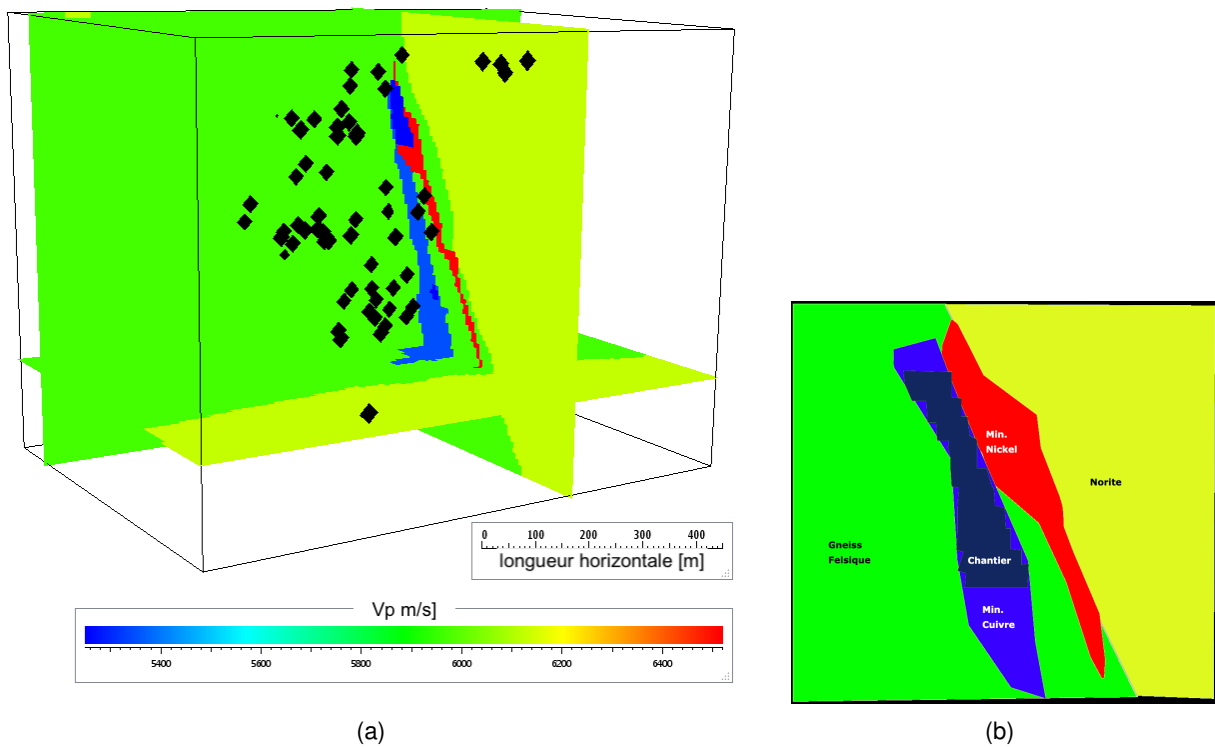
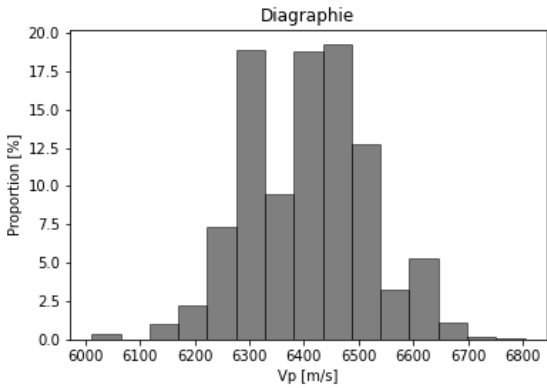
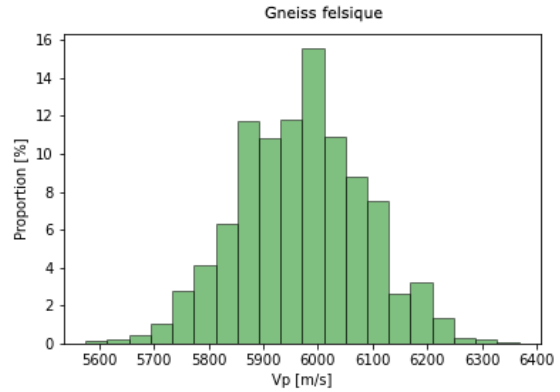


Figure 5.4 : (a) Modèle 3D de vitesse fourni par ESG et position de récepteurs. (b) Section verticale montrant les différentes unités et le chantier.

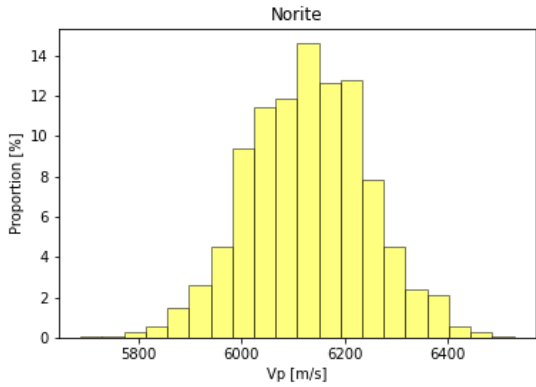
diagraphie pour créer quatre diagraphies synthétiques de V_p à l'intérieur de notre modèle. La Figure 5.5 montre les histogrammes des valeurs de vitesse de la diagraphie originale et des puits simulés pour chaque unité. On s'est assuré que les forages simulés passent par toutes les régions en question (Fig. 5.6(a)).



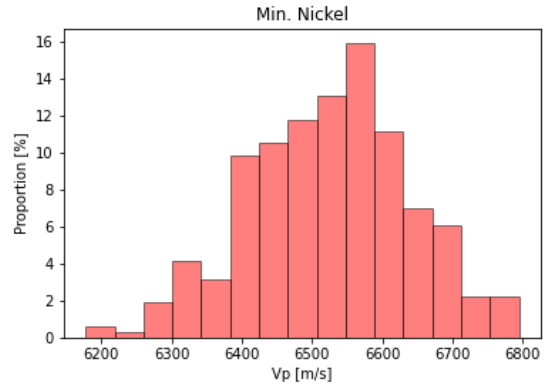
(a)



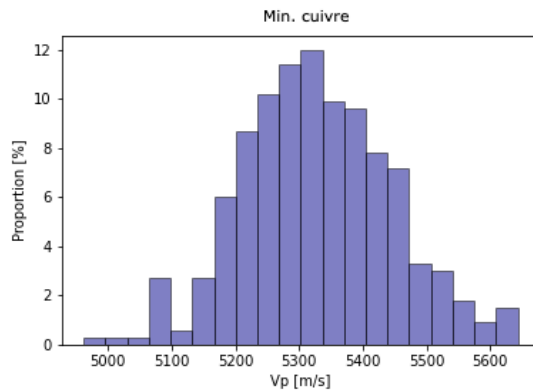
(b)



(c)



(d)

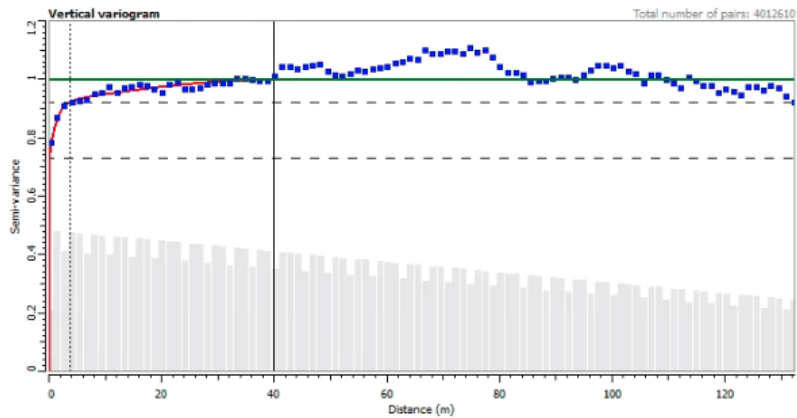


(e)

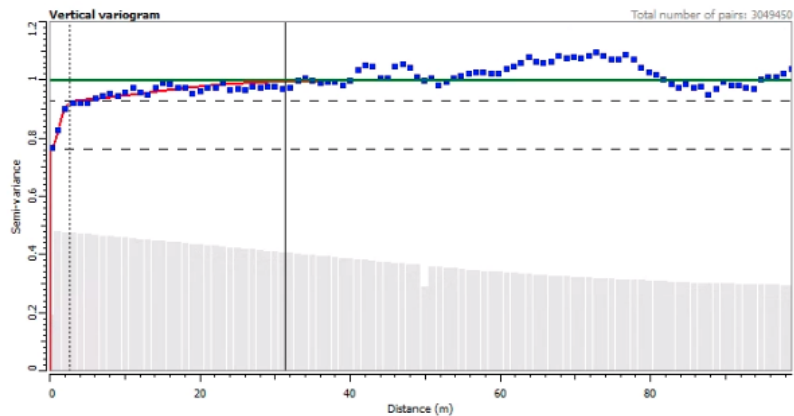
Figure 5.5 : Histogrammes des valeurs de vitesse des ondes P pour différentes unités.



(a) Forages simulés



(b) Variogramme pour la région Norite



(c) Variogramme pour la région Felsic Gneiss

Figure 5.6 : (a) Forages simulés à partir du puit réel hors de la région pour implémenter avec SGS, (b,c) Variogramme vertical pour deux régions géologiques différentes, en bleu variogramme expérimental, en rouge variogramme théorique ajusté.

Pour chaque région du modèle, on a calculé le variogramme et ajusté un variogramme théorique. Les exemples pour les plus grandes régions sont montrés dans la Figure 5.6

Finalement, cent réalisations ont été créés par SGS pour bâtir d'ensemble initial sur la grille uniforme du modèle Vp de ESG. Les propriétés du modèle sont résumées dans le Tableau 5.1, et cinq membres de l'ensembles sont illustrés dans la Figure 5.7 à titre d'exemple.

	Total	Norite	Gneiss Felsique	Min. cuivre	Min. nickel	Chantiers
Dimensions (m)	1100x800x850	-	-	-	-	-
Taille Cellules	10	-	-	-	-	-
N de Cellules	773226	387005	372138	6416	4306	3361
Moyenne (m/s)	6030	6131	5970	5350	6520	1745
Écart Type	303	115	115	115	115	115
Variogramme	-	Sph. + Exp.	Gauss.	Sph. + Exp.	Sph. + Exp.	-
Seuil	-	1	1	1	1	-
Effet pépite	-	0.73	0.76	2.9×10^{-06}	2.9×10^{-06}	-

Tableau 5.1 : Paramètres de l'ensemble initial

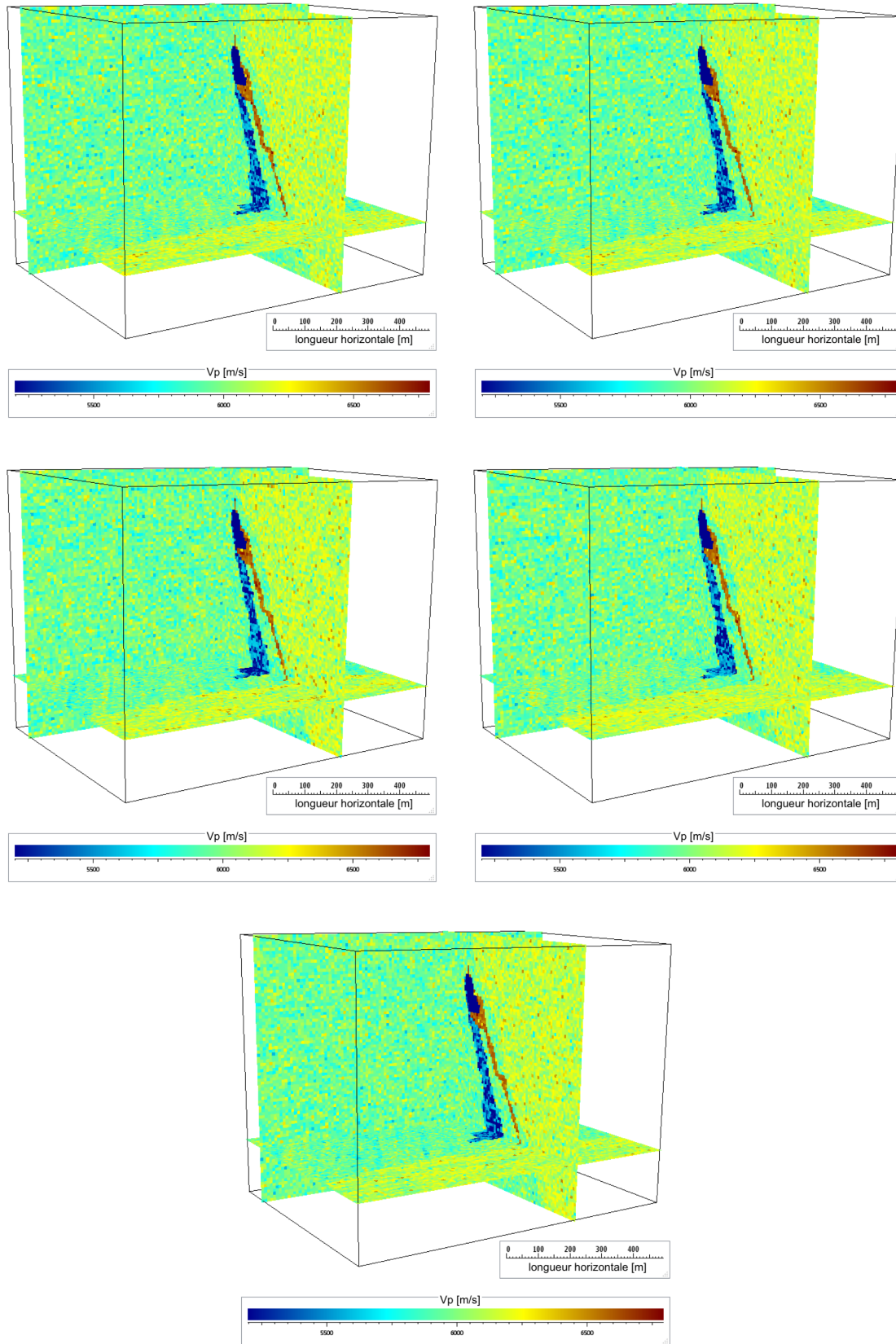


Figure 5.7 : 5 réalisations tirées des 100 membres de l'ensemble initial de modèles de vitesse Vp faits par SGS

5.3 Données réelles

La base de données microsismique consiste en fichiers de données SEG-Y pour une période de deux mois, comprenant des événements d'amplitudes différentes, y compris un coup de terrain. 40 capteurs monocomposants et 16 capteurs triaxiaux étaient disponibles dans la mine pendant cette période, et ont enregistré à la fois les ondes P et S. Les temps d'arrivée ont déjà été sélectionnés soit par un algorithme avancé de traitement automatique, soit par un interpréteur humain. Quelques traces sont montrées dans la Figure 5.8.

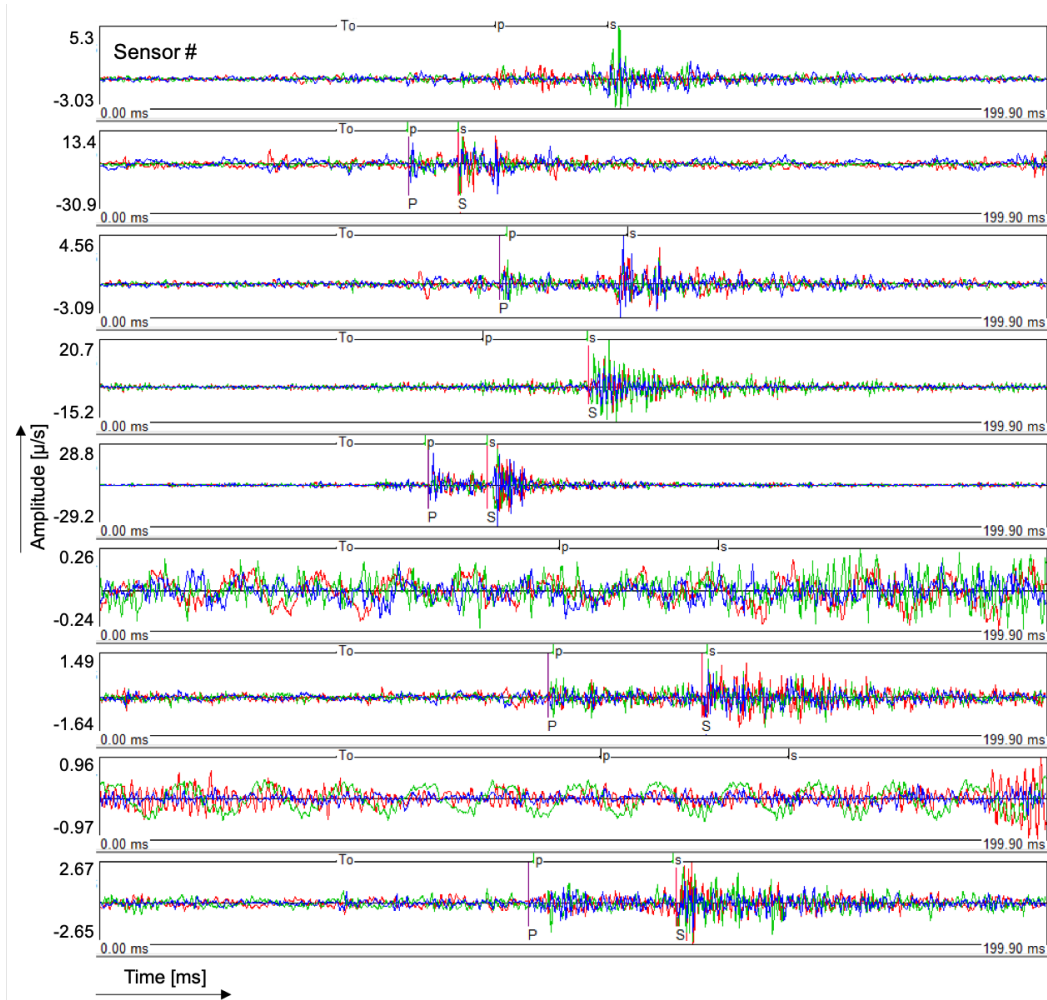


Figure 5.8 : Traces sismiques de la base de données dans les trois composantes : nord (rouge), est (vert) et vertical (bleu). Les premières arrivées sélectionnées par P et S sont également marquées.

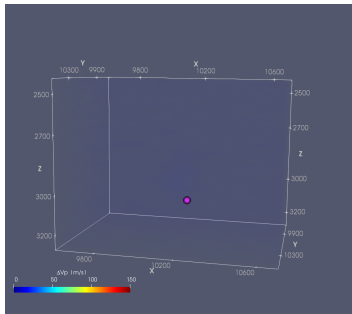
Pour tester la méthode sur ces données, chaque événement contenant les premières arrivées pour les ondes P et S a été assimilé. Pour l'emplacement de l'hypocentre, cette fois, nous avons utilisé la fonction `hypolocPS` dans le package `hypopy`. Contrairement à celui des données synthétiques, l'inversion est effectuée en utilisant à la fois des ondes P et S ainsi que des modèles de vitesse constante P et S.

L'algorithme a été exécuté pendant plusieurs jours calmes et pendant deux jours où différents coups de terrain ont eu lieu. La mise à jour a été effectuée toutes les heures pendant 12h pour les jours choisis à tester, assimilant chaque événement dans l'heure suivant la séquence des étapes de prévision et d'analyse déjà décrites à la section 3.2.

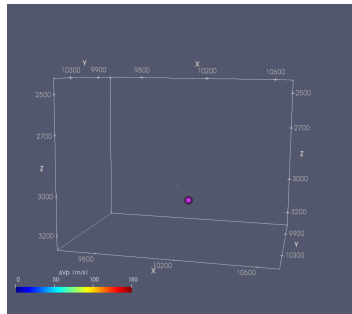
Pour mieux illustrer les résultats, on va utiliser la nomenclature suivante :

- Jour 0 : jour calme où il n'y a pas eu de coup de terrains, juste des événements sismiques faibles ($M < 0$),
- Jour 1 : deux mois plus tard, un jour où un coup de terrain a eu lieu à $t=10$, de magnitude $M > 2$,
- Jour 2 : deux ans plus tard, un jour où deux coups de terrains ont eu lieu à $t=8$, de magnitude $M > 2$.

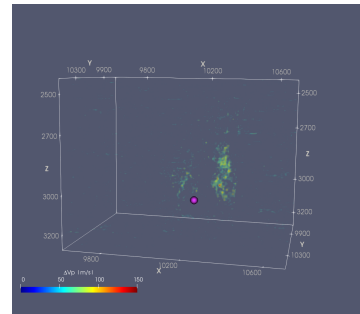
La Figure 5.9 montre les résultats obtenus pour le Jour 1, où un coup de terrain s'est produit. Pour 9 périodes d'assimilation, une moyenne horaire est affichée. En analysant ces cubes 3D de changements de V_p , on peut remarquer que l'assimilation EnKF permet de voir comment la vitesse augmente des heures avant le coup de terrain, dont la position est indiquée par la sphère violette. Une attention particulière doit être portée à la Figure 5.9(e) qui montre un pic d'augmentation de V_p 4 heures avant l'événement, ce qui peut être interprété comme une augmentation de contrainte. La Figure 5.10 montre la surveillance de vitesse des ondes P pour le Jour 2, où deux coups de terrain ont eu lieu, dans ce cas là, on peut aussi observer une augmentation de la vitesse un et deux heures avant le coup de terrain, aussi avec une augmentation de vitesse d'environ 10%.



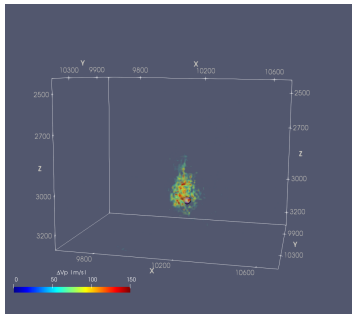
(a) $t=1$, nms=12



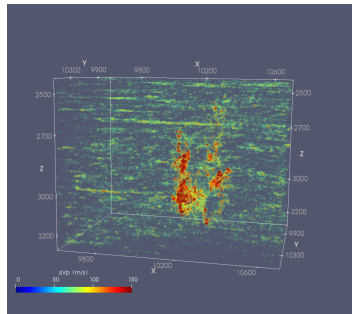
(b) $t=2$, nms=6



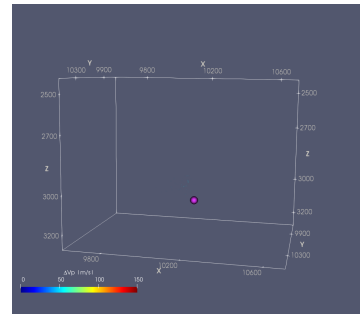
(c) $t=3$, nms=19



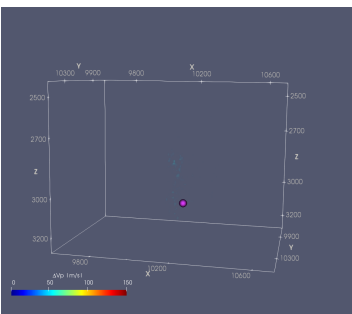
(d) $t=4$, nms=5



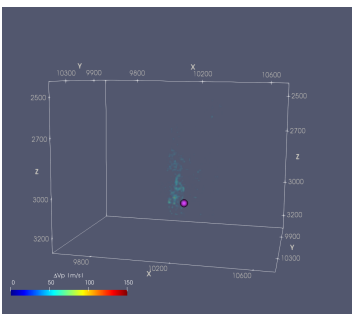
(e) $t=5$, nms=24



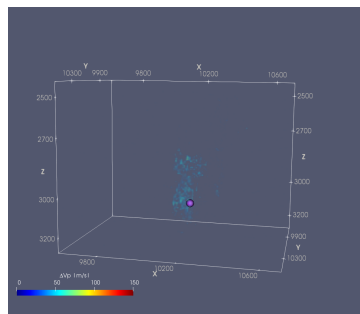
(f) $t=6$, nms=2



(g) $t=7$, nms=12



(h) $t=8$, nms=55



(i) $t=9$, nms=18

Figure 5.9 : Changements de vitesse dans le sous-sol toutes les heures (t) pendant une période de 9h un jour avec un grand événement ainsi que le nombre d'événements assimilés pendant chaque heure (nms). L'emplacement du coup de terrain est indiqué par la sphère violette et son heure d'occurrence est à $t=10$

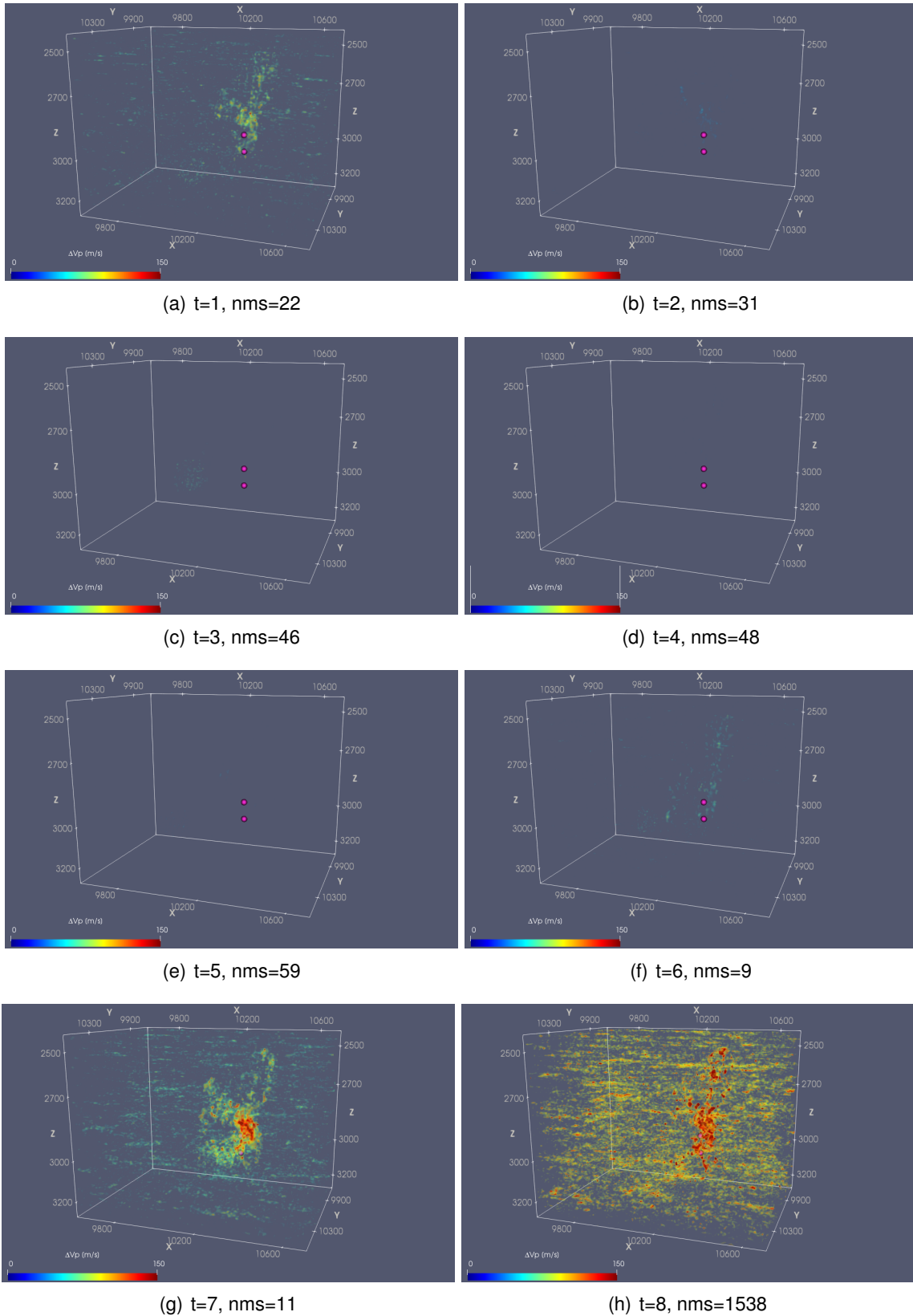


Figure 5.10 : Changements de vitesse dans le sous-sol toutes les heures (t) ainsi que le nombre d'événements assimilés pendant chaque heure (nms) pendant une période de 8h un jour avec un grand événement. L'emplacement des coups de terrains est indiqué par des sphères violettes et leur heure d'occurrence est à $t=8$.

Ces résultats peuvent être comparés à ceux d'une journée où des événements sismiques se sont produits mais pas de coup de terrain. Comme anticipé, aucun changement de vitesse significatif n'a été enregistré. La surveillance des changements de vitesse pendant une période de 9 h est représentée sur la figure 5.11. On peut observer comment aucune anomalie de vitesse n'est enregistrée, ce qui indique que la méthodologie montre un grand potentiel pour distinguer quand un coup de terrain peut se produire ou non.

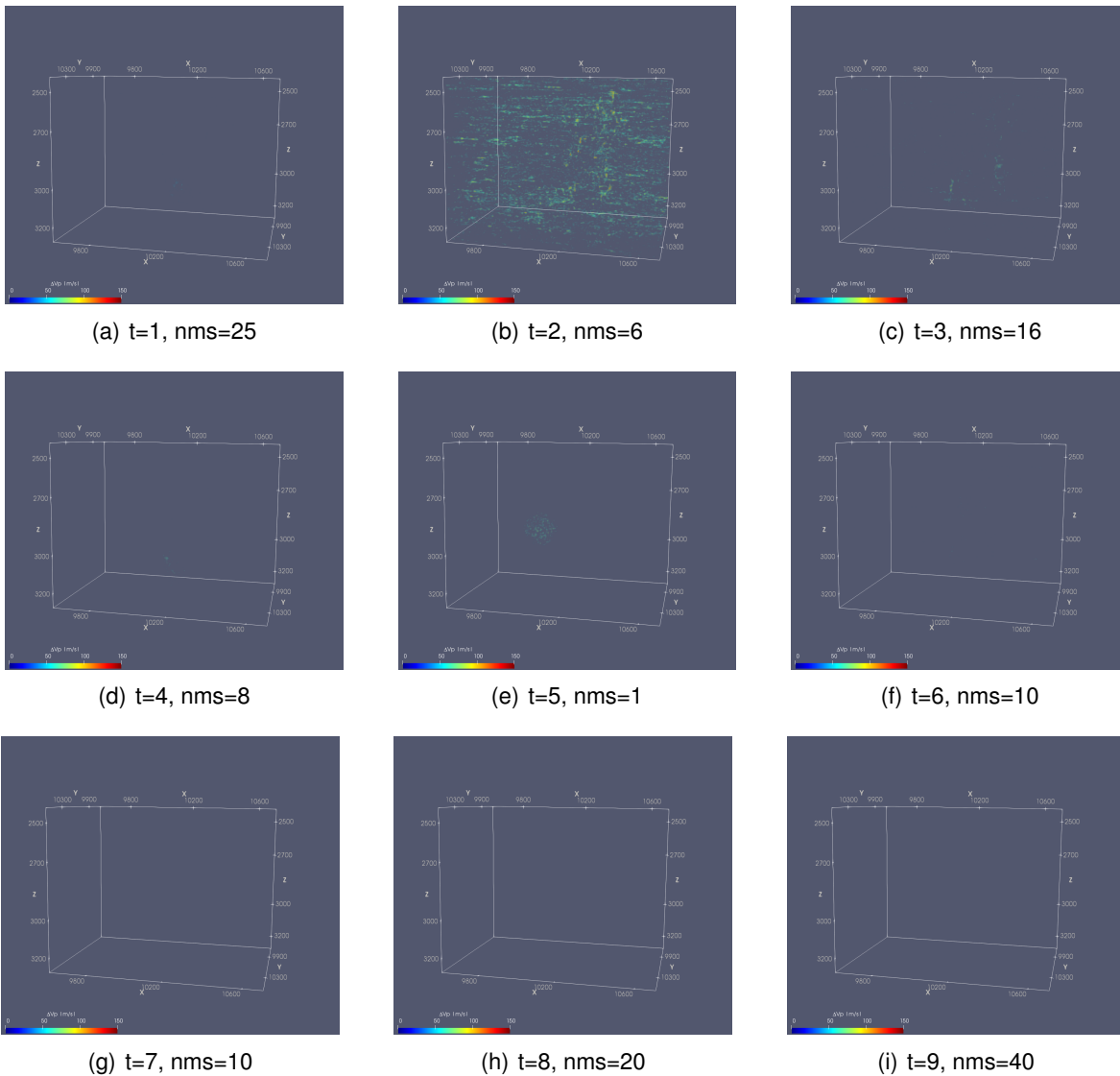


Figure 5.11 : Changements de vitesse dans le sous-sol toutes les heures (t) ainsi que nombre d'événement assimilés pendant chaque heure (nms) pendant une période de 8h dans un jour où aucun grand événement n'a eu lieu

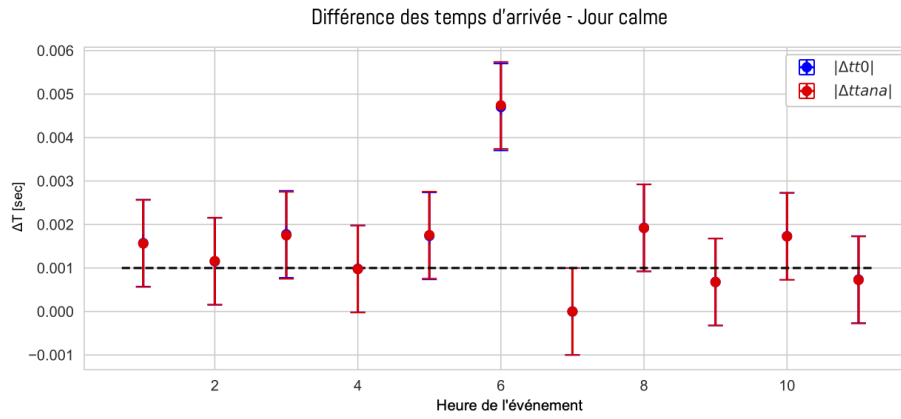
Finalement, vu que pour les cas réels on ne peut pas comparer le modèle de vitesse obtenu avec le vrai, le contrôle de qualité a été réalisé sur les modèles en calculant les temps de parcours résiduels. Pour chaque événement i assimilé, la différence entre le vrai temps de parcours (tt) et ceux calculés par tracé de rais (tt_0 et tt_a) à travers des modèles de vitesse moyenne initiaux et analysés respectivement est calculée comme

$$\begin{aligned}\Delta tt_0^i &= tt^i - tt_0^i, \\ \Delta tt_a^i &= tt^i - tt_a^i.\end{aligned}\tag{5.1}$$

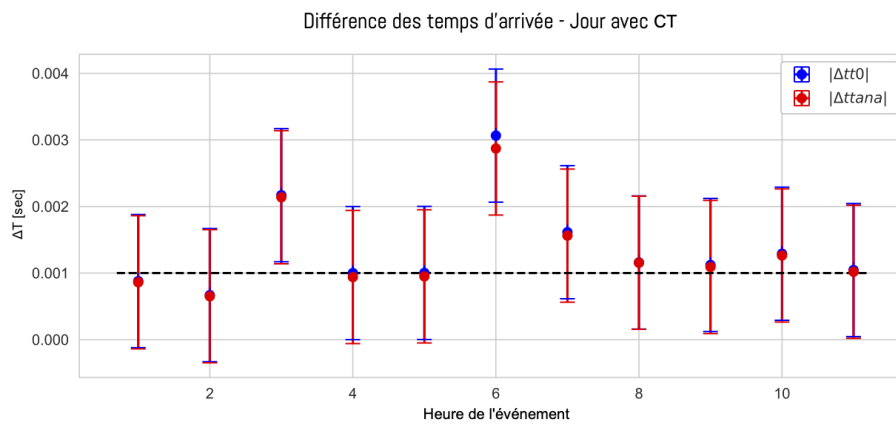
La moyenne horaire pour chaque événement i dans l'heure h est calculée comme

$$\begin{aligned}|\Delta tt_0| &= \sum_i |\Delta tt_0^i| \\ |\Delta tt_{ana}| &= \sum_i |\Delta tt_a^i|\end{aligned}\tag{5.2}$$

et est montré à la Figure 5.12 pour deux jours avec différentes activités sismiques. Nous pouvons voir que les temps de parcours résiduels pour les modèles originaux et analysés sont autour de la ligne de 1 ms, qui est l'erreur de pointé. Cela nous donne la confiance que les modèles obtenus grâce à l'étape d'analyse par EnKF représentent correctement le modèle de vitesse réelle. Pour le cas où il y a le coup de terrain, le modèle analysé montre une amélioration par rapport au modèle original, dans les heures où on a observé un changement de vitesse.



(a) Jour calme



(b) Jour avec coup de terrain

Figure 5.12 : Moyenne horaire de la différence du temps d'arrivée pour les scénarios initiaux (bleu) et analysés (rouge). La ligne noire indique l'erreur de prélèvement (1 ms)

5.4 Résumé des résultats

Dans cette section on présente les résultats de la méthode, testée sur un jeu de données provenant d'une mine de roche dure en Ontario. Cette mine comporte l'avantage d'avoir un système de surveillance sismique dense, constitué de 56 géophones distribués autour du gisement en extraction. Bien que des systèmes de réduction des contraintes soient mis en place, ce travail d'ingénierie subit de temps en temps de grands événements sismiques qui causent des problèmes assez graves. Comptant avec 2 mois de données sismiques, dont un jour de coup de terrain, on a procédé à analyser ces données pour évaluer le potentiel de la méthode. Les résultats ont montré que pour les jours calmes, quand on surveille la mine en assimilant les données, on n'observe aucun changement relatif de vitesse drastique au sous-sol par rapport à la vitesse in-situ. Par contre, le jour où un coup de terrain a eu lieu, la méthode qu'on propose a été en mesure de détecter une importante augmentation de la vitesse des ondes P dans la région où une coup de terrain est survenu 2 ou 4h plus tard. Face à ces bons résultats, un deuxième jeu de données, comportant un autre jour de coup de terrain dans la mine, a été partagé avec nous, pour évaluer encore les compétences de la méthode. Encore une fois, on était en mesure d'apercevoir un changement de vitesse près du coup de terrain, entre 4 et 2 heures avant son arrivée. L'intervalle de temps entre la perception du changement de vitesse et l'arrivée du coup de terrain n'est pas fixe pour un cas et l'autre, il faudra tester la méthode sur plusieurs autres sets des données pour mieux comprendre en quelle mesure on est capable de prévoir les coups.

À la différence des tests synthétiques, le temps de calcul pour assimiler chaque événement a pris entre 13 et 17 minutes dans la station de travail à 10 coeurs décrit à la section 3.3. L'augmentation du temps de calcul, par rapport au cas synthétique, est principalement due au fait que le modèle de vitesse est considérablement plus grand, avec un nombre de paramètres qui passe de 25800 à 773226. Comme la partie qui prend le plus de temps dans le code est le tracé de rais, et il se voit affecté par la taille du modèle, ceci fait que la méthode est plus lente pour le cas réel. Néanmoins, le fait qu'une augmentation de la vitesse de la mine survenant 4 h avant l'éclatement de la roche puisse être observée, indique que la méthode est un outil puissant qui pourrait permettre de prévoir des dangers potentiels.

6 CONCLUSION

La surveillance des événements sismiques induits par l'activité minière est une tâche fondamentale pour la sécurité dans les mines. L'occurrence de coups de terrain est une grande menace pour la vie de mineurs et l'économie de la mine. Pour faire face à ce problème, la surveillance sismique permet plusieurs approches. D'un côté, en analysant des données historiques, des efforts à l'heure de construire et produire la mine sont mis en place, comme par exemple stratégies de soutien au sol ou méthodes d'exploitation minière plus sûre et productive. D'autre côté, la localisation et caractérisation des événements, aident à agir après un coup de terrain, comme par exemple dans les opérations de sauvetage. Finalement, la surveillance sismique a une ultime application : la prévention de dangers à travers de la reconnaissance des changements spatiaux et temporeux des paramètres sismiques. Typiquement, en utilisant les changements de moment sismique, les contraintes ou l'énergie cumulée comme systèmes d'alerte pour les coups de terrain potentiels. Dans ce travail de thèse, on a utilisé des changements spatiaux et temporeux, et on a proposé l'utilisation et la surveillance d'une nouvelle variable secondaire : la vitesse des ondes sismiques, pour la prévision de coups de terrain. Non seulement l'utilisation de cette variable pour la surveillance est une approche novatrice, mais l'implémentation du filtre de Kalman pour assimiler les données de façon efficace et rapide est vraiment unique.

La vitesse des ondes sismiques est une propriété fondamentale des matériaux, et elle varie en fonction des changements des contraintes. Les changements de contraintes sont la principale source de coups de terrain, alors on postule qu'en surveillant les changements de vitesse sismiques alentour de la mine, on peut inférer l'arrivée d'un coup de terrain. Pour tester cette hypothèse, on a réussi à développer une méthode permettant de surveiller les changements des vitesses des ondes sismiques, à partir des temps d'arrivée des ondes sismiques au fur et à mesure pour mettre à jour le modèle de vitesse initial. La méthode utilise le filtre de Kalman d'Ensemble, reconnu pour faire des prévisions de façon rapide et efficace, pour assimiler les temps d'arrivée des ondes sismiques et mettre à jour le modèle de vitesse 3D de la mine, au fur et à mesure que les opérations avancent. D'abord, un modèle de vitesse initial caractérisant les structures principales de la mine doit être disponible. Pour ce faire, on propose l'implémentation d'une simulation séquentielle gaussienne, pour intégrer toute information pertinente et générer un ensemble de modèles équiprobables de vitesse. Partant de cet ensemble comme base, les étapes de prévision et analyse du Filtre Kalman d'Ensemble sont effectuées, à l'aide des fonctions de tracé de rais et inversion des hypocentres, pour fournir un modèle de vitesse mise à jour de la mine. Dans ce travail on explique en détail l'implémentation de chacune des étapes de la méthode proposée, et des exemples qui supportent notre postulat. Premièrement quatre tests synthétiques ont été effectués et ont montré le potentiel de la méthode pour observer différents changements de vitesse à partir de l'assimilation des temps d'arrivée des ondes sismiques. Ensuite, la méthode a été testée avec

des données réelles provenant d'une mine située à Sudbury, Ontario. Rappelons les questions passées à l'introduction :

- Pouvons-nous utiliser des événements microsismiques pour surveiller les changements de vitesse?
- Les changements de vitesse peuvent-ils être un indicateur de coups de terrains à venir?
- Est-il possible de calculer les changements de vitesse assez rapidement pour prendre des mesures?

L'assimilation des données tant synthétiques que réelles a permis la mise à jour des modèles de vitesses des ondes sismiques pour surveiller des changements par rapport à cette propriété. De plus, quand testé pendant deux jours de données réelles, des changements de vitesse importants observés ont été aperçus quelques heures avant l'arrivée d'un vrai coup de terrain. En revanche, quand l'assimilation des données et la mise à jour étaient effectuées pendant des journées de faible activité sismique, les résultats ne montrent pas grands changements au sous-sol, ce qui indique que la méthode permet de mettre en évidence quand l'activité sismique précède un coup de terrain. C'est-à-dire, les changements de vitesse peuvent potentiellement être utilisés comme indicateurs de coups de terrains à venir. Finalement, les changements de vitesse importants (augmentation de vitesse de 10%) ont été observés entre 2 et 4 heures avant l'occurrence du coup de terrain en question. En tenant compte du temps de calcul pour la mise à jour des modèles, qui, dépendant de la puissance de l'ordinateur et de la méthode de tracé de rai, peut prendre environ 30 minutes. On peut donc voir les changements assez rapidement pour prendre des mesures préventives.

6.1 Discussion

Il y a certains aspects de cette recherche dont je voudrais faire mention. Premièrement, même si on a utilisé des données des ondes P et des ondes S dans la recherche, pour la localisation des événements dans l'étape de prévision de l'EnKF, on a juste travaillé et illustré la surveillance d'un modèle 3D des vitesses des ondes P pour simplification. La même approche peut être effectuée pour mettre à jour les vitesses des ondes S.

Deuxièmement, les résultats sont très positifs et encourageants, et il faudra valider la méthode pour encore plus de jours où des coups de terrain ont eu lieu avant de pouvoir garantir le succès de la méthode. Ensuite, pour exploiter au maximum le potentiel de la méthode, on recommande la création d'une variable (p. ex. ΔV) provenant de la surveillance de changement de vitesse et qui servira comme indice pour définir un seuil au-delà duquel un changement de vitesse indique un possible coup de terrain. Ces deux derniers aspects n'ont pas pu être effectués puisqu'une analyse de ce type nécessite une grande quantité de données, comme c'est le cas dans les schémas d'apprentissage automatique. Également, plus d'études synthétiques peuvent être mises en place pour analyser les limites dans des modèles plus complexes, tenant en compte l'inclusion de gale-

ries souterraines ou différentes structures géologiques (digues, failles), par exemple. La méthode a le potentiel d'être adaptée à d'autres mines et différents environnements géologiques. Ce serait aussi intéressant de tester des variations de vitesse dans une région avec rayon variable ou de géométries diverses.

Finalement, pour pousser encore plus la méthode vers une approche en temps réel, il faudra optimiser l'algorithme avec, par exemple, l'implémentation d'un algorithme de tracé de rais par GPU. Monsegny et al. (2018) proposent une méthode pour calculer le plus court chemin des ondes diminuant ainsi le temps de calcul jusqu'à trois fois, une approche qui pourrait être potentiellement implémentée dans le schéma de ce travail. Une autre alternative pourrait être de faire le tracé de rai que dans le modèle d'arrière-plan, et intégrer par la suite les anomalies de lenteur le long du chemin non perturbé dans chaque réalisation, comme par exemple l'approche proposée par Snieder et al. (1992) qui permet de récupérer des anomalies du temps de parcours avec une bonne précision face à des perturbations légères, comme c'est le cas de ce travail.

Ce projet doctoral fournit à la communauté de contrôle microsismique des mines un outil dynamique pour surveiller les processus souterrains. En simulant des modèles de vitesse sismique (SGS) ensuite mis à jour (EnKF), il est possible de voir où la vitesse change et mettre en évidence les zones où le massif rocheux subit des contraintes, et donc les zones susceptibles de rompre. On espère, non seulement contribuer avec succès à l'amélioration des techniques de surveillance, mais aussi ouvrir la porte à d'autres expériences, comme la mise à jour des localisations des hypocentres ou même des propriétés mécaniques du massif rocheux.

BIBLIOGRAPHIE

- Aanonsen SI, Nævdal G, Oliver DS, Reynolds AC, Vallès B et al. (2009) The ensemble kalman filter in reservoir engineering—a review. *Spe Journal*, 14(03):393–412.
- Abolfazlzadeh Y, McKinnon S (2017) Stress field characterisation in nickel rim south mine using seismic stress inversion. *Proceedings of the Eighth International Conference on Deep and High Stress Mining*, Australian Centre for Geomechanics, pages 247–256.
- Anderson B, Moore J (1979) Optimal filtering. prentice-hall, englewood cliffs. *New Jersey*.
- Anderson JL (2001) An ensemble adjustment kalman filter for data assimilation. *Monthly weather review*, 129(12):2884–2903.
- Arroyo E, Devegowda D, Datta-Gupta A, Choe J et al. (2006) Streamline assisted ensemble kalman filter for rapid and continuous reservoir model updating. *International Oil & Gas Conference and Exhibition in China*, Society of Petroleum Engineers.
- Baechle GT, Colpaert A, Eberli GP, Weger RJ (2007) Modeling velocity in carbonates using a dual-porosity dem model. *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2007*, Society of Exploration Geophysicists, pages 1589–1593.
- Bai Cy, Greenhalgh S, Zhou B (2007) 3d ray tracing using a modified shortest-path method. *Geophysics*, 72(4):T27–T36.
- Baig A, Bosman K, Urbancic T (2017) Temporal changes in stress state imaged through seismic tomography. *Proceedings of the Eighth International Conference on Deep and High Stress Mining*, Australian Centre for Geomechanics, pages 269–273.
- Baziw E, Weir-Jones I (2002) Application of kalman filtering techniques for microseismic event detection. *The Mechanism of Induced Seismicity*, Springer, pages 449–471.
- Beck D, Brady B (2002) Evaluation and application of controlling parameters for seismic events in hard-rock mines. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 39(5):633–642.
- Behrens RA, MacLeod MK, Tran TT, Alimi A et al. (1998) Incorporating seismic attribute maps in 3d reservoir models. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 1(02):122–126.
- Blake W, Hedley DG (2003) *Rockbursts : case studies from North American hard-rock mines*. SME.
- Boeg-Jensen P (2013) *Managing the Engineering, Health and Safety Aspects of Thin Spray-On Liner Application*. Thèse de doctorat, Thesis, Master of Science in Engineering Technology Natural Resources Engineering, Lulea Technical University of Technology, Lulea, Sweden.
- Bouzaglou V, Crestani E, Salandin P, Gloaguen E, Camporese M (2018) Ensemble kalman filter assimilation of ert data for numerical modeling of seawater intrusion in a laboratory experiment. *Water*, 10(4):397.
- Bray M, White I (2020) Understanding acquisition and processing error in microseismic data : An example from pouce coupe field, canada. *Geophysical Prospecting*, 68(3):815–829.

-
- Burgers G, Jan van Leeuwen P, Evensen G (1998) Analysis scheme in the ensemble kalman filter. *Monthly weather review*, 126(6):1719–1724.
- Butler T, Simser B (2017) Microseismic monitoring strategy and early rockburst experience during the development of glencore, Ås nickel rim deep and onaping depth projects. *Proceedings of the Ninth International Symposium on Rockbursts and Seismicity in Mines*, pages 290–296.
- Cai M (2016) Prediction and prevention of rockburst in metal mines—a case study of sanshandao gold mine. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 8(2):204–211.
- Cai M, Champaigne D (2009) The art of rock support in burst-prone ground. *Proceedings of RaSiM*, 7:33–46.
- Cai M, Kaiser P, Martin C (2001) Quantification of rock mass damage in underground excavations from microseismic event monitoring. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 38(8):1135–1145.
- Cai W, Dou L, Si G, Cao A, He J, Liu S (2016) A principal component analysis/fuzzy comprehensive evaluation model for coal burst liability assessment. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 100(81):62–69.
- Canchumuni SW, Emerick AA, Pacheco MAC (2019) History matching geological facies models based on ensemble smoother and deep generative models. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 177:941–958.
- Chen Y, Oliver DS, Zhang D (2009) Data assimilation for nonlinear problems by ensemble kalman filter with reparameterization. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 66(1-2):1–14.
- Cheng WY, Liu Y, Bourgeois AJ, Wu Y, Haupt SE (2017) Short-term wind forecast of a data assimilation/weather forecasting system with wind turbine anemometer measurement assimilation. *Renewable Energy*, 107:340–351.
- Claprod M, Couegnas C, Gloaguen E, Krimissa M, Paradis D (2019) An integrated methodology for hydrogeological assessment around industrial installations. *25th European Meeting of Environmental and Engineering Geophysics*, European Association of Geoscientists & Engineers, volume 2019, pages 1–5.
- Coccia S, Lizeur A, Bigarre P, Contrucci I, Klein E (2013) Accurate 3d location of mine induced seismicity in complex near-field underground conditions. *8. International Symposium on Rockbursts and Seismicity in Mines (RaSiM 8)*, Geophysical Survey of Russian Academy of Sciences. Obninsk, NC pages.
- Collins D, Toya Y, Pinnock I, Shumila V, Hosseini Z (2014) 3d velocity model with complex geology and voids for microseismic location and mechanism. *Proceedings of the Seventh International Conference on Deep and High Stress Mining*, Australian Centre for Geomechanics, pages 681–688.
- Czarny R, Marcak H, Nakata N, Pilecki Z, Isakow Z (2016) Monitoring velocity changes caused by underground coal mining using seismic noise. *Pure and Applied Geophysics*, 173(6):1907–1916.
- Daley TM, Niu F, Silver PG, Majer EL (2010) Acquisition of crosswell seismic monitoring data. *Handbook of geophysical exploration : Seismic Exploration*, Elsevier, volume 40, pages 165–176.

-
- Davies E (2020) *Decline in major gold discoveries over the last decade as explorers focus on known deposits*. <https://ca.proactiveinvestors.com/companies/news/919151/decline-in-major-gold-discoveries-over-the-last-decade-as-explorers-focus-on-known-deposits-919151.html>.
- Delbari M, Afrasiab P, Loiskandl W (2009) Using sequential gaussian simulation to assess the field-scale spatial uncertainty of soil water content. *Catena*, 79(2):163–169.
- Dip A, Giroux B, Gloaguen E (2019) Microseismic monitoring of mines in real time with ensemble kalman filter. *81st EAGE Conference and Exhibition 2019*.
- Dip A, Giroux B, Gloaguen E (2020) Microseismic monitoring of mines in real time with ensemble kalman filter : A canadian case study. *82nd EAGE Annual Conference & Exhibition*, European Association of Geoscientists & Engineers, volume 2020, pages 1–5.
- Elnashai AS, Di Sarno L (2015) *Fundamentals of earthquake engineering : from source to fragility*. John Wiley & Sons.
- Emery X, Lantuéjoul C (2006) Tbsim : A computer program for conditional simulation of three-dimensional gaussian random fields via the turning bands method. *Computers & Geosciences*, 32(10):1615–1628.
- Evensen G (1994) Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using monte carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 99(C5):10143–10162.
- Evensen G (2003) The ensemble kalman filter : Theoretical formulation and practical implementation. *Ocean dynamics*, 53(4):343–367.
- Evensen G (2009) *Data assimilation : the ensemble Kalman filter*. Springer Science & Business Media.
- Felipe VG, Gabriel AG (2015) Simulación de campos aleatorios espacio-temporales utilizando un filtro de kalman modificado. *Ingeniería, investigación y tecnología*, 16(1):1–12.
- Friedel M, Jackson M, Scott D, Williams T, Olson M (1995) 3-d tomographic imaging of anomalous conditions in a deep silver mine. *Journal of applied geophysics*, 34(1):1–21.
- Gao M, Dou L, Yan R, Han C, Guo Y (2009) Prevention mechanism of roadway supported by bolt-mesh subjected to rock burst and degree calculation. *J Min Saf Eng*, 26(4):402–406.
- Ge M (2005) Efficient mine microseismic monitoring. *International Journal of Coal Geology*, 64(1):44–56.
- Gibowicz SJ, Kijko A (1994) *An Introduction ot Mining Seismology*. Academic Press.
- Gillijns S, Mendoza OB, Chandrasekar J, De Moor B, Bernstein D, Ridley A (2006) What is the ensemble kalman filter and how well does it work? *2006 American Control Conference*, IEEE, pages 6–pp.
- Giroux B (2018) *Codes to do raytracing for geophysical applications*. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3737069>.
- Giroux B (2020) *HYPOcenter location from arrival time data in PYthon*. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3862687>.

-
- Giroux B, Larouche B (2013) Task-parallel implementation of 3D shortest path raytracing for geophysical applications. *Computers & Geosciences*, 54(0):130–141. DOI :10.1016/j.cageo.2012.12.005.
- Goovaerts P et al. (1997) *Geostatistics for natural resources evaluation*. Oxford University Press on Demand.
- Havskov J, Bormann P, Schweitzer J (2012) Seismic source location. *New Manual of Seismological Observatory Practice 2 (NMSOP-2)*, Deutsches GeoForschungsZentrum GFZ, pages 1–36.
- Heal D (2010) *Observations and analysis of incidences of rockburst damage in underground mines*. Thèse de doctorat.
- Hosseini N (2017) Evaluation of the rockburst potential in longwall coal mining using passive seismic velocity tomography and image subtraction technique. *Journal of Seismology*, 21(5): 1101–1110.
- Houtekamer PL, Mitchell HL (1998) Data assimilation using an ensemble kalman filter technique. *Monthly Weather Review*, 126(3):796–811.
- Hudyma M, Brown L, Cortolezzis D (2016) Seismic risk in canadian mines. *CIM MEMO*.
- Hudyma MR (2008) *Analysis and interpretation of clusters of seismic events in mines*. University of Western Australia.
- Jalbout A, Simser B (2014) Rock mechanics tools for mining in high stress ground conditions at nickel rim south mine. *Proceedings of the Seventh International Seminar on Deep and High Stress Mining, Australian Centre for Geomechanics, Perth, Western Australia*, pages 189–208.
- Journel AG (1994) Modeling uncertainty : some conceptual thoughts. *Geostatistics for the next century*, Springer, pages 30–43.
- Kaiser PK, Cai M (2012) Design of rock support system under rockburst condition. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 4(3):215–227.
- Kalman R et al. (1960) A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of basic Engineering*, 82(1):35–45.
- Kalnay E (2003) *Atmospheric modeling, data assimilation and predictability*. Cambridge university press.
- Karacan CÖ, Olea RA, Goodman G (2012) Geostatistical modeling of the gas emission zone and its in-place gas content for pittsburgh-seam mines using sequential gaussian simulation. *International Journal of Coal Geology*, 90:50–71.
- Keneti A, Sainsbury BA (2018) Review of published rockburst events and their contributing factors. *Engineering geology*, 246:361–373.
- Körmendi A, Bodoky T, Hermann L, Dianiska L, Kalman T (1986) Seismic measurements for safety in mines. *Geophysical prospecting*, 34(7):1022–1037.
- Lay T, Wallace TC (1995) *Modern global seismology*. volume 58. Academic press.
- Li Tz, Li Yx, Yang Xi (2017) Rock burst prediction based on genetic algorithms and extreme learning machine. *Journal of Central South University*, 24(9):2105–2113.

-
- Lightfoot PC (2016) *Nickel sulfide ores and impact melts : Origin of the Sudbury Igneous Complex*. Elsevier.
- Liu Jp, Feng Xt, Li Yh, Sheng Y et al. (2013) Studies on temporal and spatial variation of micro-seismic activities in a deep metal mine. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 60:171–179.
- Lv J, Wang Y (2019) Pmf receptor models and sequential gaussian simulation to determine the quantitative sources and hazardous areas of potentially toxic elements in soils. *Geoderma*, 353:347–358.
- Ma T, Tang C, Tang L, Zhang W, Wang L (2015) Rockburst characteristics and microseismic monitoring of deep-buried tunnels for jinping ii hydropower station. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 49:345–368.
- Matheron G (1962) *Traite de Geostatistique Appliquee : Memoires du Bureau de Recherches Geologique et Minieres, vd. 14 : Editions Technip*.
- Maxwell S, Young R (1993) Associations between temporal velocity changes and induced seismicity. *Geophysical research letters*, 20(24):2929–2932.
- Maxwell S, Young R (1996) Seismic imaging of rock mass responses to excavation. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, Elsevier, volume 33, pages 713–724.
- McGaughey W, Laflèche V, Howlett C, Sydor J, Campos D, Purchase J, Huynh S (2017) Automated, real-time geohazard assessment in deep underground mines. *Proceedings of the Eighth International Conference on Deep and High Stress Mining*, Australian Centre for Geomechanics, pages 521–528.
- McLean S, Straub K, Stevens K (2005) The discovery and characterization of the nickel rim south deposit, sudbury, ontario. *Mineralogical Association of Canada Short Course*, 35:359–368.
- Mendecki A (2000) Keynote address : Data-driven understanding of seismic rock mass response to mining. *Dynamic Rock Mass Response to Mining–RaSiM5 Proceedings*.
- Metahni S, Coudert L, Gloaguen E, Guemiza K, Mercier G, Blais JF (2019) Comparison of different interpolation methods and sequential gaussian simulation to estimate volumes of soil contaminated by as, cr, cu, pcg and dioxins/furans. *Environmental pollution*, 252:409–419.
- Monsegny J, Monsalve J, León K, Duarte M, Becerra S, Agudelo W, Arguello H (2018) Fast marching method in seismic ray tracing on parallel gpu devices. *Latin American High Performance Computing Conference*, Springer, pages 101–111.
- Morissette P, Hadjigeorgiou J (2019) Ground support design for dynamic loading conditions : A quantitative data-driven approach based on rockburst case studies. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 11(5):909–919.
- Morissette P, Hadjigeorgiou J, Punkkinen A, Chinnasane D, Sampson-Forsythe A (2017) The influence of mining sequence and ground support practice on the frequency and severity of rockbursts in seismically active mines of the sudbury basin. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 117(1):47–58.

-
- Nasr M, Giroux B, Dupuis JC (2020) A hybrid approach to compute seismic travel times in three-dimensional tetrahedral meshes. *Geophysical Prospecting*, 68(4):1291–1313.
- Pu Y, Apel DB, Liu V, Mitri H (2019) Machine learning methods for rockburst prediction-state-of-the-art review. *International Journal of Mining Science and Technology*, 29(4):565–570.
- Pyrzcz MJ, Deutsch CV (2014) *Geostatistical reservoir modeling*. Oxford university press.
- Raanes PN (2015) *Improvements to ensemble methods for data assimilation in the geosciences*. Thèse de doctorat, University of Oxford.
- Raanes PN (2016) Introduction to data assimilation and the ensemble Kalman filter. Second edition. Nansen Environmental and Remote Sensing Center.
- Rousell DH, Brown GH (2009) *A field guide to the geology of Sudbury, Ontario*. Ontario Ministry of Northern Development, Mines and Forestry.
- Sebacher B, Hanea R, Heemink A (2013) A probabilistic parametrization for geological uncertainty estimation using the ensemble kalman filter (enkf). *Computational Geosciences*, 17(5):813–832.
- Shearer PM (2009) *Introduction to seismology*. Cambridge University Press.
- Sheriff RE, Geldart LP (1995) *Exploration seismology*. Cambridge university press.
- Shi X, Zhang X, Jiang F (2019) A case study of fracture law and stress distribution characteristics of surrounding rock of working face in deep mines. *Geotechnical and Geological Engineering*, 37(4):2935–2948.
- Simser B, Deredin R, Jalbout A, Butler T et al. (2015) Use of microseismic monitoring data as an aid to rock mechanics decision making and mine design verification. *49th US Rock Mechanics/Geomechanics Symposium*, American Rock Mechanics Association.
- Snieder R, Sambridge M (1992) Ray perturbation theory for traveltimes and ray paths in 3-d heterogeneous media. *Geophysical Journal International*, 109(2):294–322.
- Srivastava RM (2013) Geostatistics : a toolkit for data analysis, spatial prediction and risk management in the coal industry. *International Journal of Coal Geology*, 112:2–13.
- Szwedzicki T (2001) Geotechnical precursors to large-scale ground collapse in mines. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 38(7):957–965.
- Szwedzicki T (2003) Rock mass behaviour prior to failure. *International journal of rock mechanics and mining sciences*, 40(4):573–584.
- Tarrahi M, Jafarpour B (2012) Inference of permeability distribution from injection-induced discrete microseismic events with kernel density estimation and ensemble kalman filter. *Water Resources Research*, 48(10).
- Tarrahi M, Jafarpour B, Ghassemi A (2015) Integration of microseismic monitoring data into coupled flow and geomechanical models with ensemble kalman filter. *Water Resources Research*, 51(7):5177–5197.
- Trifu CI, Suorineni FT (2009) Use of microseismic monitoring for rockburst management at vale inco mines. *Proceedings of 7th International Symposium on Rockburst and Seismicity in Mines (RASIM7)*, pages 1105–1114.

-
- Vallina A (1999) *Principles of Seismology*. Cambridge University Press.
- Wagner H (2019) Deep mining : a rock engineering challenge. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 52(5):1417–1446.
- Warpinski N et al. (2009) Microseismic monitoring : Inside and out. *Journal of Petroleum Technology*, 61(11):80–85.
- Wikle CK, Berliner LM (2007) A bayesian tutorial for data assimilation. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, 230(1-2):1–16.
- Yang C, Liu Z, Bresch J, Rizvi SR, Huang XY, Min J (2016) Amsr2 all-sky radiance assimilation and its impact on the analysis and forecast of hurricane sandy with a limited-area data assimilation system. *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography*, 68(1):30917.
- Yang C, Luo Z, Hu G, Liu X (2007) Application of a microseismic monitoring system in deep mining. *Journal of University of Science and Technology Beijing, Mineral, Metallurgy, Material*, 14(1):6–8.
- Young R, Maxwell S, Urbancic T, Feignier B (1992) Mining-induced microseismicity : monitoring and applications of imaging and source mechanism techniques. *Pure and Applied Geophysics*, 139(3-4):697–719.
- Zhang J, Liu H, Zou Z, Huang Z (2015) Velocity modeling and inversion techniques for locating microseismic events in unconventional reservoirs. *Journal of Earth Science*, 26(4):495–501.
- Zou Y, Zhou H, Guan S, Chen H, Liu W (2013) A new implementation procedure of sequential gaussian simulation in stochastic seismic inversion. *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2013*, Society of Exploration Geophysicists, pages 3113–3117.

A LE FILTRE DE KALMAN

Cette annexe complémente le chapitre 3 en complétant les détails de la dérivation du filtre de Kalman. Le filtre de Kalman classique résout le problème d'assimilation de données postulé à la section 3.2, en minimisant la covariance de l'erreur d'estimation, dans un cadre où l'état initial ainsi que les erreurs du modèle et de mesure suivent une loi gaussienne en plus d'avoir des fonctions de transfert et des observations linéaires.

A.1 Assimilation de données et loi de Bayes

L'assimilation de données (AD) est un ensemble de techniques spécialisées pour l'inférence statistique et séquentielle des variables d'un modèle dynamique, en plus des paramètres statiques, pour combiner des prévisions de modèle avec des données d'observation (Wikle et al., 2007). Il y a trois éléments clés dans l'AD : les variables d'état (\mathbf{x}), une fonction dynamique (f) et des observations (\mathbf{y}) (Raanes, 2016). Les variables d'état sont générées pour augmenter séquentiellement t par un modèle dynamique, et les variables observées par un modèle de mesure (h) :

$$\mathbf{x}_{t+1} = f(\mathbf{x}_t) + \mathbf{q}_t, \quad (\text{A.1})$$

$$\mathbf{y}_t = h(\mathbf{x}_t) + \mathbf{r}_t, \quad (\text{A.2})$$

où \mathbf{r} et \mathbf{q} c'est du bruit blanc gaussien représenté par

$$\mathbf{q}_t \sim N(0, \mathbf{Q}) \quad , \quad \mathbf{r}_t \sim N(0, \mathbf{R})$$

et la condition initiale est

$$\mathbf{x}_0 \sim N(\mu_0, \mathbf{P}_0)$$

avec $N(\mu, \mathbf{C})$ est la loi de probabilité gaussienne multivariée avec moyenne μ et matrice de covariance \mathbf{C} .

Le processus $\{(\mathbf{x}_t, \mathbf{y}_t); t = 1, 2, \dots\}$ montre une séquence d'états éventuellement liés entre eux par une loi de prévision (éq. A.1) , qui ne sont observés que par une loi d'observation (éq. A.2), constituant un Modèle de Markov Caché (HMM). Une propriété fondamentale de HMM c'est l'indépendance des relations :

$$p(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{x}_{0:t}) = p(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{x}_t) \quad , \quad p(\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_{0:T}) = p(\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_t)$$

Si on formule l'AD comme une inférence statistique sur un procès HMM on peut calculer $p(\mathbf{x}|\mathbf{y})$ à partir de la règle de Bayes.

La loi de Bayes donne un moyen quantitatif d'incorporer des informations *a priori* sur l'espace du modèle et de calculer la probabilité *a posteriori*, à partir d'un vecteur de données observées :

$$p(\psi|\phi) = \frac{p(\psi)p(\phi|\psi)}{p(\phi)}, \quad (\text{A.3})$$

où $p(\psi)$ est la fonction de probabilité *a priori* et contient l'information statistique préalablement connue sur les phénomènes étudiés, $p(\phi|\psi)$ est la fonction de *vraisemblance* (ou *likelihood*) et elle représente distribution de probabilité conditionnelle de la variable ϕ donnée ψ , et finalement $p(\psi|\phi)$ est la fonction de probabilité *a posteriori* qui est une mise à jour de l'*a priori* une fois que ϕ est observé.

L'objectif c'est de calculer la pdf $p(\mathbf{x}_{0:t}|\mathbf{y}_{1:T})$, bien que certains de ces indices de temps peuvent être supprimés, en fonction de l'application de l'estimation. Le problème d'estimation s'appelle :

- lissage si $t < T$,
- filtrage si $t = T$,
- prévision si $t > T$.

Le filtrage est la procédure par laquelle on calcule la fonction de densité de probabilité (pdf) $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_{1:t})$, typiquement pour initialiser une prévision probabiliste (Raanes, 2016). Si on applique la loi de Bayes à l'équation de Chapman-Kolmogorov

$$p(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_{1:t-1}) = \int p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})p(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{y}_{1:t-1})d\mathbf{x}_{t-1} \quad (\text{A.4})$$

la pdf en question peut être calculée comme :

$$p(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_{1:t}) \propto p(\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_t)p(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_{1:t-1}) \quad (\text{A.5})$$

où $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_{1:t-1})$ est la pdf prévue. Son calcul et celui de l'équation A.5 peuvent être répétés séquentiellement dans le temps pour obtenir les pdf filtrées. Dans le cas linéaire et gaussien, ces récursions se réduisent à un célèbre ensemble de formules matricielles connues sous le nom de filtre de Kalman (Kalman et al., 1960). Cependant dans l'AD géoscientifique, \mathbf{x} et \mathbf{y} peuvent être de très grandes dimensions, et f et h peuvent être non linéaires, ce qui est le cas la plupart du temps. Une alternative au filtre classique de Kalman pour les systèmes dynamiques non linéaires, comme le cas de cette recherche, est le filtre de Kalman d'Ensemble (EnKF), qui nous permettra de faire une assimilation des données de façon rapide et efficace.

A.2 Le filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est la solution des équations de filtrage bayésiennes A.4 et A.5 obtenues dans le cas linéaire gaussien. On commence par assumer que dans les équations A.1 et A.2 les fonctions f et h sont linéaires.

Étape de prévision

Pour un temps spécifique t , supposons d'abord $p(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{y}_{1:t-1}) \sim \mathcal{N}(\mathbf{x}^a, \mathbf{P}^a)$ où \mathbf{x}^a et \mathbf{P}^a sont connus. Appliquant la linéarité à l'équation A.5 :

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{F}\mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{q}_{t-1}$$

implique une sommation de variables aléatoires gaussiennes, donc la gaussianité se maintient et on peut écrire :

$$\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{y}_{1:t-1} \sim \mathcal{N}(\mathbf{x}^f, \mathbf{P}^f) \quad (\text{A.6})$$

\mathbf{x}^f et \mathbf{P}^f peuvent être dérivés en insérant les pdfs gaussiens $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ et $p(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{y}_{t-1})$ dans l'équation de Chapman-Kolmogorov A.4, constituant l'étape de prévision du filtre de Kalman :

$$\mathbf{x}^f = \mathbf{F}\mathbf{x}^a \quad (\text{A.7})$$

$$\mathbf{P}^f = \mathbf{F}\mathbf{P}^a\mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \quad (\text{A.8})$$

Étape d'analyse

Comme à l'étape de prévision, le processus d'observation linéaire $\mathbf{y}_t = \mathbf{H}\mathbf{x}_t + \mathbf{r}_t$ implique $\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_t \sim \mathcal{N}(\mathbf{H}\mathbf{x}_t, \mathbf{R})$, en combinant ça et l'équation A.6 dans la loi de Bayes A.5 on obtient l'étape d'analyse :

$$\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_{1:t} \sim \mathcal{N}(\mathbf{x}^a, \mathbf{P}^a) \quad (\text{A.9})$$

où

$$\mathbf{x}^a = \mathbf{x}^f + \mathbf{K}[\mathbf{y}_t - \mathbf{H}\mathbf{x}^f], \quad (\text{A.10})$$

$$\mathbf{P}^a = [\mathbf{I}_m - \mathbf{K}\mathbf{H}]\mathbf{P}^f, \quad (\text{A.11})$$

où la "matrice du gain de Kalman", \mathbf{K} :

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}^f \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}^f \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}$$

est un facteur linéaire minimisant l'erreur quadratique moyenne de l'état (Anderson et al., 1979). La matrice K est le rapport d'une des variances à la variance totale, elle contrôle linéairement la réduction de la variance.

B ARTICLE

WILEY

Near Surface Geophysics



Microseismic monitoring of rockbursts with Ensemble Kalman Filter

Journal:	<i>Near Surface Geophysics</i>
Manuscript ID	nsg-2020-0123.R2
Manuscript Type:	Special Issue Article
Date Submitted by the Author:	n/a
Complete List of Authors:	Dip, Ana; Institut national de la recherche scientifique, Centre Eau Terre Environnement Giroux, Bernard; Institut national de la recherche scientifique, Centre Eau Terre Environnement Gloaguen, Erwan; Institut national de la recherche scientifique, Centre Eau Terre Environnement
Keywords:	travelttime, geohazard, 3D

SCHOLARONE™
Manuscripts

1 Microseismic monitoring of rockbursts with 2 Ensemble Kalman Filter

3 A. Cecilia Dip¹, Bernard Giroux¹, and Erwan Gloaguen¹

4 ¹*Institut National de la Recherche Scientifique, Centre Eau Terre Environnement, 490 rue de la*
5 *Couronne, Quebec, Qc, Canada G1K 9A9*

6 7 8 **Abstract**

9
10 We introduce an algorithm to monitor seismic velocity changes associated to rockbursts in mines,
11 through microseismic monitoring. Rockbursts are extreme events resulting from complex interaction
12 between mining activities and geology, and represent a significant threat to mines. Throughout the past
13 years, the use of passive seismic monitoring for mine safety and productivity has progressed
14 substantially, aiming to understand and predict this hazard. In this work additional value is given to
15 microseismic monitoring, using it to map temporal changes of seismic velocity in the rock mass that can
16 potentially be associated with stress changes leading to rockbursts. An application of the Ensemble
17 Kalman Filter (EnKF) is presented for assimilating travel times of seismic P and S waves in a fast and
18 efficient way in order to update the mine's velocity model. Combing Sequential Gaussian Simulation
19 (SGS) and EnKF techniques, we were able to monitor the occurrence of velocity changes underground. The
20 proposed approach allows to highlight zones where the rock mass is under stress and where potential
21 risk can be expected. The performance of the method was first tested on several synthetic scenarios and
22 on a real 3D case of a deep mine in Canada. The application on the real dataset allowed mapping a change
23 in velocity in the area where a rockburst occurred four hours afterwards.

26 Introduction

27
28 Due to gradual exhaustion of shallow mineral resources, deep mining is becoming more
29 common nowadays. Because mining hazards increase with depth due to higher *in situ* stress
30 levels, efforts must be deployed to better characterize and quantify the associated risks (Ranjith
31 et al., 2017). Sudden and violent releases of energy stored in rock masses, known as rockbursts,
32 are one of the biggest threats in underground mining operations (Morissette, 2017). The
33 occurrence of catastrophic failures causes not only the obstruction of mining operations, or
34 damages to the equipment, but even worst, it threatens the safety of underground workers (Ge,
35 2005).

36 It has always been a challenge to study and predict rockbursts as they are extreme events
37 resulting from complex interaction between mining activities and geology. These artificial
38 earthquakes, and the associated microseismicity are induced by the release of stress around
39 tunnels, and cause seismic waves to propagate in the rock mass. As a consequence, a technique
40 widely used for studying and predicting rockbursts is microseismic monitoring. This technique
41 has gradually become the main measure to ensure safety of underground structures and mine
42 production (Ma et al., 2015). Traditionally, microseismic monitoring in mines mainly focuses on
43 events source location, magnitude and mechanisms (Liu et al., 2020; Li et al., 2018). Some
44 examples of microseismic activity analysis for rockburst hazard assessment include relating
45 seismic event occurrence and event strength (Beck and Brady, 2002), identifying the
46 relationship between magnitude of microseismic events and frequency (Ma et al., 2015) or
47 relating parameters like cumulative apparent volume, energy index, cumulative released energy
48 and the E_s/E_p value (Xue et al., 2020; Ma et al., 2020; Zhang et al., 2020). A summary of the
49 evolution of the research on microseismic monitoring in Canadian mining can be found in
50 Urbancic and Trifu (2000).

51 Furthermore, microseismic monitoring can also be used as a tool to map the spatial
52 distribution of wave velocities in the rock mass. Knowledge of seismic velocities allows

53 evaluating the mechanical properties of the rock mass since they are related to their elastic
54 moduli. The theory of elasticity relates the forces that are applied to the external surface of a
55 body to the resulting changes in size and shape. The relations between the applied forces and the
56 deformations are most conveniently expressed in terms of stress and strain. Strain, a change in
57 shape or dimensions is generally proportional to the stress (force per unit area) that produces it
58 (Sheriff and Geldart, 1995). Seismic velocities are a fundamental property of materials, and they
59 vary with changes in conditions, both external (stress, temperature) and internal (fluid
60 saturation, crack density) (Daley et al., 2010). Friedel et al. (1995) found that an increase in
61 velocity is related to the closure of void space, such as pores and cracks, and observations
62 suggested that regions of high velocity are likely to indicate zones of high stress concentration,
63 whereas low velocity regions indicate zones of stress relief. Several studies indicate there is a
64 relationship between increase in velocity and rockbursts occurrences (Bridges, 2013; Rose et
65 al., 2007). It is then sufficient to determine the more easily measurable seismic velocities instead
66 of the much less accessible stresses in the rocks (Körmendi et al., 1986).

67 In this article we propose to use the changes in seismic wave velocity as a complementary
68 variable for rockburst predictions. Some techniques to monitor velocity changes include passive
69 seismic interferometry, 4D tomography and Full-waveform Inversion (FWI). However, these
70 techniques are computationally expensive and time consuming to serve as rockburst prediction
71 tools. Velocity changes can be derived from time-lapse seismic, exploiting traveltime
72 differences estimated from 4D seismic data. The reliability of the method is strongly dependent
73 on the repeatability of the 4D seismic data (Landrø and Stammeijer, 2004). Czarny et al. (2016)
74 proposed passive seismic interferometry to monitor temporal variations of seismic wave
75 velocities at the area of an underground coal mine using two broadband seismometers, however
76 their results were limited by the wave-fields sampling, and the authors concluded that a denser
77 station coverage is needed. More recently, Baig et al. (2017) used blast and seismic events to
78 reconstruct P-wave velocity images in a hard rock mine in over three consecutive three-month
79 periods. The resulting tomographic images showed a velocity increase which was interpreted as a

80 stress increase. However, they suggested increasing the spatial and temporal sampling to provide
81 more reliable and useful data to mining operations.

82 In this work, microseismic traveltimes will be assimilated on the run, yielding almost real
83 time velocity model updates, increasing then the temporal resolution of currently existing
84 methods in a fast and efficient way. We make use of the Ensemble Kalman Filter (EnKF)
85 developed by Evensen (2009) to compute velocity model updates of the area in almost real time,
86 a method recognized for its affordable computational cost (Evensen, 2003). The EnKF is a
87 stochastic data assimilation method able to incorporate available observations sequentially,
88 addressing the uncertainty of the model state (Chen et al., 2009). Its application will allow
89 identifying where the velocity changes occur, thus highlighting zones where potential hazard can
90 be expected. This will assist mine operators to better forecast rockbursts, sufficiently in advance
91 to protect workers.

92 The paper is organized as follows: in the next sections we discuss briefly about rockburst
93 mechanisms, risk assessment and microseismic monitoring. Then we describe in detail the
94 procedure to update velocity models in real time for monitoring purposes. The two following
95 sections present two examples, the first one is a 3D synthetic case, which serves for testing the
96 algorithm. Example 2 is a real 3D case of a deep mine in Canada. Last section presents
97 conclusions of the paper.

98 **Rockbursts hazard**

100 As mining progresses, the natural stress equilibrium of the rock mass is disturbed, causing
101 accumulation of potential energy, which may be released in the form of seismic events. Whilst
102 all seismic events are associated with some form of rock failure, only those causing visible
103 damage to an excavation face are referred to as rockbursts (Heal, 2010). Depending on the
104 seismic source they can be divided in mining-induced or dynamically-induced by remote
105 seismic activity. Several factors contribute to the occurrence of rockbursts, namely unfavourable
106 stress conditions (principal stress magnitude and orientation in relation to pre-existing or
107

108 excavation geometry), unfavourable rock mass characteristics (contrasting geomechanical
109 properties or geological features, such as pre-existing weakness planes) and magnitude of the
110 stresses around underground openings as it progresses (Keneti and Sainsbury, 2018).
111 Rockbursts become a risk when their occurrence and effect threaten the safety of the mine, for
112 instance the personnel, the equipment or the infrastructure. Numerous strategies can be
113 implemented to manage the risk associated with mine seismicity and rockbursting. Long-term
114 measurements include understanding the changes in the mine to adapt the exploitation methods
115 and improve mine design (Heal, 2010) for reducing the hazard due to rockbursting. Some short-
116 term measurements include the installation of ground support systems to reinforce the structures
117 absorbing the kinetic energy released (Morissette and Hadjigeorgiou, 2019), or the use of
118 remotely operated equipment. For all approaches, it is vital to understand the seismicity of the
119 mine, therefore microseismic monitoring is the main method for underground mining hazard.

120

121 **Microseismic monitoring**

122

123 Since rockbursts are preceded by seismic events resulting from changes of stress in the rock
124 mass (Lu et al., 2013; Wang et al., 2010), mining companies implemented several systems to
125 monitor seismic events both in time and space. Seismic events are defined by their location and
126 times of origin, and microseismic monitoring seeks to find these events in time and space from
127 the arrival times of P and S waves (Shearer, 2019). Location of seismic events is the first step in
128 studies of seismicity in mines, and there are several methods for hypocentre location. A common
129 procedure employs the concept of relative location of seismic events and is based on arrival-time
130 differences between P and S wave to relocate the events. This approach often requires additional
131 particle motion information, and its mainly used in the oil and gas industry (Bennett et al., 2005).
132 Another classic location procedure, and the one used in this study, aims at minimizing the
133 difference between observations of arrival times and travel times calculated from a hypocentre
134 and origin time estimation (Lee et al., 1981). This iterative procedure has the advantage of
135 generally converging fairly rapidly.

136 Microseismic monitoring systems in mines have changed considerably over the past 25
137 years. Modern systems consist of a 3D distribution of sensors using a mixed array of uniaxial
138 and triaxial sensors, and can capture over 100 events per minute (Collins et al., 2014). Figure 1
139 shows a schematic outline of a typical mine seismic monitoring system with surface and
140 underground sensors. Such system is a dense seismic network used to monitor microseismic
141 events, with local magnitudes down to - 4, around the active mining face (Gibowicz and Kijko,
142 2013). The accuracy of the location of seismic events is of the order of 20-50 m or 50-100 m,
143 depending on the number of sensors, the network size and geometry (Li et al., 2018).

144 **Methodology**

145
146 To assess real time microseismic data assimilation for mining monitoring purposes we propose a
147 numerical assimilation loop of seismic events in time allowing uncertainty assessment of
148 hazards (see Figure 2). Here, we briefly describe the different steps that are further discussed in
149 details in the next sections.
150

151 1. The first step is the creation of an ensemble of initial velocity models, integrating as much
152 geophysical and geological information as possible. Sequential Gaussian Simulation is
153 used for this purpose

154 * As soon as new microseismic data are available, we proceed to do the update through the
155 Ensemble Kalman Filter, which consists of 2 steps.

156 2. Forecast step using hypocentre inversion

157 3. Analysis step assimilating traveltimes to update the velocity model

158 **Sequential Gaussian Simulation**

159
160 The first step of the proposed algorithm (Figure 2) consists in the construction of an ensemble of
161 velocity models. These models are created through Sequential Gaussian Simulation (SGS),
162 integrating well, geological and geophysical data. These models must span all the space of
163

164 possible spatial velocity distribution. This is why geostatistical simulations are particularly
165 suitable as they maximize the entropy. SGS permits to generate multiple equiprobable velocity
166 models honouring the hard velocity data measured at drill-holes, while preserving the theoretical
167 variogram (Journel, 1994).

168 The basic idea of sequential simulation is that following the chain rule of decomposition
169 any joint distribution of a random function can be estimated through a product of conditional
170 distributions (Goovaerts et al., 1997). The main assumption of SGS is that the data actually
171 follow a Gaussian distribution, thus, the data are first subject to a normal score transformation to
172 ensure the normality.

173 The SGS begins by defining a grid, covering the region of interest, and a random path to
174 prevent any bias. Then, the local conditional probability distribution (lcpd) is computed through
175 simple kriging at each node sequentially using measured velocity values and previously simulated
176 ones. Next, each simulated value is drawn from the estimated lcpd assigning that value to the
177 node. When the random path is finished, and a value has been assigned to each node, then a
178 back transform of the realization is performed in order to get the distribution of the data in their
179 original space (inverse normal score transformation).

180 Ensemble Kalman Filter

181
182 In the present work, the Ensemble Kalman Filter (EnKF) (Evensen, 2009) is implemented for
183 sequential assimilation of microseismic data in time. Data Assimilation (DA) is the combination
184 of model forecasting and observed data (Kalnay, 2002). Given an estimate of initial conditions,
185 DA simulates the evolution (forecasts) of the model. Although it is typically used for initialization
186 or re-analysis (Raanes et al., 2018), it can also be used for forecasting, as used in atmospheric
187 sciences.

188 Three key elements take part in DA: the state variables (\mathbf{x}), a dynamic function (f) and the
189 observations (\mathbf{y}). The state variables are generated for sequentially increasing time t by a
190 dynamical model, and the observed variables by a measurement model (h):

$$\mathbf{x}_{t+1} = f(\mathbf{x}_t) + \mathbf{q}_t \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_t = h(\mathbf{x}_t) + \mathbf{r}_t$$

where \mathbf{r} and \mathbf{q} represent Gaussian white noise processes.

In this work, the state variables are P-wave velocity fields (V_p) and the observations are traveltimes (tt) of seismic waves registered at geophones located in the mine and its surroundings. The dynamic function f consists in updating the state variables in a two-step manner that includes locating the hypocentres and perturbing the velocity in their vicinity, and h is the computation of traveltimes from the velocity model. Figure 3 illustrates the idea: starting from an initial velocity model at $t = t_0$, we proceed to forecast its evolution at time $t = t_1$. Once that time comes, we will have observations that will be assimilated to correct the predictions. The Ensemble Kalman filter has proven powerful in several spatio-temporal applications like integration of fluid-induced microseismic events into rock permeability estimation (Tarrahi and Jafarpour, 2012), oil reservoir characterization (Sebacher et al., 2013), or estimation of permeability and distribution of geomechanical properties (Tarrahi et al., 2015), to name a few. This algorithm allows incorporating the observations of the variables through a conditioning process in which the parameters and the dynamic response are updated whenever new observations are available. The assimilation is done in two steps: forecast and analysis. During the forecast step, the parameters are unconditionally propagated in time through a forecast, dynamical model (f), plus some noise, i.e.

$$\mathbf{E}^f = f(\mathbf{E}^a) + \mathbf{D} \quad (2)$$

where $\mathbf{E} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N]$ is the ensemble, of size N , containing the state variables, superscripts f and a mean forecasted and analysed respectively and the columns of \mathbf{D} are independent and identically distributed (iid) from the normal distribution $N(0, \mathbf{Q})$. The forecast ensemble is interpreted as the best forecast estimate of the state (Gillijns et al., 2006).

The second step is the analysis step. Once new observations are available, they are incorporated to adjust the ensemble according to the difference between observations (\mathbf{y}) and

218 predicted variables ($h(\mathbf{E}^f)$), proportionally to the Kalman gain matrix (\mathbf{K}). This matrix contains
 219 information about the covariance of the ensembles (Raanes et al., 2018). This step is written

$$220 \quad \mathbf{E}^a = \mathbf{E}^f + \mathbf{K}\{\mathbf{y}\mathbf{1}^T - \mathbf{D}_{obs} - h(\mathbf{E}^f)\}, \quad (3)$$

221 where $\mathbf{1}$ is a vector of ones, \mathbf{D}_{obs} contains the observation perturbations proposed by Burgers et
 222 al. (1998), iid sampled from the normal distribution $N(0, \mathbf{R})$, with mean 0 and covariance \mathbf{R}
 223 assessing the noise in the data (errors in time picking) and

$$224 \quad \mathbf{K} = \mathbf{A}\mathbf{Y}^T(\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T + (N - 1)\mathbf{R})^{-1},$$

225 with $\mathbf{A} = [\mathbf{x}_1 - \bar{\mathbf{x}}, \dots, \mathbf{x}_N - \bar{\mathbf{x}}]$ the ensemble anomalies and $\mathbf{Y} = h(\mathbf{E}^f)(\mathbf{I} - \mathbf{1}\mathbf{1}^T/N)$ the
 226 anomalies of the observed ensemble.

227 In the present work, the forecast is performed in two steps, described hereunder.

229 Hypocentre inversion and raytracing

230
 231 At this stage, we make use of the seismic trace recording to perform the propagation of the
 232 velocity models in two steps:

233 1. Hypocentre inversion:

234
 235 First, a hypocentre location is carried out with the new traveltimes acquired at the
 236 geophones. The inversion, in this case performed with an implementation of the hypopy
 237 package (Giroux, 2020), locates the hypocentres for a constant velocity value, using both P
 238 and S wave first arrival times. This simple inversion uses the mean velocity to provide, almost
 239 instantaneously, an approximate estimation of the event location. Assuming that velocity
 240 changes happen in the vicinity of the hypocentre, once it is located, its coordinates are
 241 used as a central point for an area where the velocity models of the ensemble are modified.
 242 The purpose of this step is not to obtain an accurate hypocentre location, but rather an
 243 estimate that will be used to define the area where the set of velocity models will be
 244 submitted to changes. The perturbation is done fluctuating the area size and the velocity
 245 values, constituting the simulated noise \mathbf{q} from equation (1).

246 2. Raytracing:

247
248 Once the velocity models are forecasted, raytracing needs to be done to forecast the
249 observations ($h(\mathbf{E}^f)$ of eq. (3)). In this work we use the Shortest-Path Methods (SPM),
250 calculating the first-arrivals within a grid of rectilinear cells, using graph theory (Giroux
251 and Larouche, 2013). We chose this approach, because it is suitable for high-contrast
252 velocity models (Bai et al., 2007), which is the case in this study. The implementation of
253 the raytracing is done using the `tcr` package (Giroux, 2018).

254 Raytracing is not only computed at the forecast step, but also later on, for quality control.
255 Traveltimes for the analysed velocity models are computed and compared with the real
256 traveltimes. If this difference is small this indicates that the analysed model is suitable to
257 represent the real velocity model, since it is able to reproduce the real data.

258 259 **Synthetic case**

260
261 In this section, we present several examples to examine the performance of the proposed method
262 for forecasting rockbursts. All synthetic examples are based on a 3D uniform grid of dimensions
263 $840 \times 380 \times 580$ with a 20 m step. The state parameters are gridblock velocity values. One hundred
264 3D velocity models were simulated via SGS integrating three V_p borehole logs and a 3D
265 homogeneous velocity model. This constitutes the initial ensemble for the EnKF assimilation.
266 The ensemble size was chosen according to literature suggestions on EnKF applications
267 (Gillijns et al., 2006). The synthetic boreholes, built replicating real sonic logs from a mine in
268 the Sudbury Igneous Complex in Canada and a subset of the models are shown in Figure 4.

269 Synthetic traveltimes were computed, using the raytracing algorithm previously described,
270 with added noise sampled from a standard normal distribution with 1 ms variance. The
271 acquisition setup consists of 30 receivers distributed irregularly underground, mimicking a
272 typical microseismic monitoring system in mines (Collins et al., 2014). In order to illustrate the
273 method, the occurrence of several microseismic events is simulated within the reference model

274 (Figure 5). The ensemble and parameter size were $N = 100$ and $m = 25800$, respectively
 275 corresponding to the number of SGS realizations and the number of grid points of the model.

276 Starting from the reference model, the forecast step was performed with the following
 277 parameters for the perturbed area: a radius varying from 50 m to 100 m, according to the
 278 maximum event location errors in the record of the mine, and a velocity change randomly
 279 increasing or decreasing to a maximum of 10%, value chosen according to previous studies on
 280 seismic wave velocity changes in mines (Baig et al., 2017).

281 The first example, is the case where a microseismic event causes a velocity increase of 10%
 282 in a 100 m radius sphere centered in the event's hypocentre (Figure 6a). The velocity difference
 283 obtained through the algorithm is shown as well, and its mean and standard deviation are
 284 illustrated in Figure 7. We can see clearly how the methodology permits to identify the velocity
 285 change caused by the seismic event. The second example consists in evaluating what happens
 286 if one microseismic event occurs, but it does not cause a velocity change in its surroundings.
 287 The algorithm allows locating the hypocentre and consistently does not perceive this
 288 microseismic event as a change in velocity (Figure 6b).

289 Finally, several other configurations were tested to see the potential and limits of the
 290 algorithm with synthetic data, combining:

- 291 • Number of receivers: 30, 25, 15
- 292 • Radius of the velocity perturbation: 100 m, 50 m, 25 m
- 293 • Percentage of velocity change: 10 %, 5 %

294 The normal root mean square error (NRMSE) between the real velocity model and the models
 295 updated with the proposed method was computed as

$$296 \quad RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (E_i - V_{true})^2}{N}} \quad (4)$$

297

298

$$NRMSE = \frac{\overline{RMSE}}{\overline{V_{true}}}$$

299

with \overline{RMSE} and $\overline{V_{true}}$ the mean over m (model parameters).

300

301

302

303

Figure 8 (a) shows how for all the cases, the NRMSE is always lower than 3%, which is a fairly good result. Additionally, the accuracy of the final velocity model increases with a higher number of receivers. This is directly linked to the hypocentre location, which also improves with the number of receivers, as exposed in Figure 8 (b).

304

305

306

307

308

Furthermore, not only velocity changes in the model can be seen using traveltime data only, but also the whole computation scheme is fast, which is one of the desired features. In the example described here, the computation time between the arrival of each new microseismic event, and the update of the velocity model took only 3 minutes on a laptop computer, which is close to the real time attempt sought in this research.

309

310

Real case

311

312

313

314

315

316

317

318

319

320

In this example, we test the limits and potential of the method with real data from a hard rock mine in Ontario, Canada. The area has five main geological domains with significant variations in their seismic properties. A 1100 x 800 x 850 uniform grid of 10 m step size was used. A 3D seismic velocity model including rock property information and sonic logs, optimized for the geological domains using recent calibration seismic records were used for the SGS simulation. One hundred 3D velocity models were simulated integrating four sonic log and the mentioned velocity model. Again, the EnKF ensemble and parameter sizes were $N=100$ and $m=773226$, respectively corresponding to the number of SGS simulations and the number of grid points of the model.

321

322

323

324

The microseismic database consists in SEG-Y data files for a two-month period, with events of different magnitude including an event with a magnitude significantly larger than the average and coincident with a rockburst. 48 single-component and 27 triaxial sensors were available in the mine during that period, which recorded both P and S waves. This system allows to cover

325 events of moment magnitudes (M_w) between $-3 < M_w < 3$. First arrival times were already picked
326 by either an advanced auto-processing algorithm or by a human interpreter. If the method shall be
327 implemented on a data set with no previously picked arrival times, some extra time has to be
328 allotted for this task. Some traces are shown in Figure 9.

329 For testing the method on these data, all events containing first-arrivals for both P and S
330 waves were assimilated once in every hour with the sequence of forecast and analysis steps
331 described above. The algorithm was run for various calm days and during the day of the largest
332 event. The distribution of seismic events during the 9 hours before the rockburst are shown in
333 Figure 10 (a). Figure 11 shows the results obtained for the day in which the rockburst occurred.
334 For 9 assimilation time periods, an hourly average is displayed. By analysing these 3D cubes
335 of V_p changes, it can be noticed that the EnKF assimilation allows to see how the velocity
336 increases hours before the rockburst, which position's is indicated with the purple sphere.
337 Special attention should be paid to Figure 11 (e) that shows a peak in V_p increase 4 hours before
338 the event, which could be interpreted as a stress increase. Figure 12 shows that velocity increase
339 at $t=5$ represents a 10% increase over the reference model.

340 These results can be compared with those of a day where seismic events happened but no
341 rockburst did. The distribution of seismic events during the 9 hours are shown in Figure 10 (b).
342 As expected, no significant velocity changes were registered. The monitoring of velocity
343 changes for a 9-hour period is shown in Figure 13. One can observe how no velocity anomaly
344 is registered, indicating that the methodology actually helps discriminating when a rockburst
345 may happen or not.

346 For the real case, a workstation equipped with two 10-core Intel Xeon E5-2680 CPUs was
347 used. Aiming to reduce computation time, parallelism was implemented when performing the
348 raytracing. For each event, raytracing has to be performed 100 times, one for each ensemble
349 member. The execution of the raytracing function was parallelized across 40 processes. Finally,
350 the computation time to assimilate each event took between 13 and 17 minutes. Compared to the
351 synthetic case, there is an increase in computation time, and this is caused mainly because the

352 number of parameters increases from 25800 to 773226, so there are more than twenty the number
353 of state variables. Nevertheless, the fact that a velocity increase in the mine occurring 4_hours
354 before the rockburst can be observed, indicates that the method is a powerful tool that could
355 allow to forecast potential hazard. The results presented so far were obtained with a python
356 implementation of the algorithm, with the exception of raytracing which is done in C++.
357 Realtime use of the method could probably be achieved by carefully implementing the method
358 in a compiled language such as C++ after profiling and optimization, and by implementing
359 critical parts such as raytracing on GPUs. Monsegny et al. (2019) propose an algorithm for
360 computing raytracing shortest path on GPU that improves the computing time up to three times,
361 an approach that could be potentially implemented to this work's scheme.

362 Finally, a quality control was performed on the models obtained through EnKF by adjusting the
363 traveltimes. These were computed for each of the velocity models, then an average was
364 calculated and compared to the real traveltimes, for each time step. Figure 14 shows the
365 traveltimes misfits for the initial and analysed velocity models for two days with different seismic
366 activity. We can see that traveltimes residuals for both models are generally close to the line of 1
367 ms, which is the picking error. For the cases where the misfit is higher, the analysed model shows
368 an improvement in comparison to the initial model. This gives us confidence that the models
369 obtained through the analysis adequately represent the real velocity model, as mentioned before.

370

371 **Discussions and Conclusions**

372

373 Throughout the past years, the use of microseismic techniques for mine safety and productivity
374 has progressed significantly and in this article we propose an additional value to this technique.

375 This paper postulates that the changes in velocity of seismic waves can be used as a
376 complementary variable for rockburst predictions, and hopes to contribute successfully to the
377 improvement of monitoring techniques.

378 Both synthetic and real data acquired from passive microseismic installations in a Canadian
379 mine were assimilated and the results are very promising. We were able to highlight velocity

380 changes happening in the underground hours before a rockburst takes place. Monitoring an
381 increase in velocity in the surroundings of the mine sufficiently in advance, can help mitigate the
382 risk of rockbursts that may cause damage to infrastructure and potentially casualties to
383 personnel. The methodology proposed in this work could assist mining engineers in their
384 decision-making, enabling operators to take safety and production's decisions. However, it
385 must be validated with long-term monitoring data covering multiple rockburst events. By
386 performing a study on a larger data set two main contributions can be obtained. First, a variable
387 measuring the mean change in velocity could be defined, and a threshold could be set in
388 consequence as rockburst hazard indicator. Secondly, a better understanding of the relationship
389 between stress and velocity can be explored, depending on the rockburst being caused by tensile
390 or shear failure, the velocity changes in response to them could be different.

391 With the examples presented, it is shown that updating 3D velocity models using an
392 Ensemble Kalman Filter is a predictive tool with great potential for monitoring underground
393 processes in real time. This technique allows to see where the velocity changes occur,
394 highlighting areas where the rock mass may be under stress, and therefore likely to break.

395 **Acknowledgments**

396 We want to thank ESG solutions for sharing the data set, and for Figure 1. We would also like to
397 thank the anonymous reviewers for their excellent comments and suggestions to improve our
398 manuscript. This research was supported by the Fonds de Recherche Nature et Technologie
399 Québec, Programme de recherche en partenariat sur le développement durable du secteur
400 minier, project 2015-MI-194018.

403 **Data Availability Statement**

404 The synthetic data that support the findings of this study are openly available at <https://github.com/groupeLIAMG/EnKF>. Restrictions apply to the availability of the real

408 data, which were used under license for this study.

References

- 409
410
411 Bai, C.-y., Greenhalgh, S. and Zhou, B. (2007). 3D ray tracing using a modified shortest-path
412 method. *Geophysics* 72: T27–T36, doi:10.1190/1.2732549.
- 413 Baig, A., Bosman, K. and Urbancic, T. (2017). Temporal changes in stress state imaged through
414 seismic tomography. In *Proceedings of the Eighth International Conference on Deep and*
415 *High Stress Mining*. Australian Centre for Geomechanics, Perth,
416 doi:10.36487/acg_rep/1704_18_baig.
- 417 Beck, D. and Brady, B. (2002). Evaluation and application of controlling parameters for seismic
418 events in hard-rock mines. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*
419 39: 633–642, doi:10.1016/s1365-1609(02)00061-8.
- 420 Bennett, L., Calvez, J., Sarver, D. R. R., Tanner, K., Birk, W., Waters, G., Drew, J., Michaud, G.,
421 Primiero, P., Eisner, L. et al. (2005). The source for hydraulic fracture characterization.
422 *Oilfield Review* 17: 42–57.
- 423 Bridges, M. (2013). An extensional mechanism of instability and failure in the walls of open pit
424 mines. In *Proceedings of the 2013 International Symposium on Slope Stability in Open Pit*
425 *Mining and Civil Engineering*. Australian Centre for Geomechanics, 137–150,
426 doi:10.36487/acg_rep/1308_03_bridges.
- 427 Burgers, G., Leeuwen, P. Jan van and Evensen, G. (1998). Analysis Scheme in the Ensemble
428 Kalman Filter. *Monthly Weather Review* 126: 1719–1724, doi:10.1175/1520-
429 0493(1998)126<1719:ASITEK>2.0.CO;2.
- 430 Chen, Y., Oliver, D. S. and Zhang, D. (2009). Data assimilation for nonlinear problems by
431 ensemble kalman filter with reparameterization. *Journal of Petroleum Science and*
432 *Engineering* 66: 1–14, doi:10.1016/j.petrol.2008.12.002.

- 433 Collins, D., Toya, Y., Pinnock, I., Shumila, V. and Anderson, Z. (2014). 3D velocity model
434 with complex geology and voids for microseismic location and mechanism. In *Proceedings of*
435 *the Seventh International Conference on Deep and High Stress Mining*. Australian Centre for
436 Geomechanics, Perth, doi:10.36487/acg_rep/1410_48_collins.
- 437 Czarny, R., Marcak, H., Nakata, N., Pilecki, Z. and Isakow, Z. (2016). Monitoring velocity
438 changes caused by underground coal mining using seismic noise. *Pure and Applied*
439 *Geophysics* 173: 1907–1916, doi:10.1007/s00024-015-1234-3.
- 440 Daley, T. M., Niu, F., Silver, P. G. and Majer, E. L. (2010). Acquisition of crosswell seismic
441 monitoring data. In *Handbook of Geophysical Exploration: Seismic Exploration*. Elsevier,
442 165–176, doi:10.1016/s0950-1401(10)04014-0.
- 443 Evensen, G. (2003). The ensemble kalman filter: theoretical formulation and practical
444 implementation. *Ocean Dynamics* 53: 343–367, doi:10.1007/s10236-003-0036-9.
- 445 Evensen, G. (2009). *Data Assimilation*. Springer Berlin Heidelberg, doi:10.1007/978-3-642-
446 03711-5.
- 447 Friedel, M., Jackson, M., Scott, D., Williams, T. and Olson, M. (1995). 3-d tomographic
448 imaging of anomalous conditions in a deep silver mine. *Journal of Applied Geophysics* 34: 1–
449 21, doi:10.1016/0926-9851(95)00007-o.
- 450 Ge, M. (2005). Efficient mine microseismic monitoring. *International Journal of Coal Geology*
451 64: 44–56, doi:10.1016/j.coal.2005.03.004.
- 452 Gibowicz, S. J. and Kijko, A. (2013). *An introduction to mining seismology*. Elsevier.
- 453 Gillijns, S., Mendoza, O., Chandrasekar, J., Moor, B. D., Bernstein, D. and Ridley, A. (2006).
454 What is the ensemble Kalman filter and how well does it work? In *2006 American Control*
455 *Conference*. IEEE, doi:10.1109/acc.2006.1657419.
- 456 Giroux, B. (2018). Codes to do raytracing for geophysical applications.

457 doi:10.5281/zenodo.3737069.

458 Giroux, B. (2020). HYPOcenter location from arrival time data in PYthon.
459 doi:10.5281/zenodo.3862687.

460 Giroux, B. and Larouche, B. (2013). Task-parallel implementation of 3d shortest path raytracing
461 for geophysical applications. *Computers & Geosciences* 54: 130–141,
462 doi:10.1016/j.cageo.2012.12.005.

463 Goovaerts, P. et al. (1997). *Geostatistics for natural resources evaluation*. Oxford University
464 Press on Demand.

465 Heal, D. (2010). Observations and analysis of incidences of rockburst damage in underground
466 mines. Ph.D. thesis.

467 Journel, A. G. (1994). Modeling uncertainty: Some conceptual thoughts. In *Geostatistics for the*
468 *Next Century*. Springer Netherlands, 30–43, doi:10.1007/978-94-011-0824-9_5.

469 Kalnay, E. (2002). *Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability*. Cambridge
470 University Press, doi:10.1017/cbo9780511802270.

471 Keneti, A. and Sainsbury, B.-A. (2018). Review of published rockburst events and their
472 contributing factors. *Engineeringgeology* 246: 361–373, doi:10.1016/j.enggeo.2018.10.005.

473 Körmendi, A., Bodoky, T., Hermann, L., Dianiska, L. and Kalman, T. (1986). Seismic
474 measurements for safety in mines. *Geophysical Prospecting* 34: 1022–1037,
475 doi:10.1111/j.1365-2478.1986.tb00511.x.

476 Landrø, M. and Stammeijer, J. (2004). Quantitative estimation of compaction and velocity
477 changes using 4d impedance and travelttime changes. *Geophysics* 69: 949–957,
478 doi:10.1190/1.1778238.

479 Lee, W. H. K., Lee, W. H. K., Lee, X., Munn, R., Stewart, S. and Stewart, S. (1981). *Principles*
480 *and applications of microearthquake networks, 2*. Academic press.

- 481 Li, Z.-l., He, X.-q., Dou, L.-m. and Wang, G.-f. (2018). Rockburst occurrences and
482 microseismicity in a longwall panel experiencing frequent rockbursts. *Geosciences Journal*
483 22: 623–639, doi:10.1007/s12303-017-0076-7.
- 484 Liu, Q.-S., Wu, J., Zhang, X.-P., Tang, L.-X., Bi, C., Li, W.-W. and Xu, J.-L. (2020). Microseismic
485 monitoring to characterize structure-type rockbursts: A case study of a tbm-excavated tunnel.
486 *Rock Mechanics and Rock Engineering* : 1–19doi:10.1007/s00603-020-02111-5.
- 487 Lu, C.-P., Dou, L.-M., Zhang, N., Xue, J.-H., Wang, X.-N., Liu, H. and Zhang, J.-
488 W. (2013). Microseismic frequency-spectrum evolutionary rule of rockburst triggered by
489 roof fall. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences* 64: 6–16,
490 doi:10.1016/j.ijrmms.2013.08.022.
- 491 Ma, C., Li, T. and Zhang, H. (2020). Microseismic and precursor analysis of high-stress hazards
492 in tunnels: A case comparison of rockburst and fall of ground. *Engineering Geology* 265:
493 105435, doi:10.1016/j.enggeo.2019.105435.
- 494 Ma, T., Tang, C., Tang, L., Zhang, W. and Wang, L. (2015). Rockburst characteristics and
495 microseismic monitoring of deep-buried tunnels for Jinping II hydropower station. *Tunnelling
496 and Underground Space Technology* 49: 345–368, doi:10.1016/j.tust.2015.04.016.
- 497 Monsegny, J., Monsalve, J., León, K., Duarte, M., Becerra, S., Agudelo, W. and Arguello,
498 H. (2019). Fast marching method in seismic ray tracing on parallel GPU devices. In
499 *Communications in Computer and Information Science*. Springer International Publishing,
500 101–111, doi:10.1007/978-3-030-16205-4_8.
- 501 Morissette, P. (2017). The influence of mining sequence and ground support practice on the
502 frequency and severity of rockbursts in seismically active mines of the Sudbury basin. *Journal
503 of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy* 117: 47–58, doi:10.17159/2411-
504 9717/2017/v117n1a8.

- 505 Morissette, P. and Hadjigeorgiou, J. (2019). Ground support design for dynamic loading
506 conditions: A quantitative data-driven approach based on rockburst case studies. *Journal of*
507 *Rock Mechanics and Geotechnical Engineering* 11: 909–919,
508 doi:10.1016/j.jrmge.2019.03.002.
- 509 Raanes, P. N. et al. (2018). nansencenter/dapper: Version 0.8. doi:10.5281/zenodo.2029296.
510
- 511 Ranjith, P. G., Zhao, J., Ju, M., Silva, R. V. D., Rathnaweera, T. D. and Bandara, A. K. (2017).
512 Opportunities and challenges in deep mining: A brief review. *Engineering* 3: 546–551,
513 doi:10.1016/j.eng.2017.04.024.
- 514 Rose, N., Hungr, O. et al. (2007). Forecasting Potential Rock Slope Failure In Open Pit Mines
515 Using the Inverse-velocity Method-Case Examples. In *1st Canada-US Rock Mechanics*
516 *Symposium*. American Rock Mechanics Association, doi:10.1201/noe0415444019-c156.
- 517 Sebacher, B., Hanea, R. and Heemink, A. (2013). A probabilistic parametrization for geological
518 uncertainty estimation using the ensemble kalman filter (EnKF). *Computational Geosciences*
519 17: 813–832, doi:10.1007/s10596-013-9357-z.
- 520 Shearer, P. M. (2019). *Introduction to Seismology*. Cambridge University Press,
521 doi:10.1017/9781316877111.
- 522 Sheriff, R. E. and Geldart, L. P. (1995). *Exploration Seismology*. Cambridge University Press,
523 doi:10.1017/cbo9781139168359.
- 524 Tarrahi, M. and Jafarpour, B. (2012). Inference of permeability distribution from injection-
525 induced discrete microseismic events with kernel density estimation and ensemble Kalman
526 filter. Master's thesis, doi:10.1029/2012wr011920.
- 527 Tarrahi, M., Jafarpour, B. and Ghassemi, A. (2015). Integration of microseismic monitoring
528 data into coupled flow and geomechanical models with ensemble kalman filter. *Water*
529 *Resources Research* 51: 5177–5197, doi:10.1002/2014wr016264.

- 530 Urbancic, T. I. and Trifu, C.-I. (2000). Recent advances in seismic monitoring technology at
531 canadian mines. *Journal of Applied Geophysics* 45: 225–237, doi:10.1016/s0926-
532 9851(00)00030-6.
- 533 Wang, J., Zhang, J. et al. (2010). Preliminary engineering application of microseismic
534 monitoring technique to rockburst prediction in tunnelling of Jinping ii project. *Journal of*
535 *Rock Mechanics and Geotechnical Engineering* 2: 193–208,
536 doi:10.3724/sp.j.1235.2010.00193.
- 537 Xue, R., Liang, Z., Xu, N. and Dong, L. (2020). Rockburst prediction and stability analysis of the
538 access tunnel in the main powerhouse of a hydropower station based on microseismic
539 monitoring. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences* 126: 104174,
540 doi:10.1016/j.ijrmms.2019.104174.
- 541 Zhang, S., Ma, T., Jia, P., Wang, Y. et al. (2020). Microseismic monitoring and experimental
542 study on mechanism of delayed rockburst in deep-buried tunnels. *Rock Mechanics and Rock*
543 *Engineering*: 1–18doi:10.1007/s00603-020-02069-4.

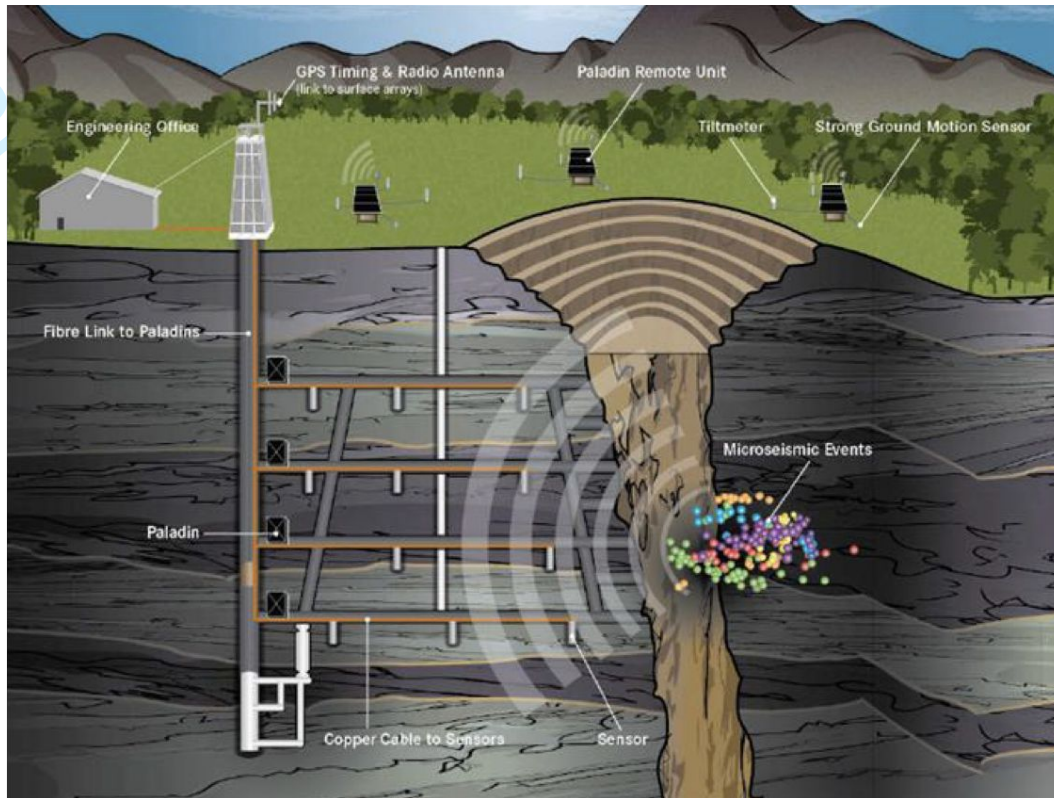


Fig. 1: Example of a typical microseismic system setup, courtesy of ESG Solutions(Collins et al., 2014).

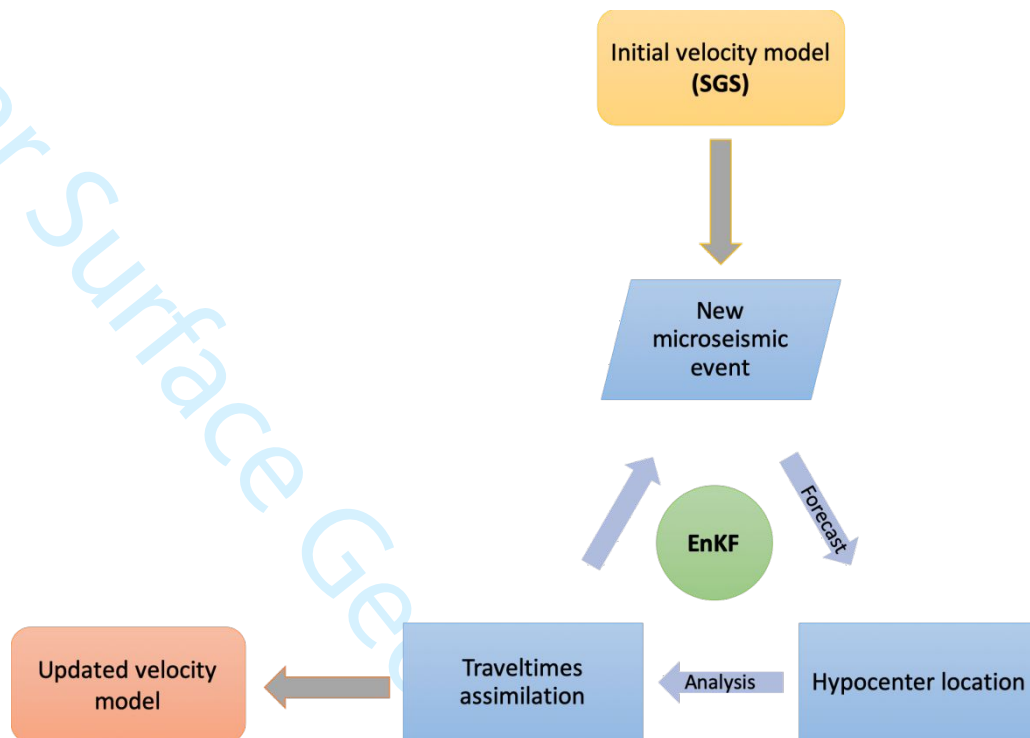


Fig. 2: Description of the overall workflow.

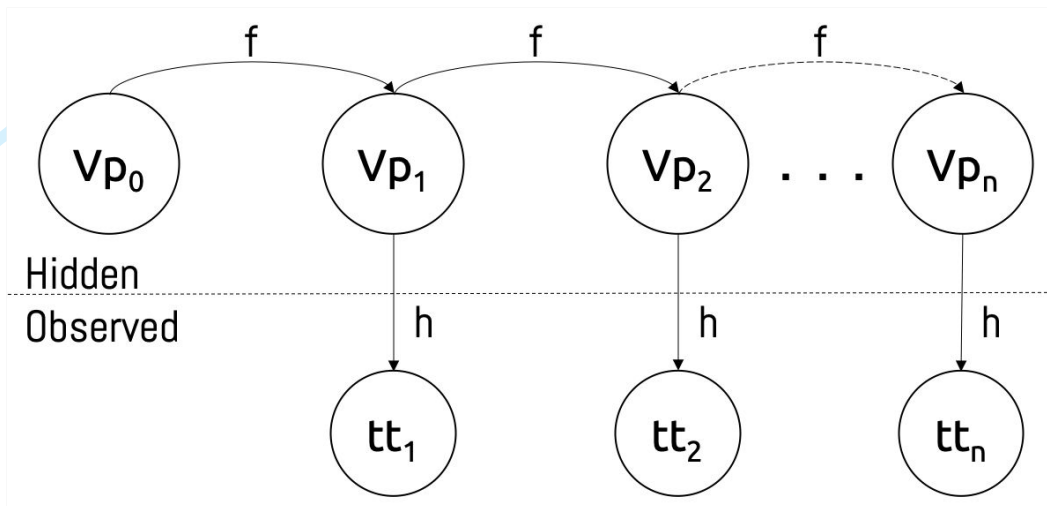


Fig. 3: Diagram of equation 1 showing the succession in time of hidden states linked together by a forecast law, which are only known through observations.

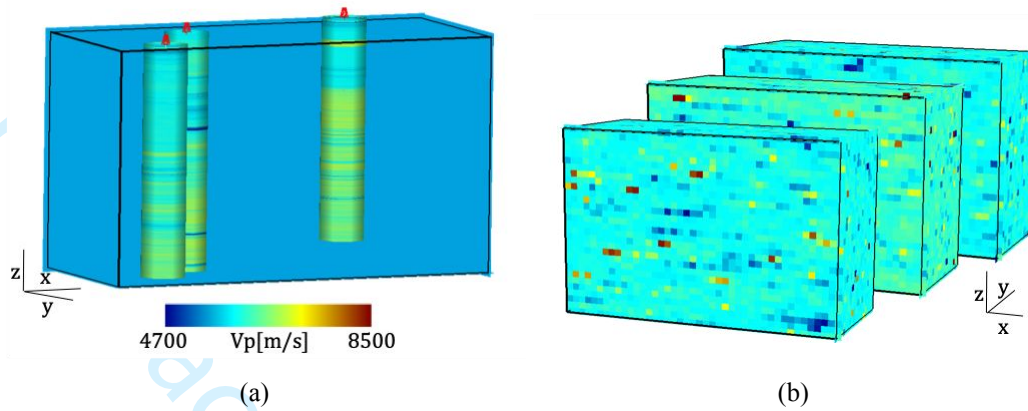


Fig. 4: (a) Homogeneous 3D velocity model and three Vp logs used as input of the SGS. (b) Three of the hundred Vp models simulated by SGS, randomly chosen. The same color scale is valid for both figures.

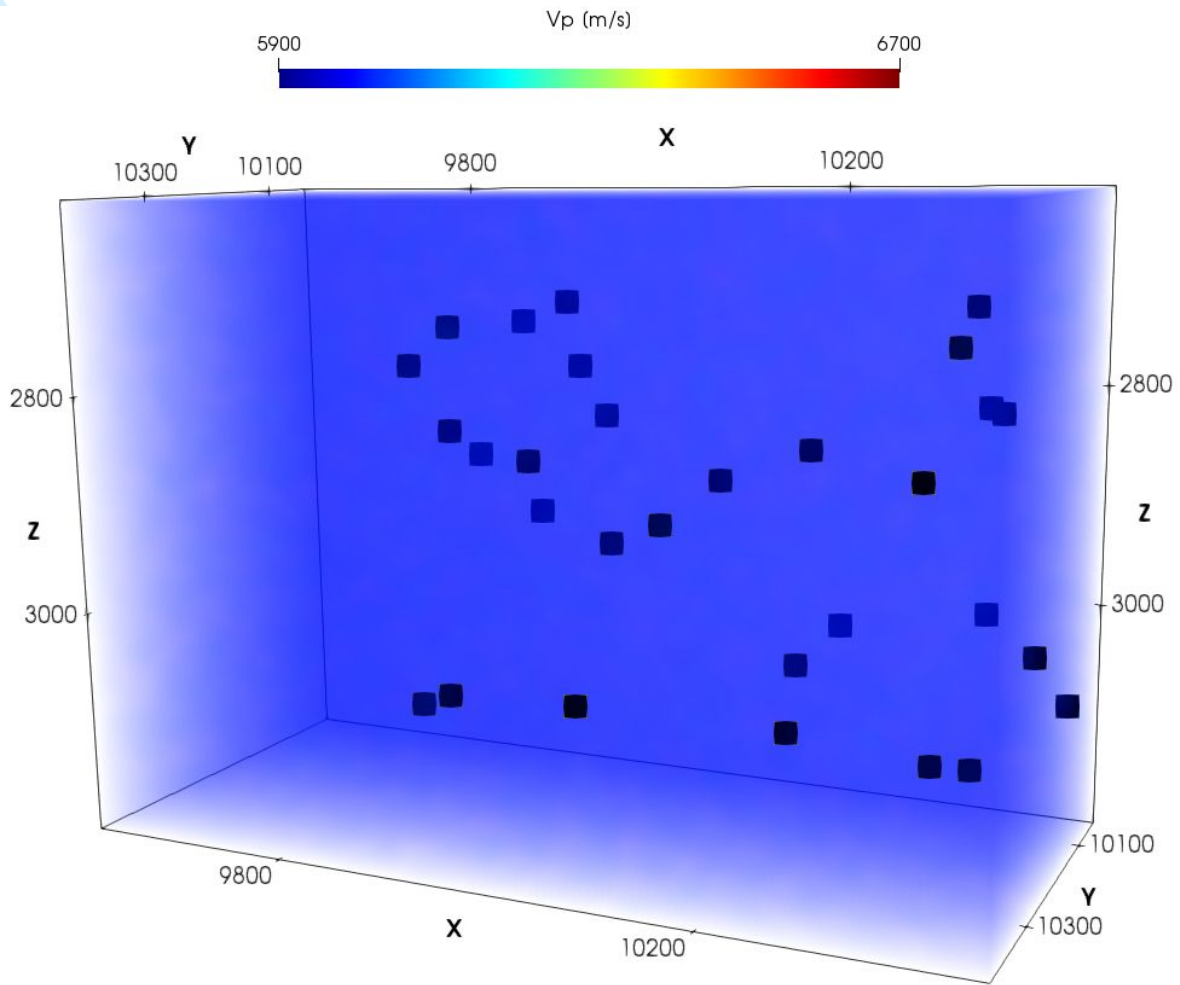


Fig. 5: Reference velocity model and receivers (squares).

FIGURES

28

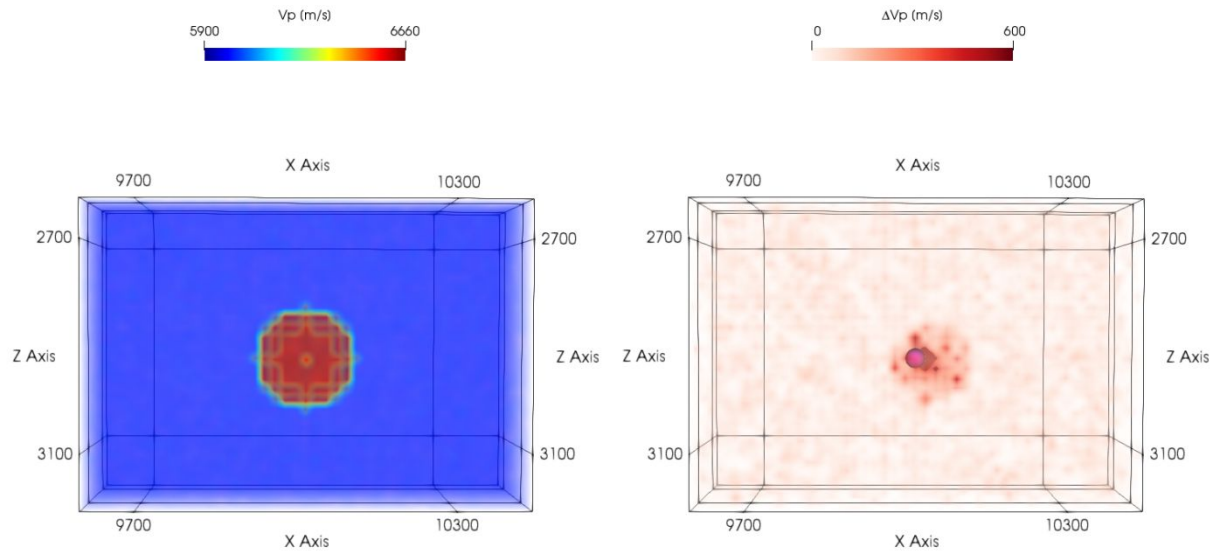
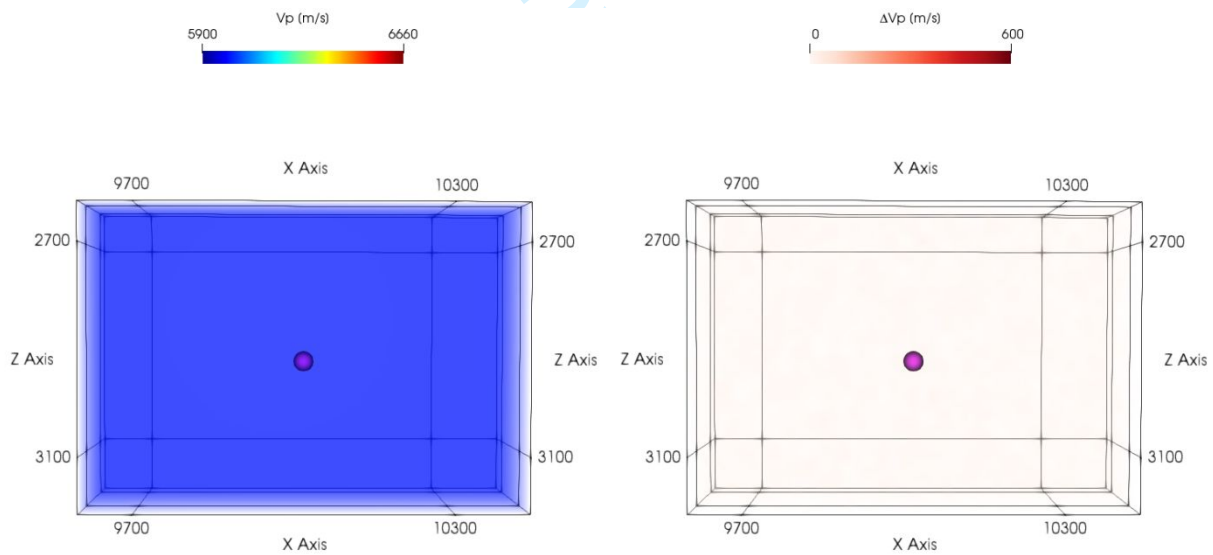
(a) Case 1: 10% increase of V_p (b) Case 2: no V_p change

Fig. 6: True velocity model and velocity difference obtained through the algorithm. The red sphere implies a velocity increase in comparison with the reference model and the purple sphere indicates the location of the event.

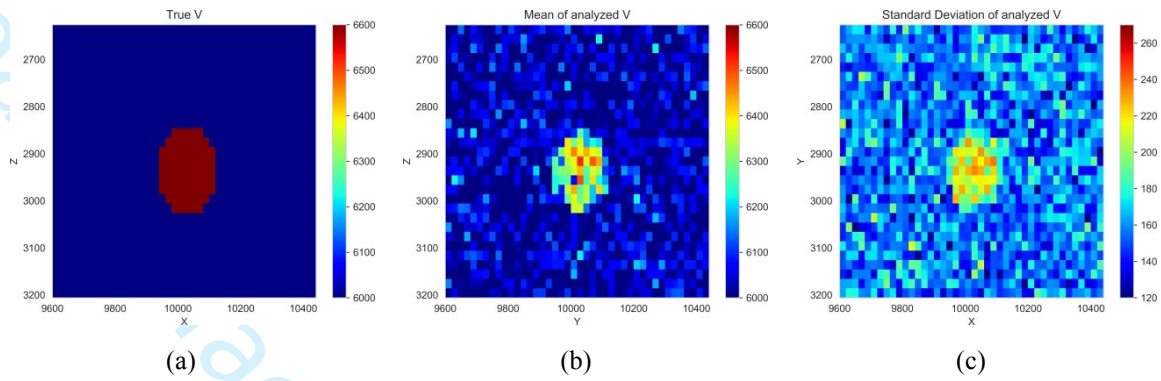
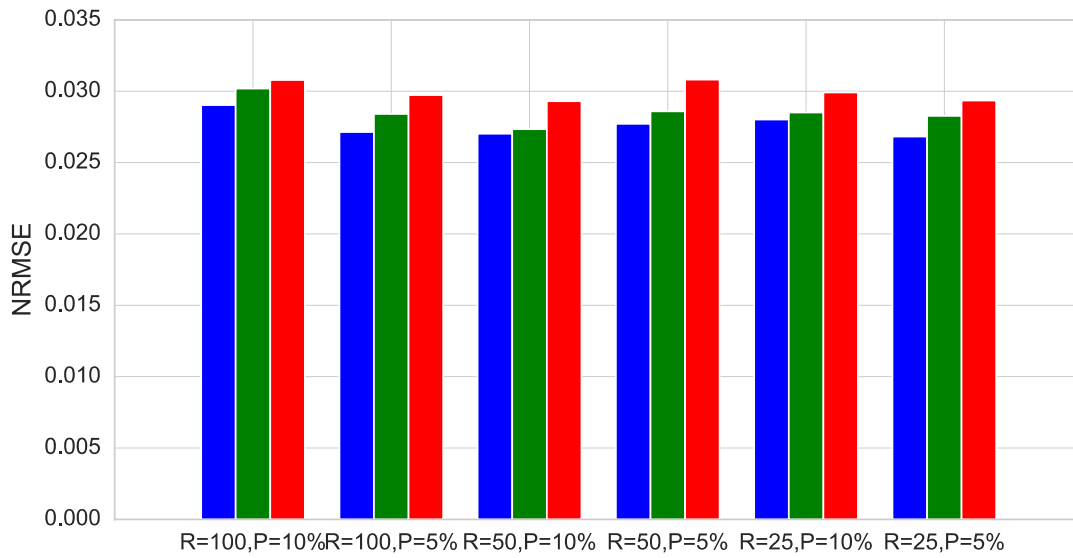


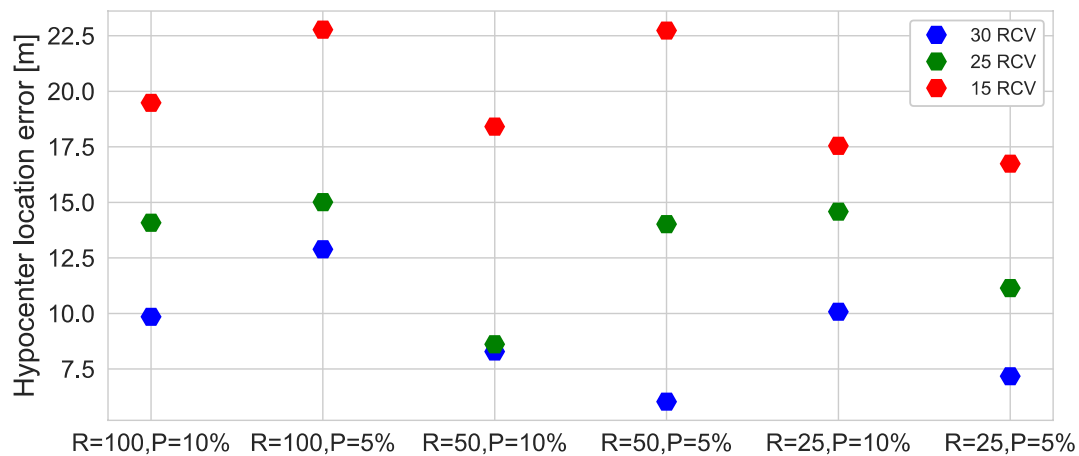
Fig. 7: A slice centered on the microseismic location displaying the true velocity model (a), and the mean (b) and the standard deviation (c) of the velocity model obtained with the algorithm after assimilating the microseismic data.

FIGURES

30



(a)



(b)

Fig. 8: NRMSE on the velocity model (a) and hypocentre location (b) error for different radii, velocity change and number of receivers.

FIGURES

31

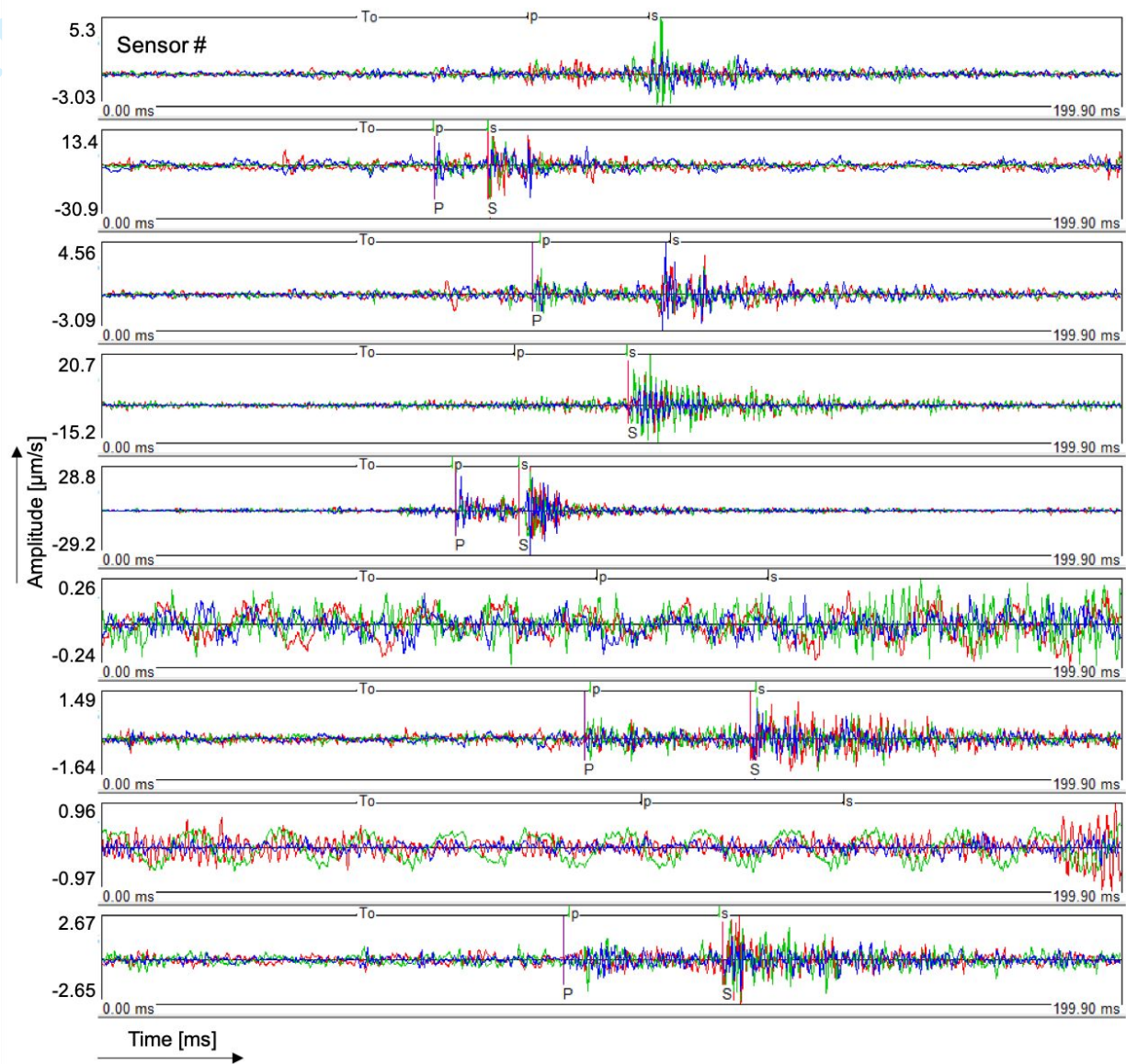
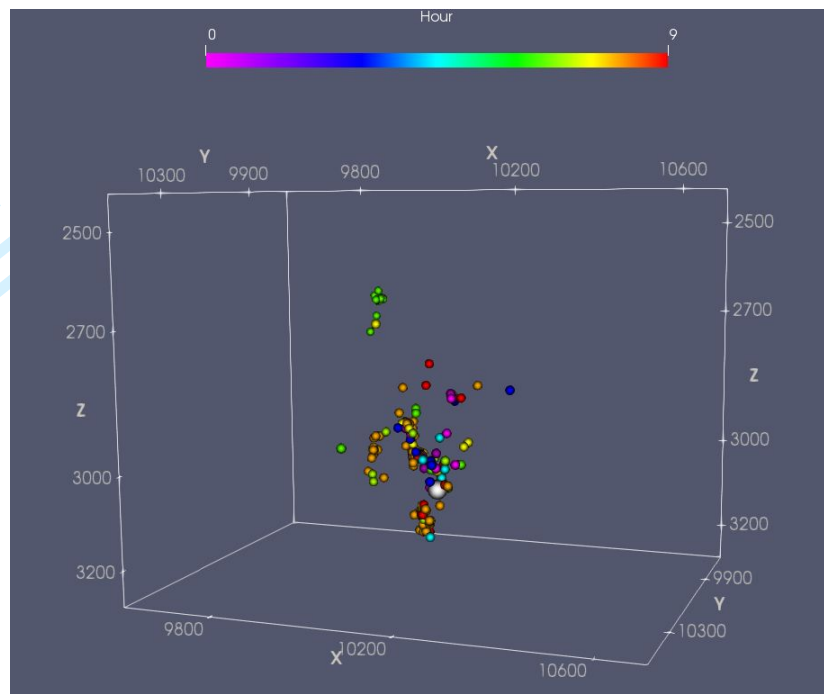


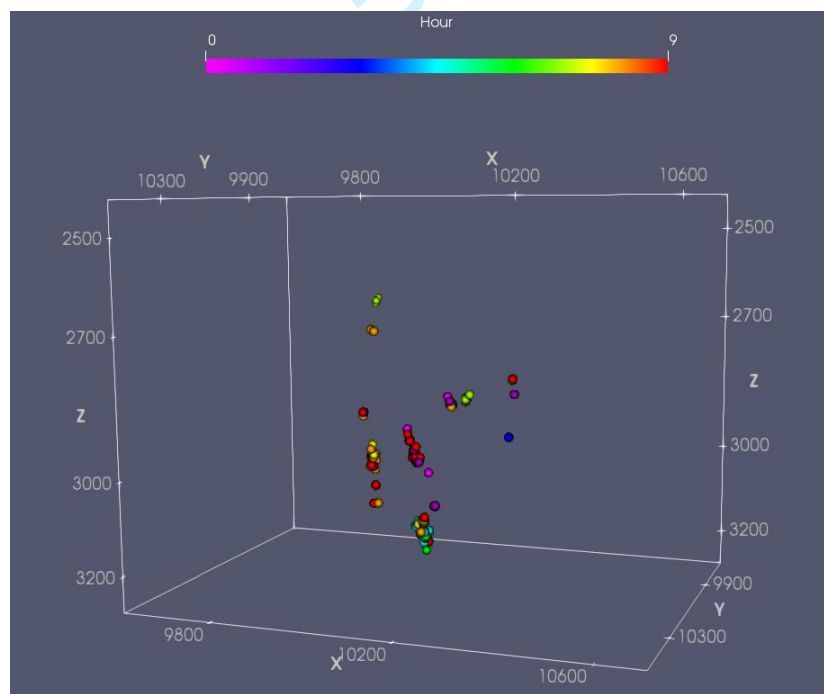
Fig. 9: Seismic traces from the data base in all three components: north (red), east (green) and vertical (blue). P and S picked first arrivals are also marked.

FIGURES

32



(a)



(b)

Fig. 10: Location of seismic events, color-coded by hour, during the assimilated 9-hour periods before a rockburst (a), which position is indicated with the white sphere, and for the day where no rockburst took place (b).

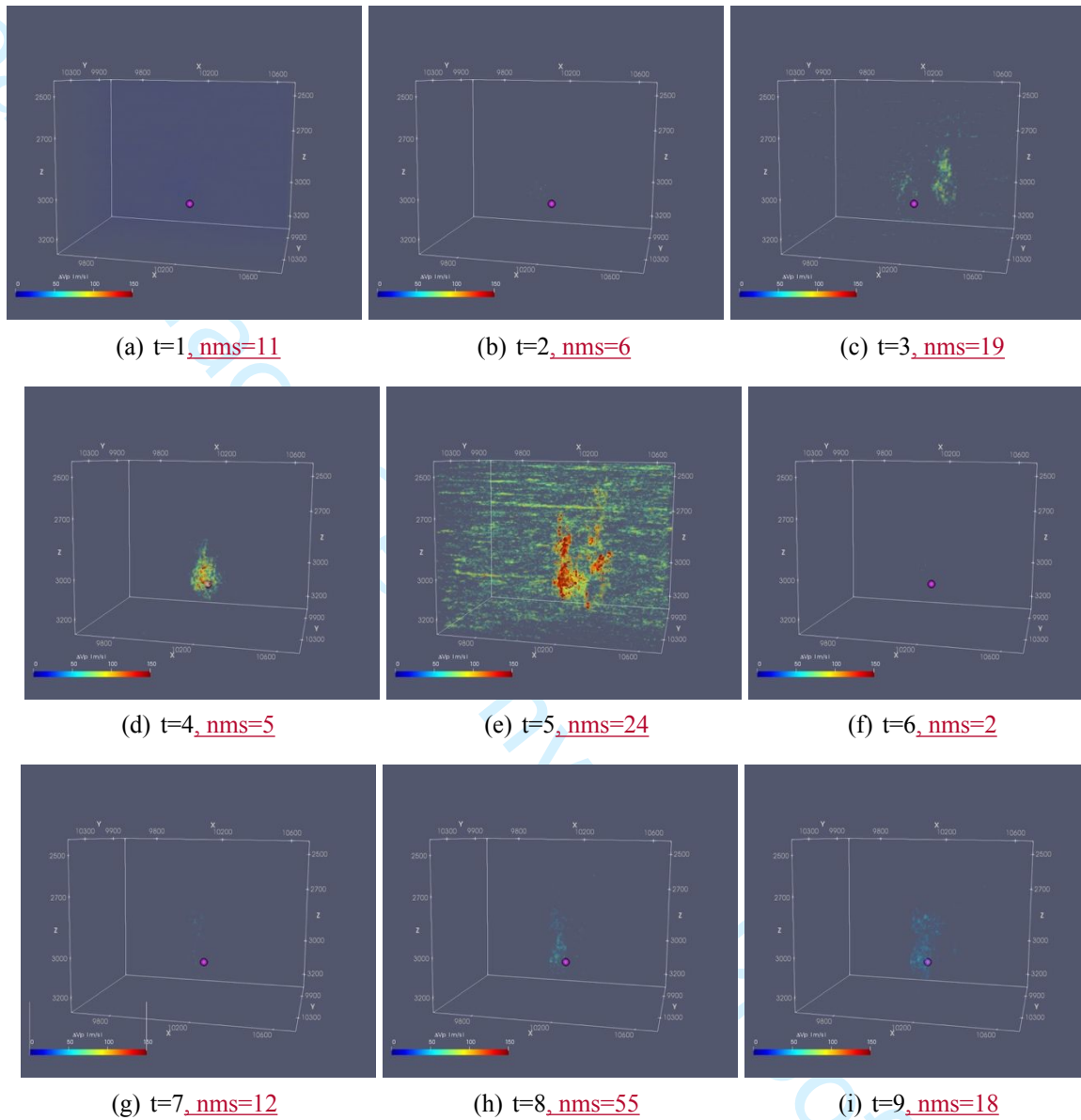


Fig. 11: Velocity changes in the underground with respect to the initial model and number of seismic events (nms) for every hour during a 9 h period for a day with a big event. The rockburst location is indicated with the purple sphere and its time of occurrence is at $t=10$.

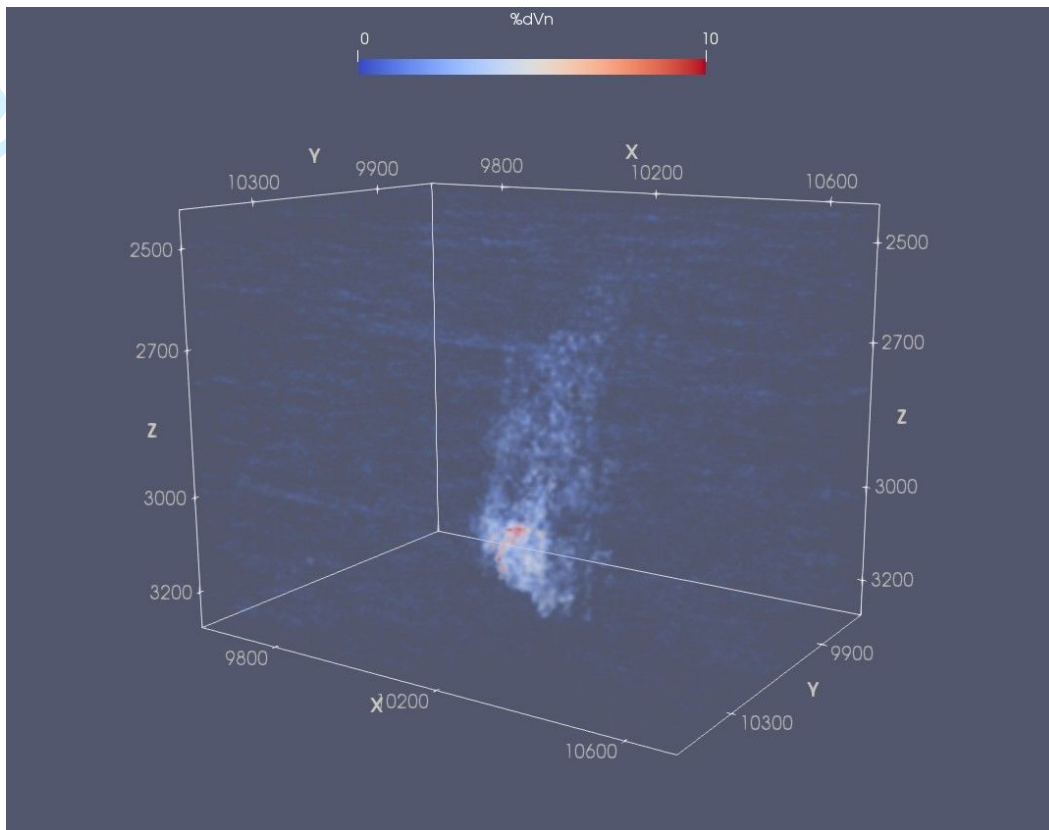


Fig. 12: Percentage of velocity increase compared to the reference model for $t=5$.

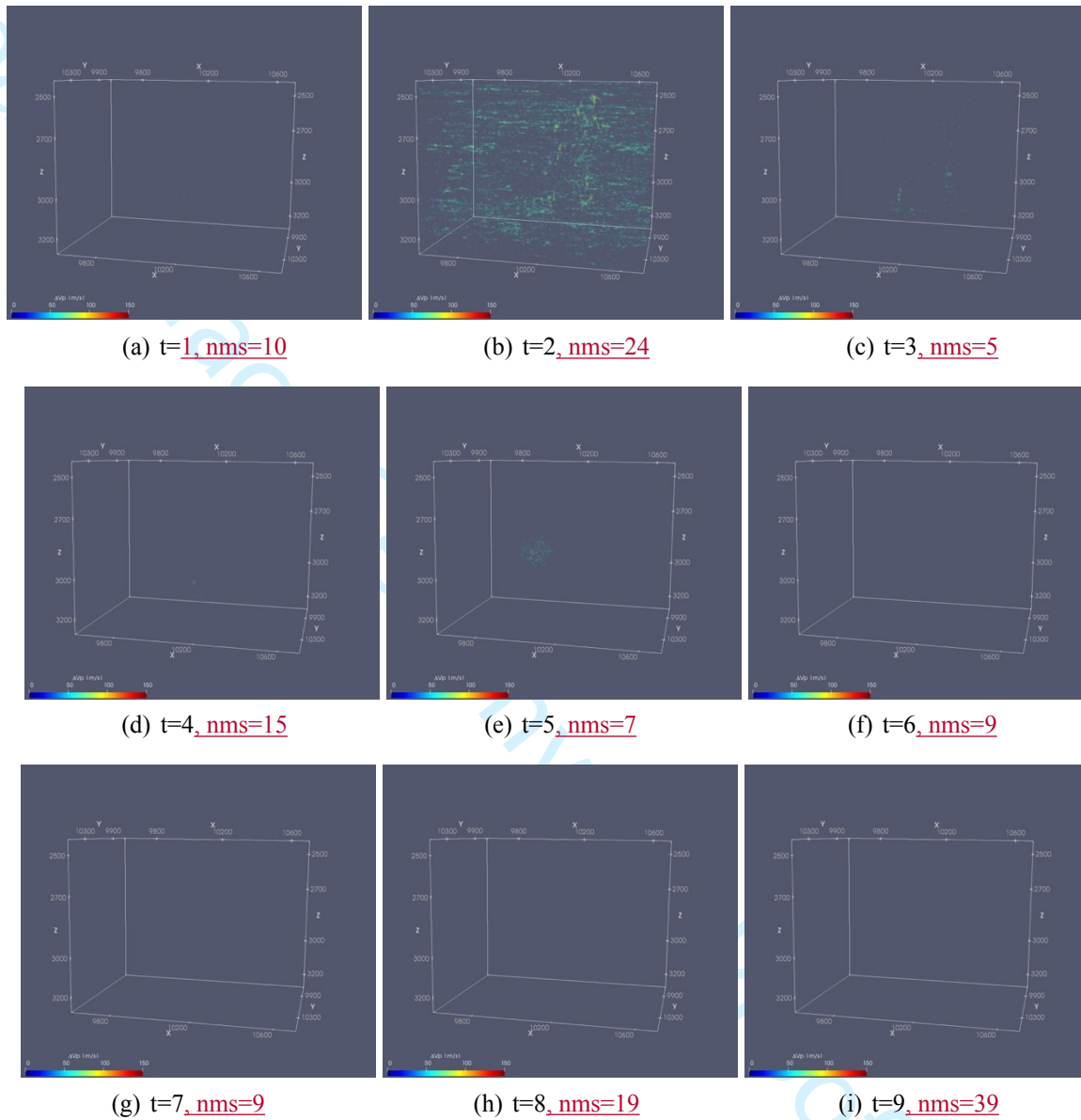
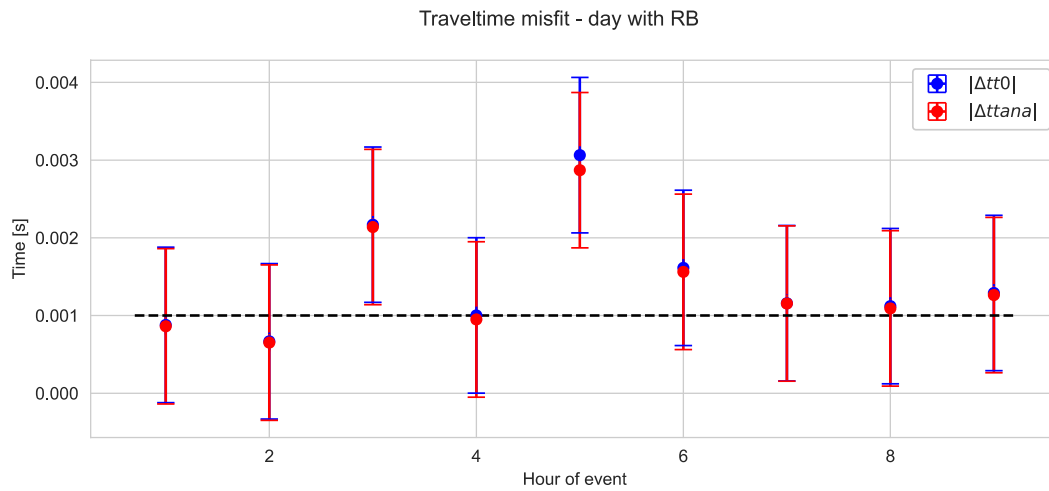


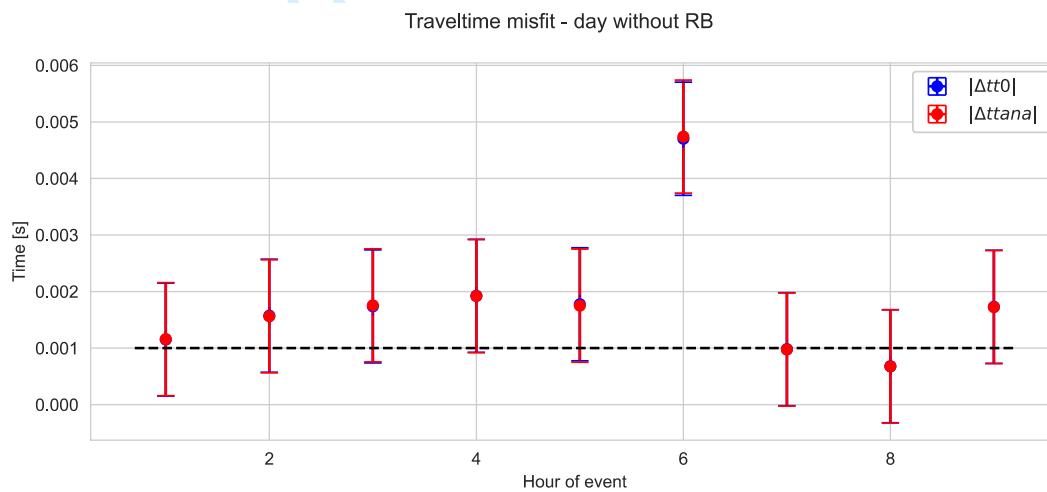
Fig. 13: Velocity changes in the underground with respect to the initial model and number of seismic events (nms) for every hour during a 9 h period for a day where no big event took place.

FIGURES

36

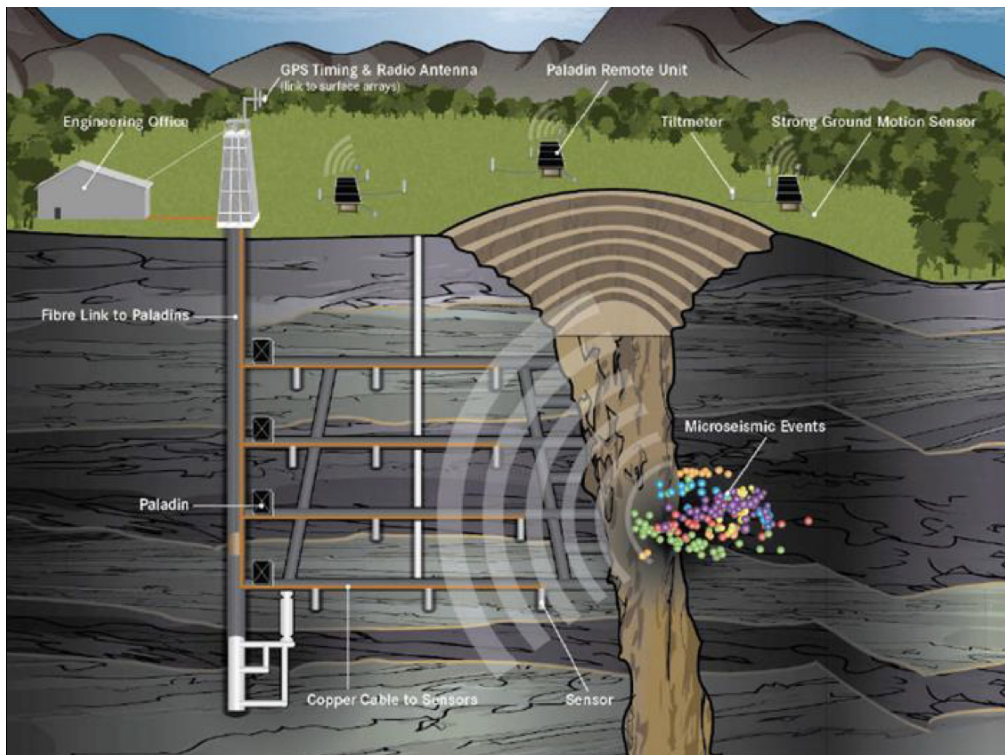


(a)

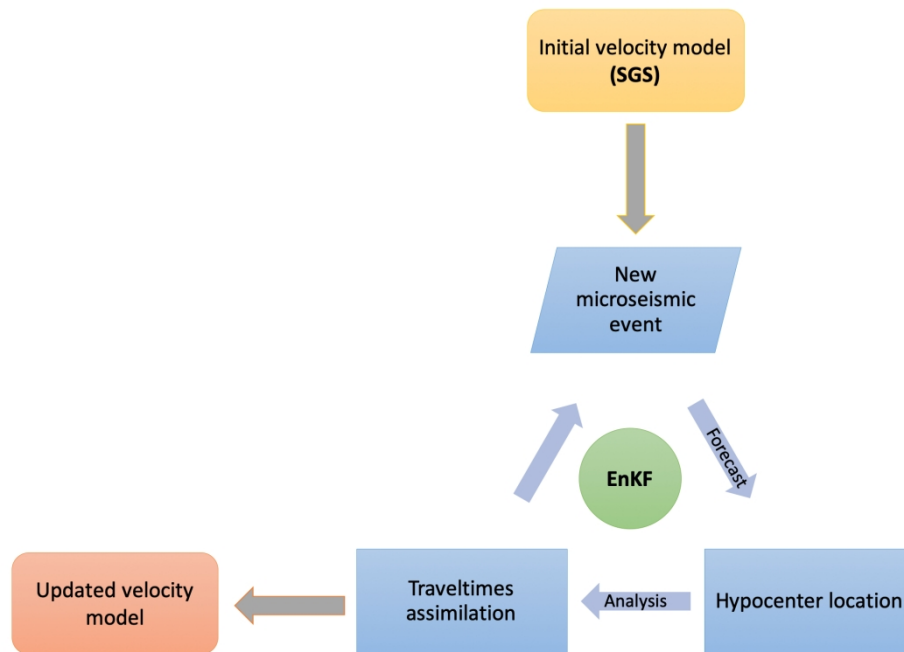


(b)

Fig. 14: Traveltime misfits for initial (blue) and analysed (red) scenarios for days with (a) and without (b) rockburst. The black line indicates the picking error (1ms).



Example of a typical microseismic system setup, courtesy of ESG Solutions (Collins et al., 2014)



Description of the overall workflow.

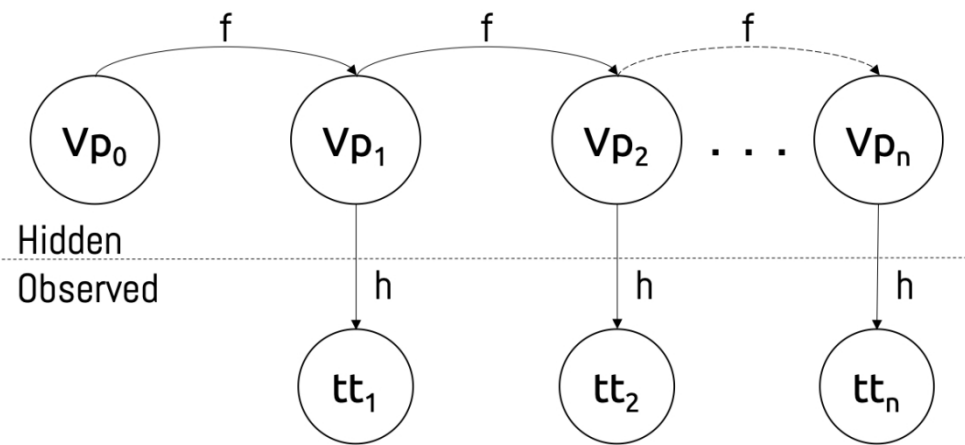
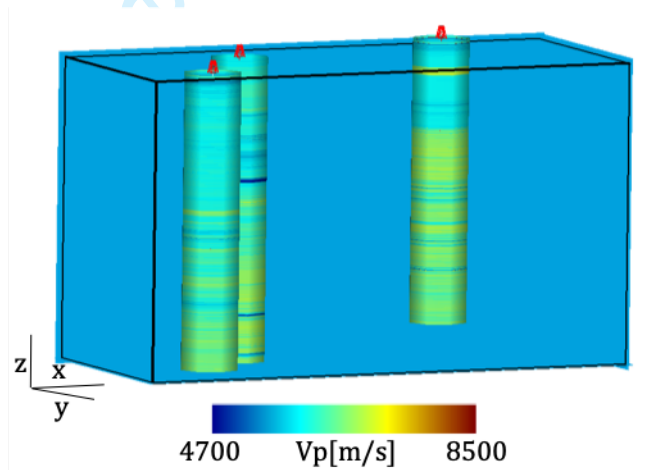
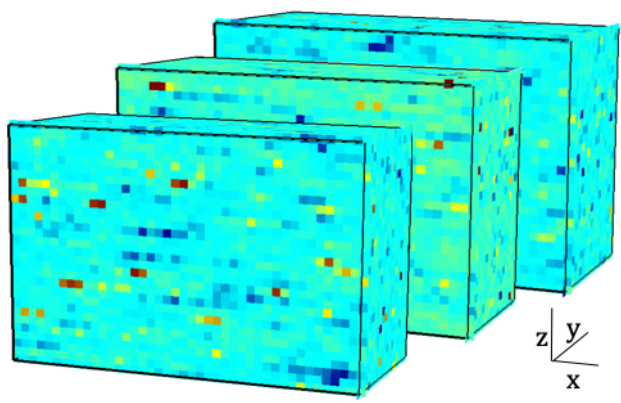


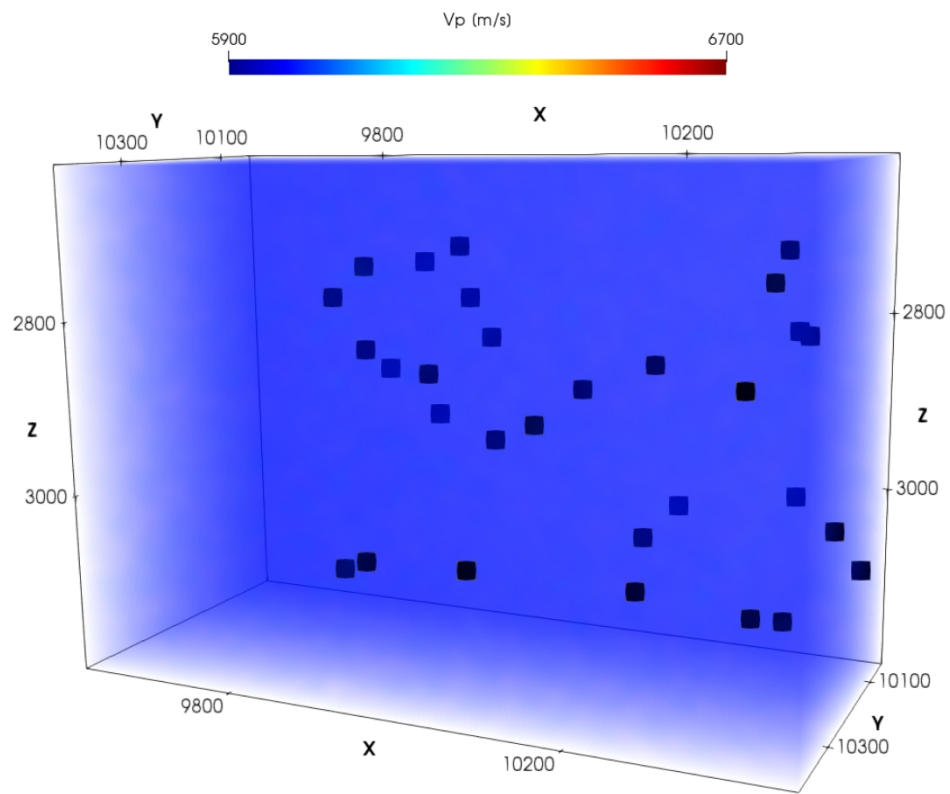
Diagram of equation 1 showing the succession in time of hidden states linked together by a forecast law, which are only known through observations.



Near Surface Ge



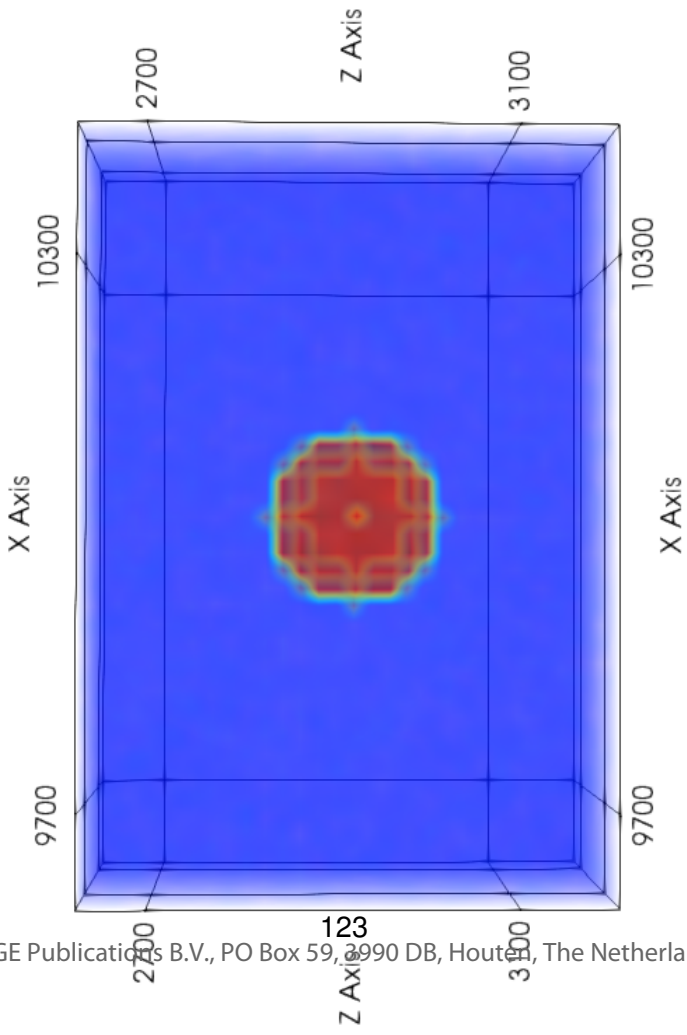
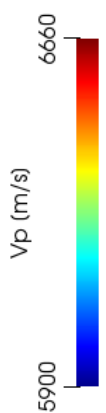
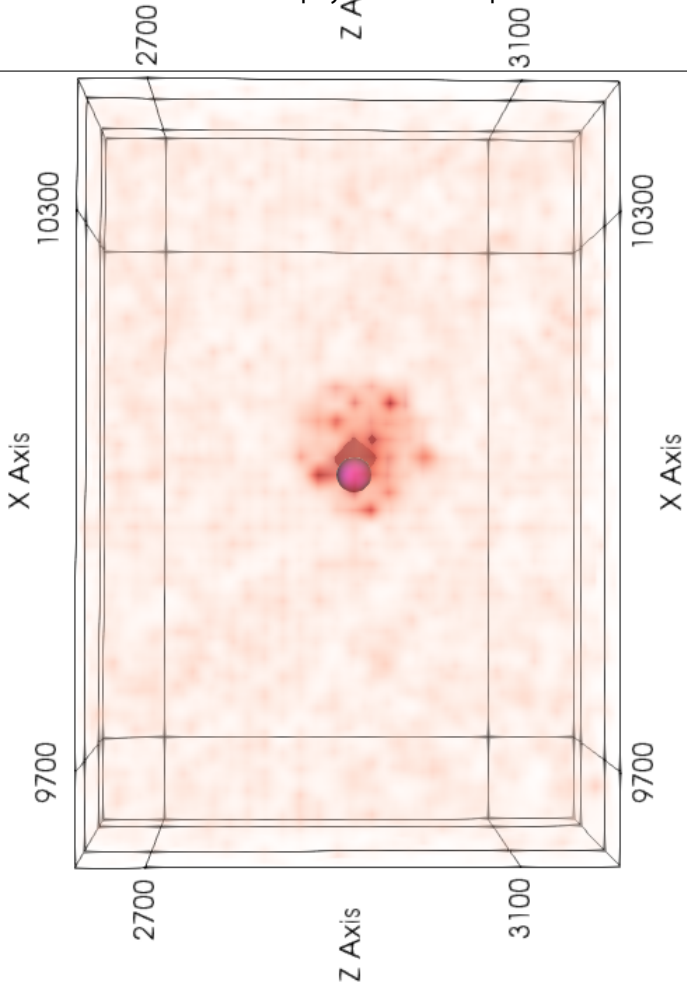
roof for review



Reference velocity model and receivers (squares).

364x300mm (300 x 300 DPI)

Manuscript



Manuscript

Manuscript



X Axis

10300

9700

Z Axis

2700

Z Axis

3100

X Axis

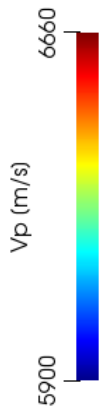
10300

9700

2700

Z Axis

3100



X Axis

10300

9700

Z Axis

Z Axis

2700

Z Axis

3100

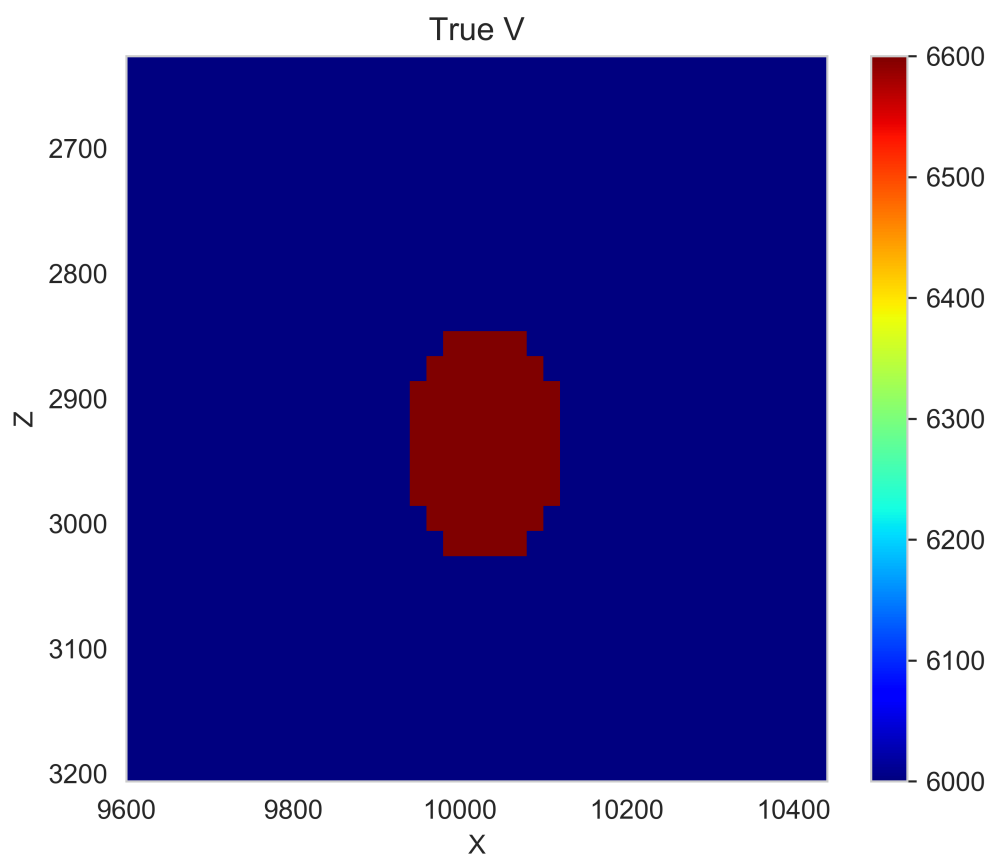
X Axis

10300

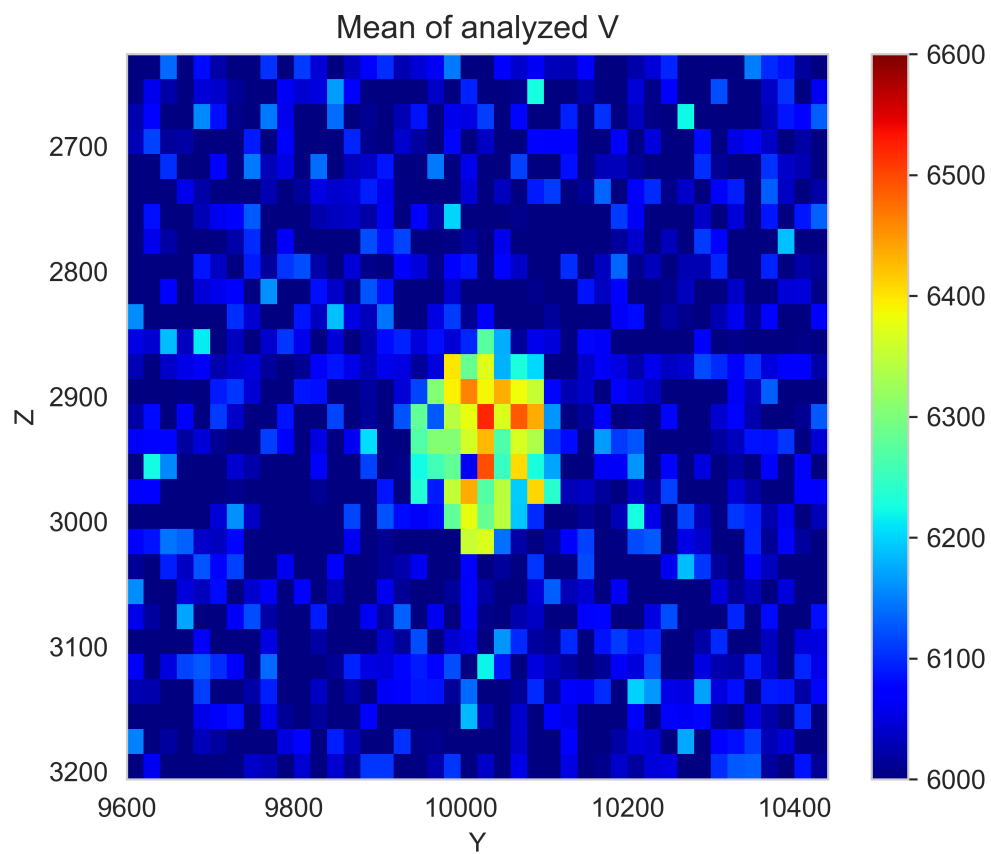
9700

Manuscript

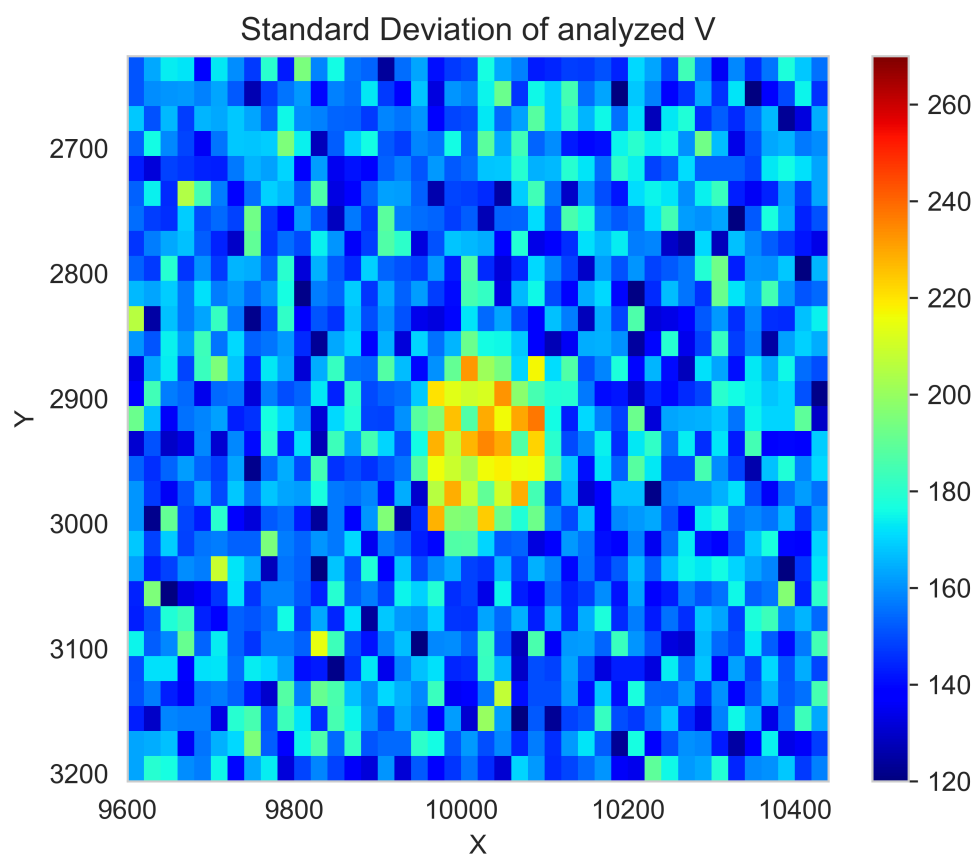
Near Surf



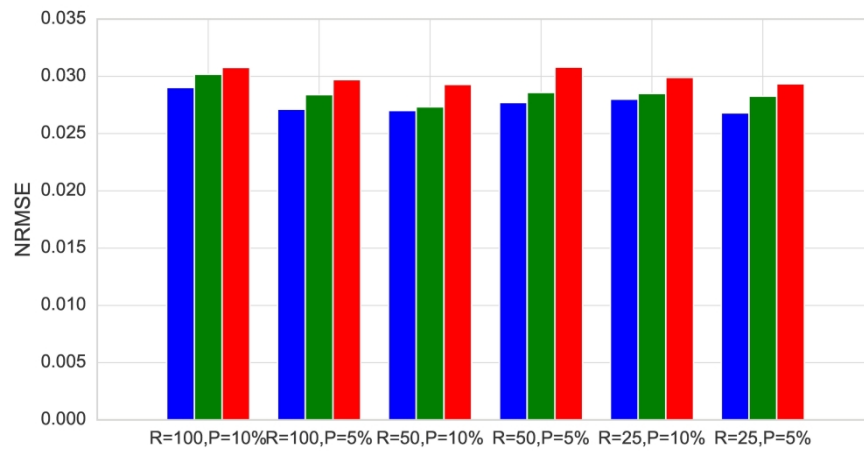
or review



Near Surf

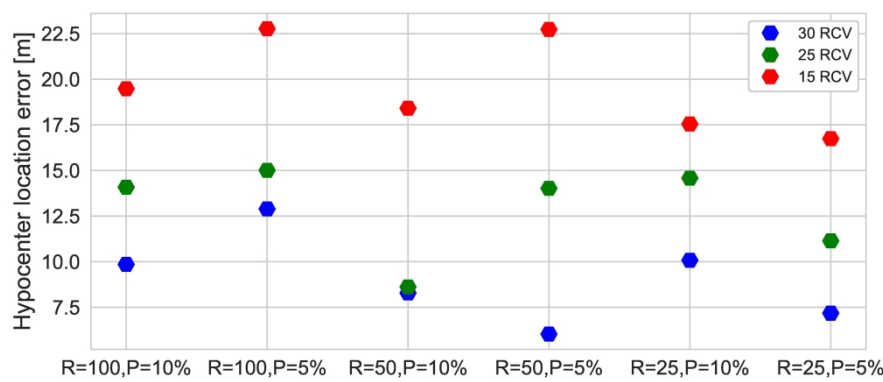


or review



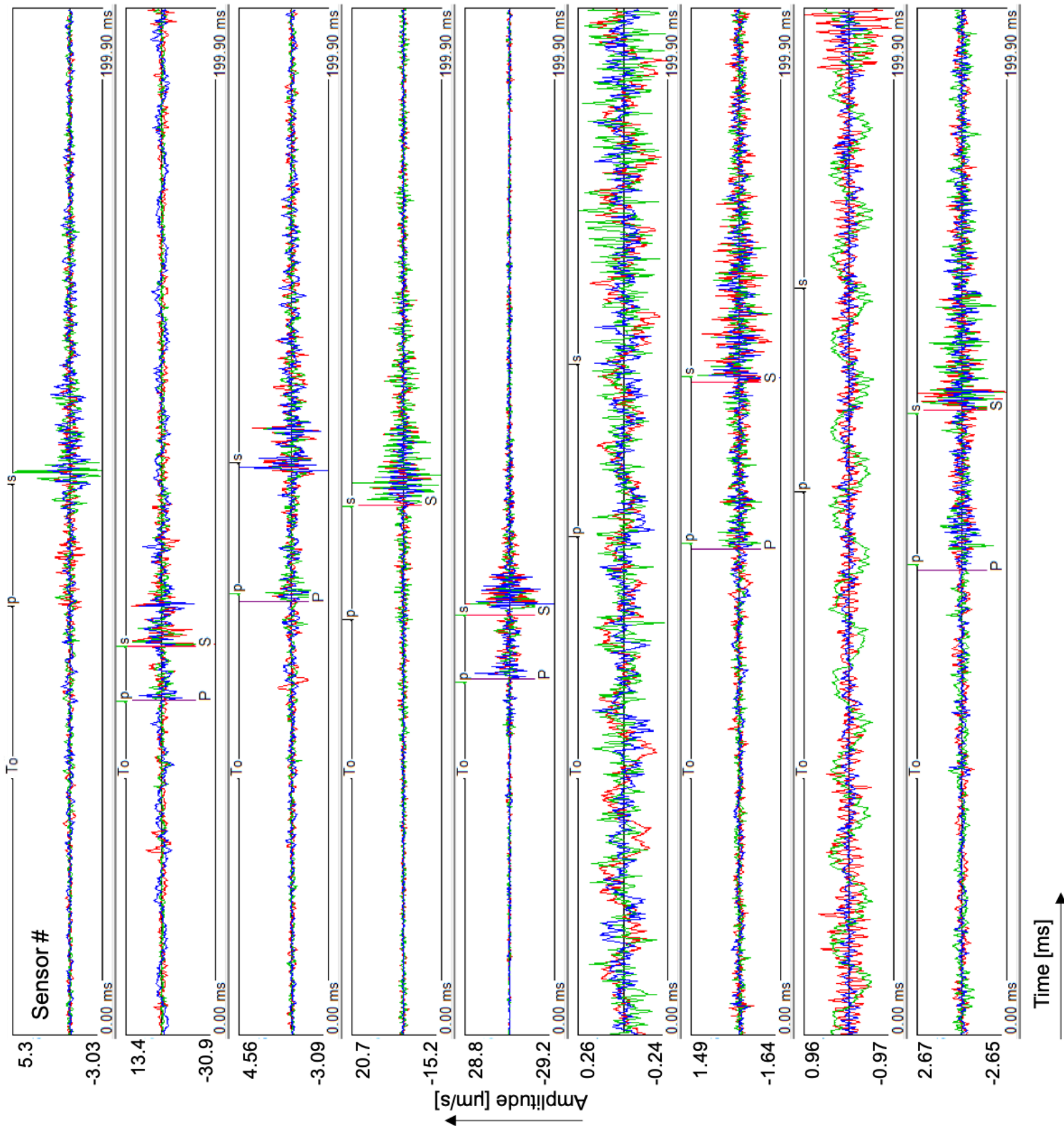
(a)

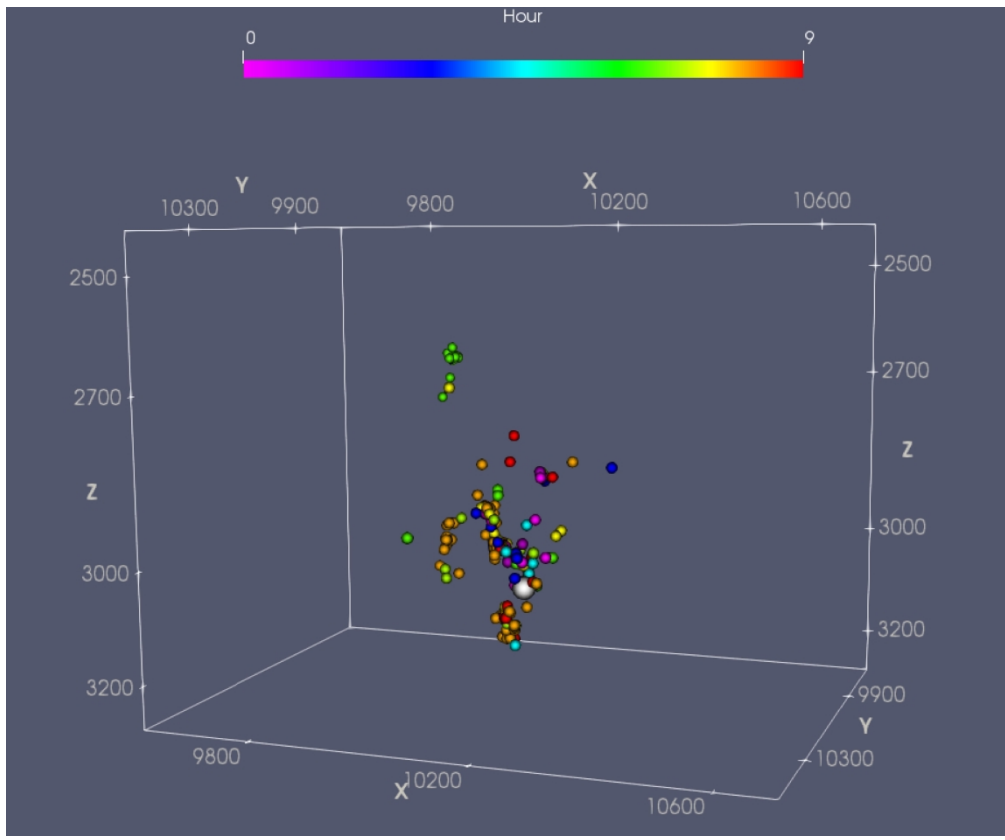
254x127mm (300 x 300 DPI)



(b)

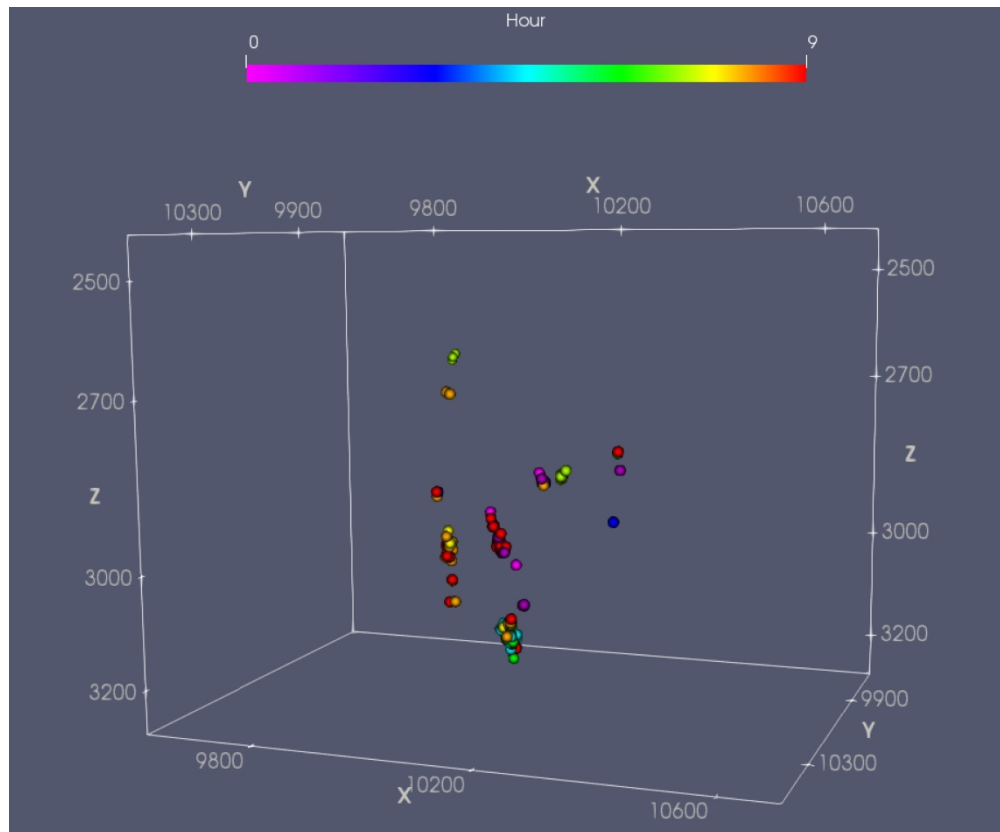
228x101mm (600 x 600 DPI)





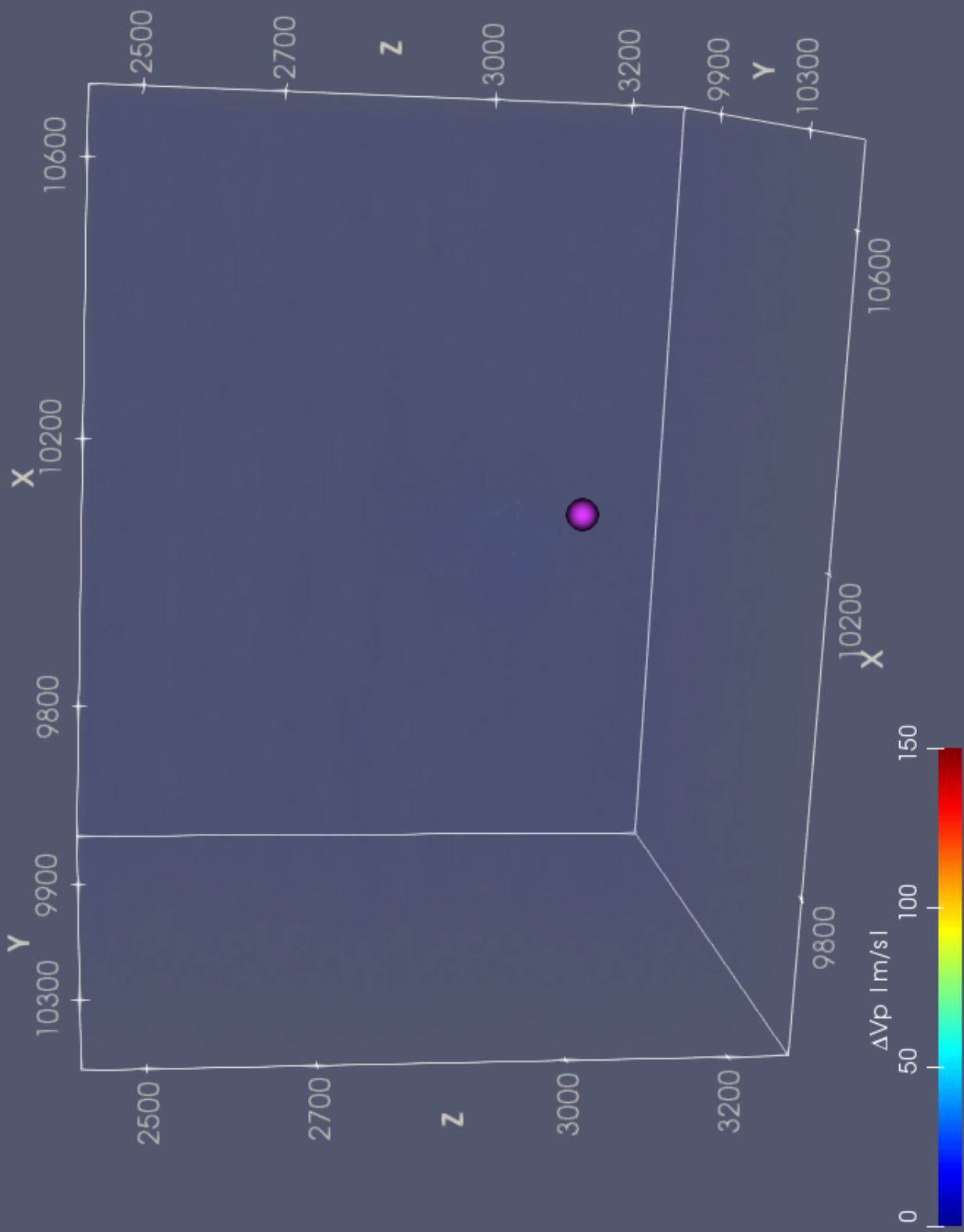
(a)

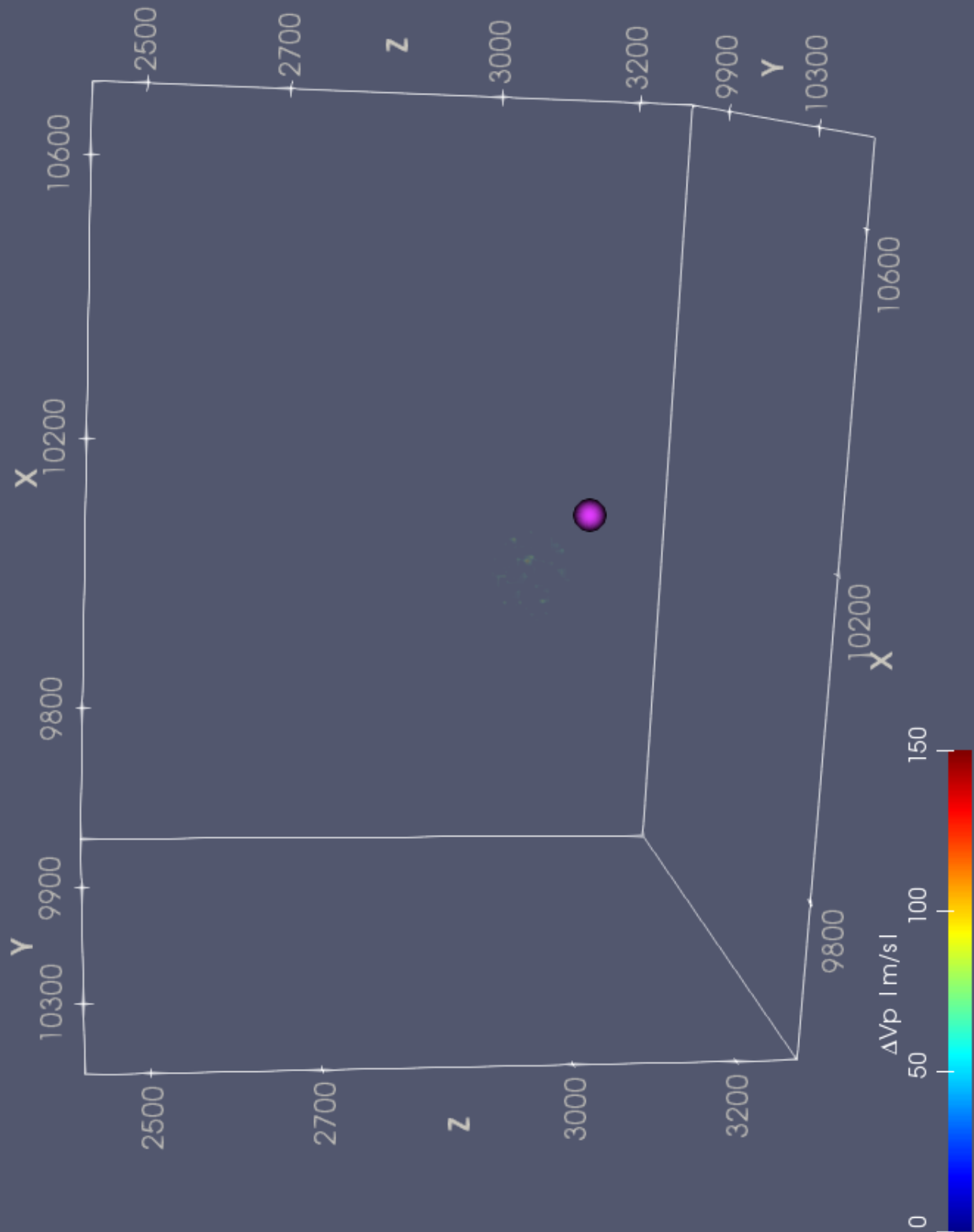
324x268mm (300 x 300 DPI)

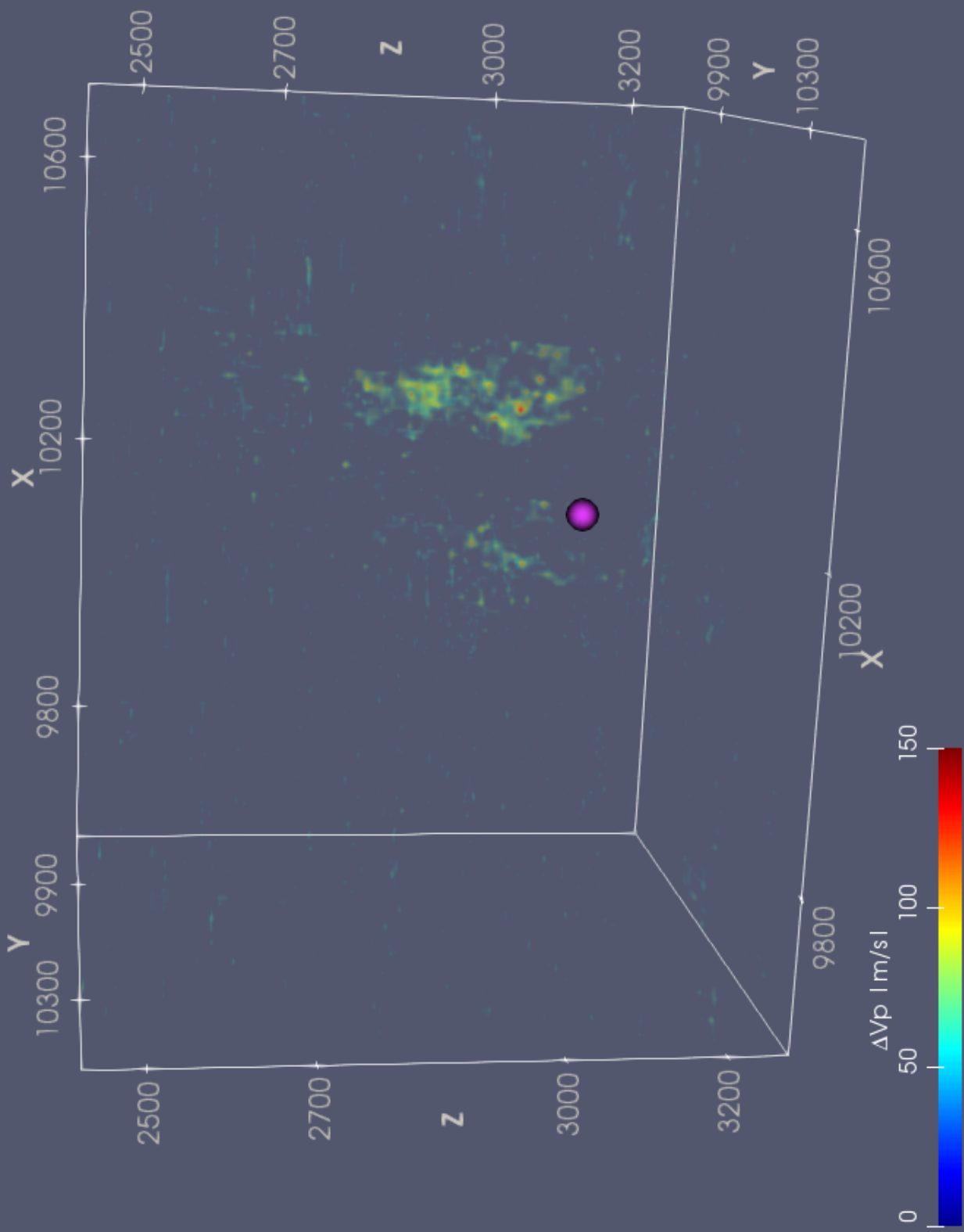


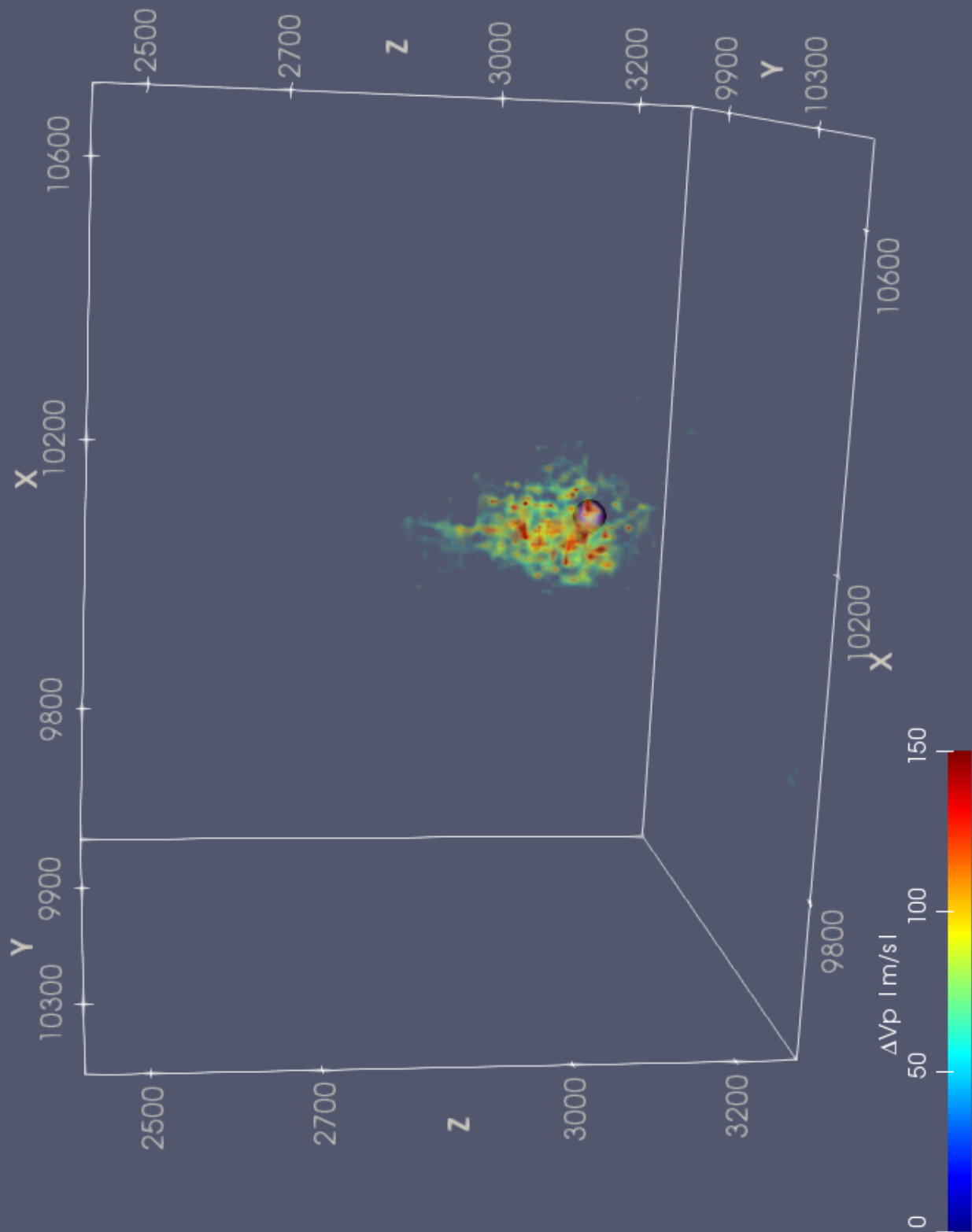
(b)

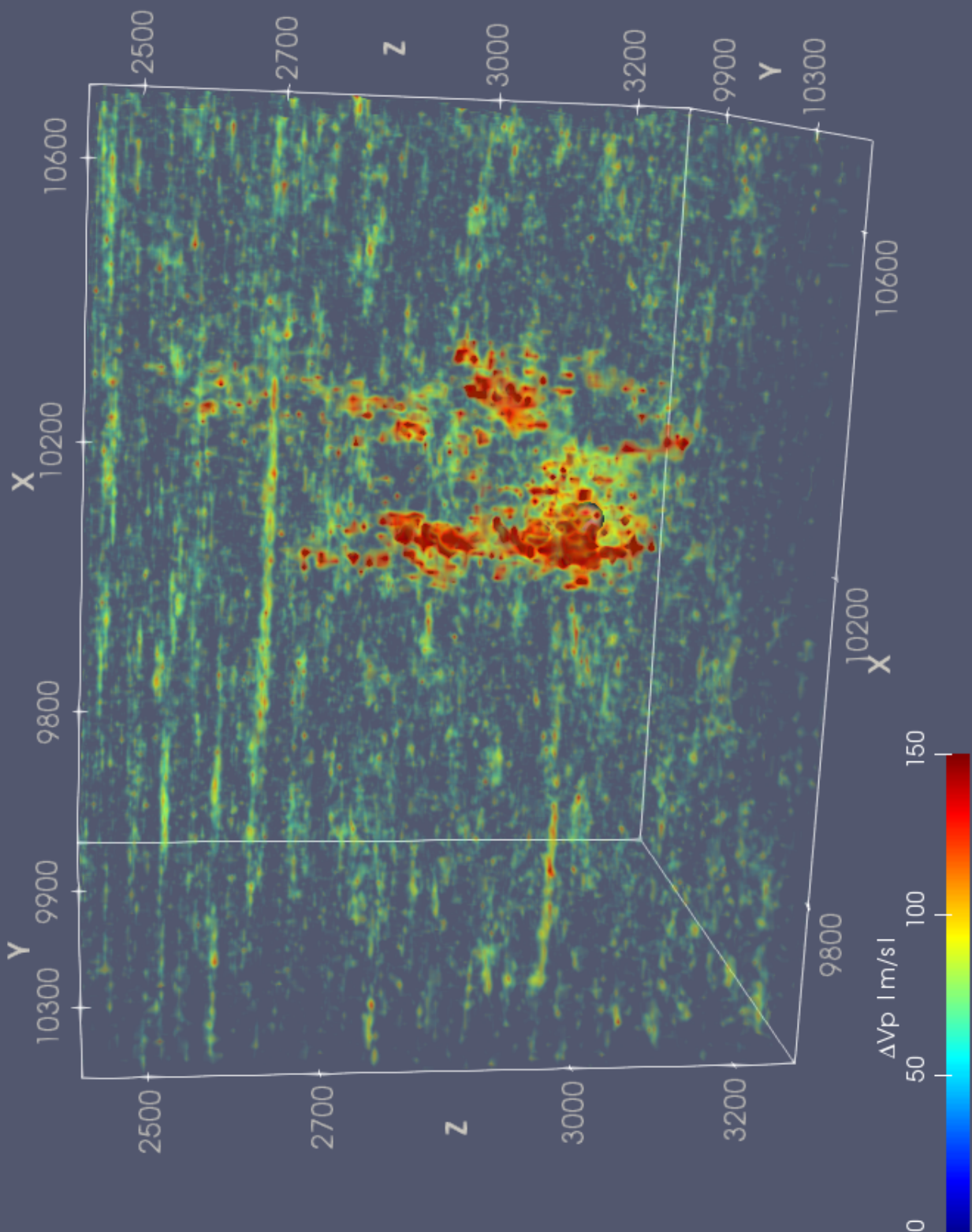
324x268mm (300 x 300 DPI)

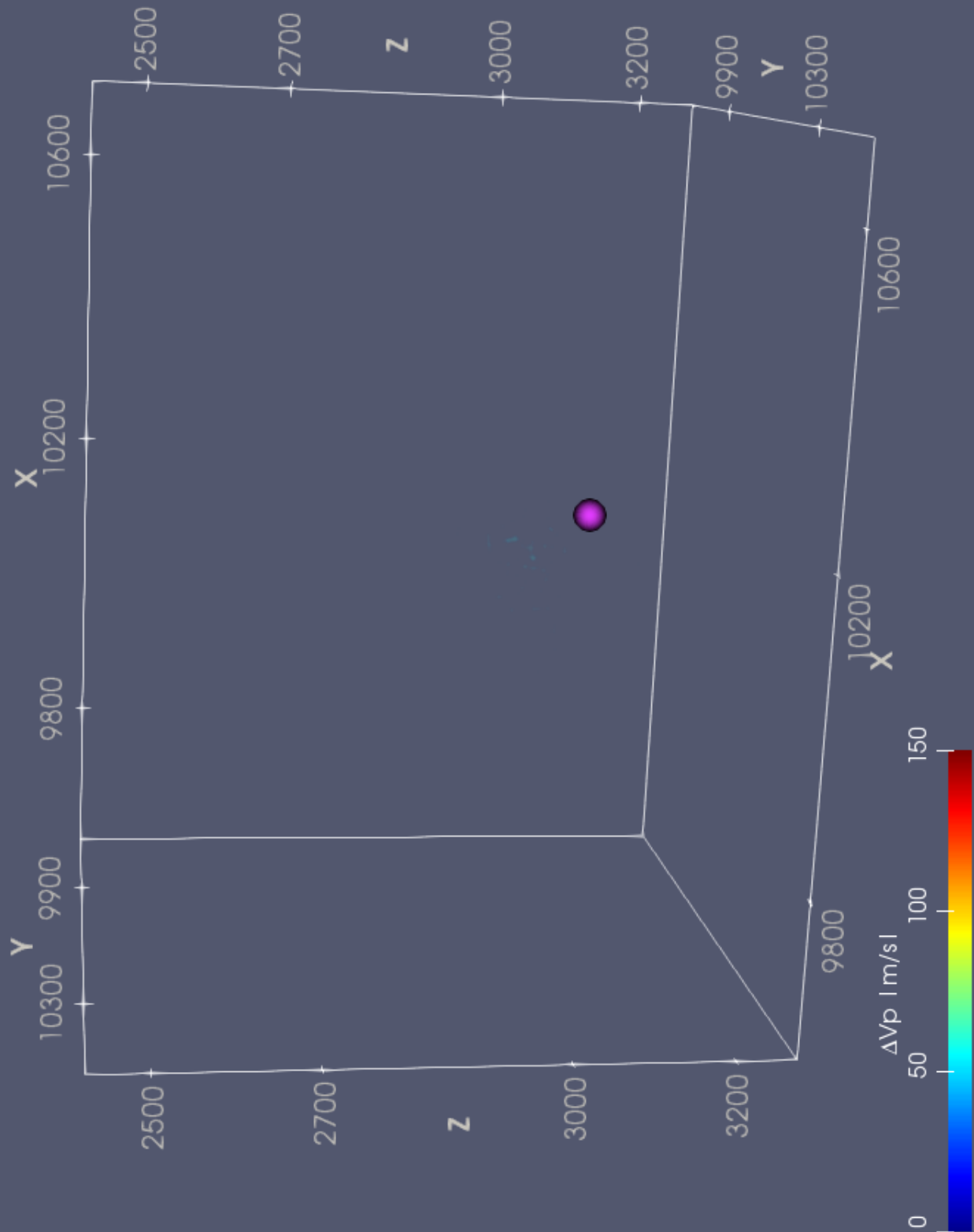


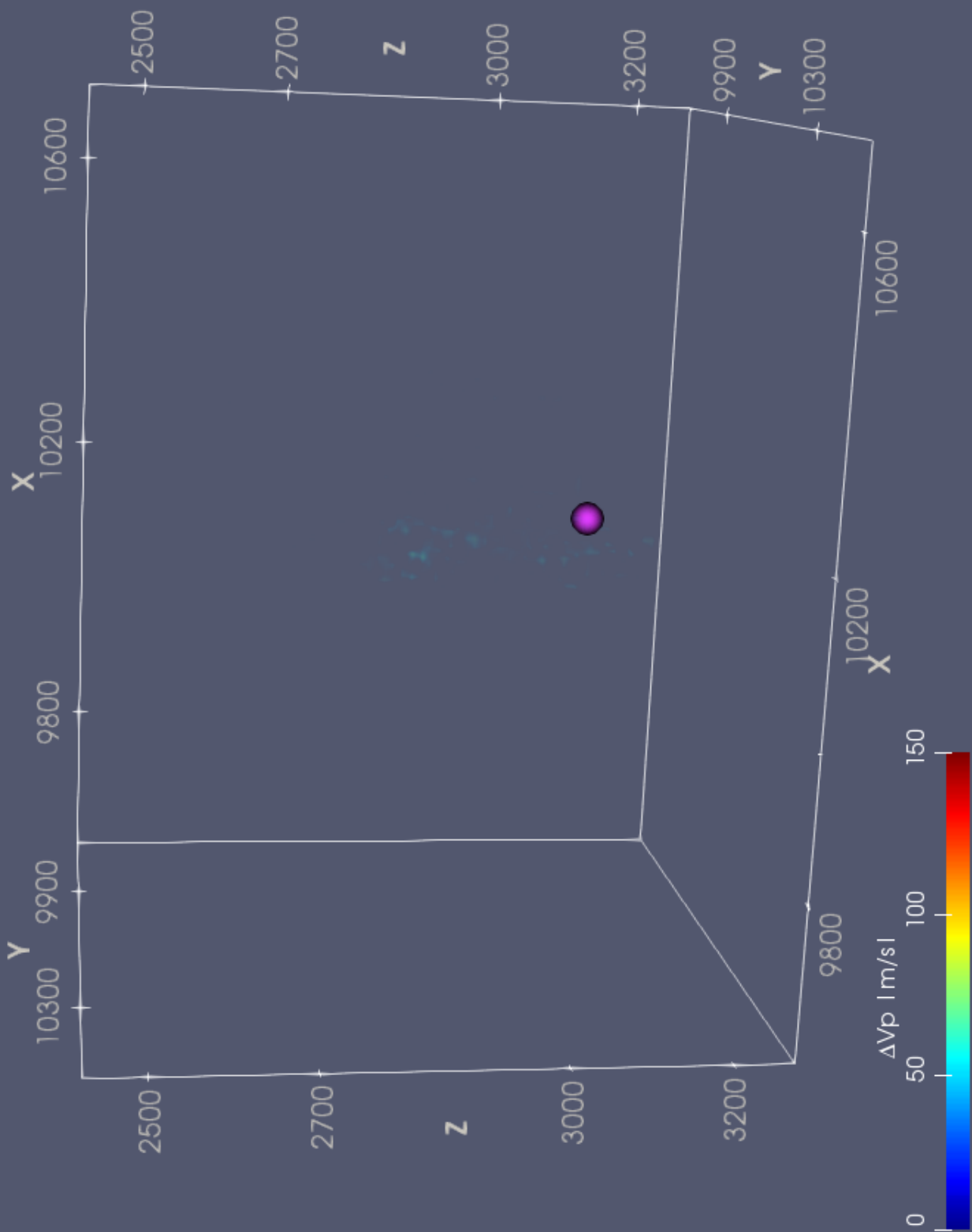


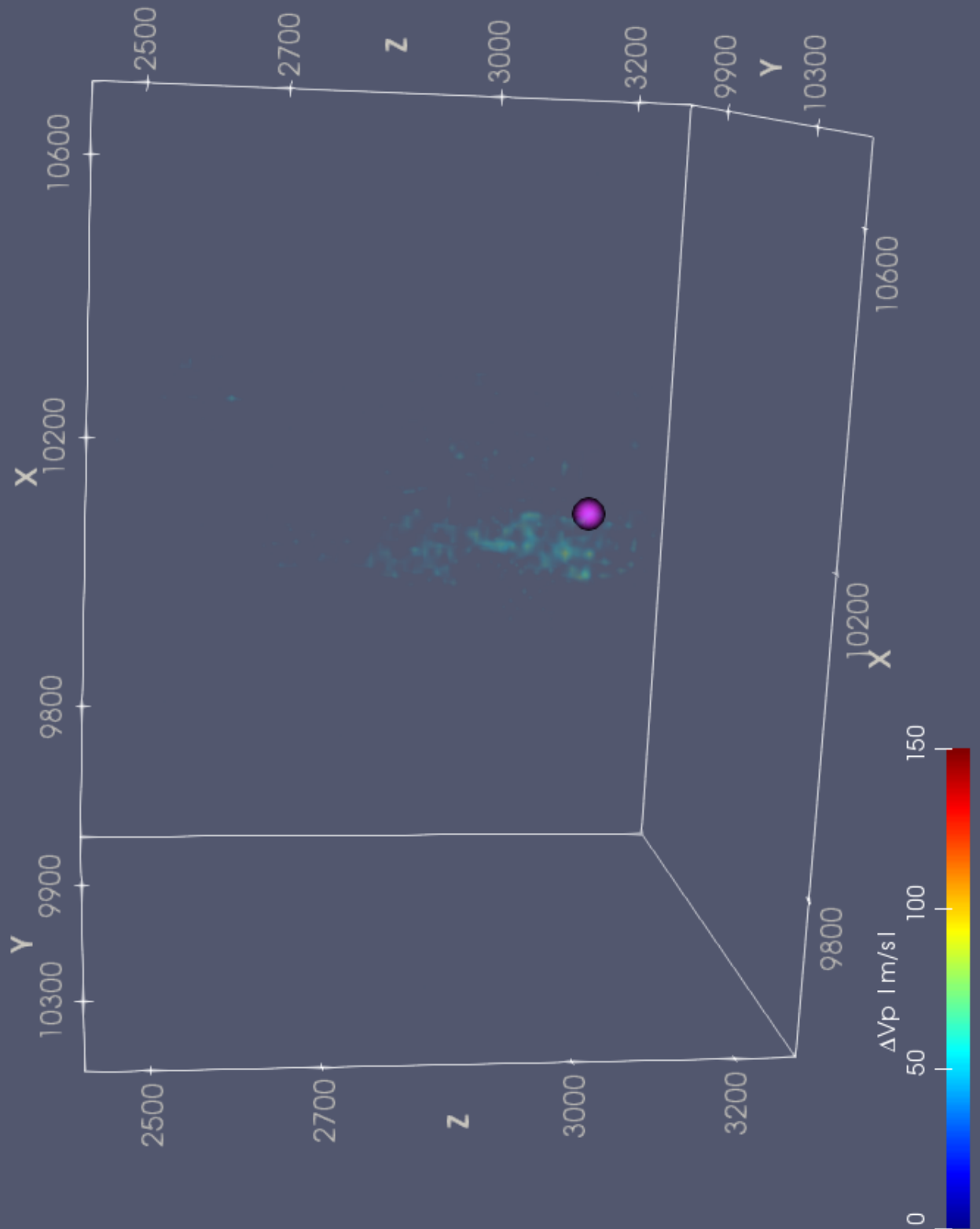


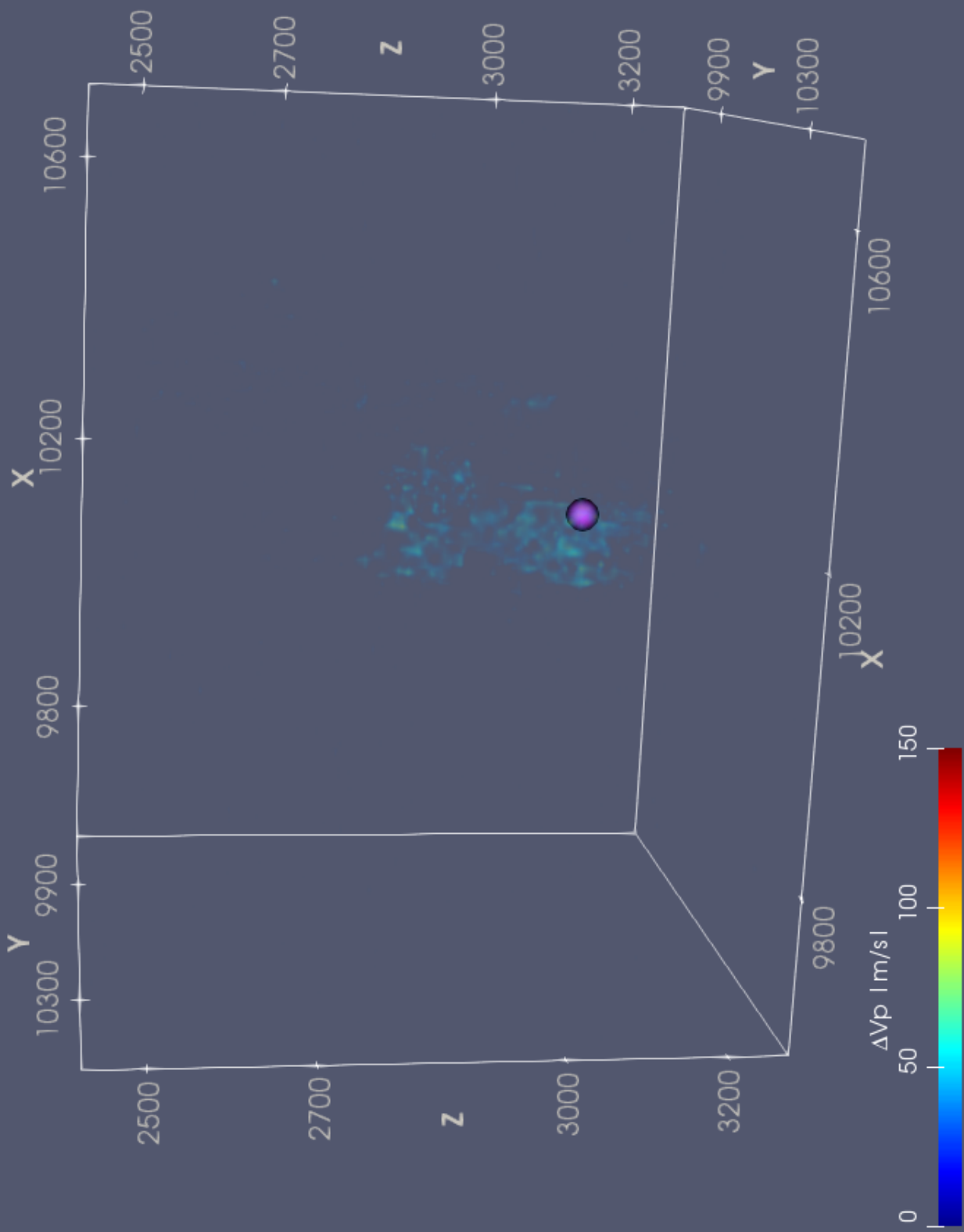


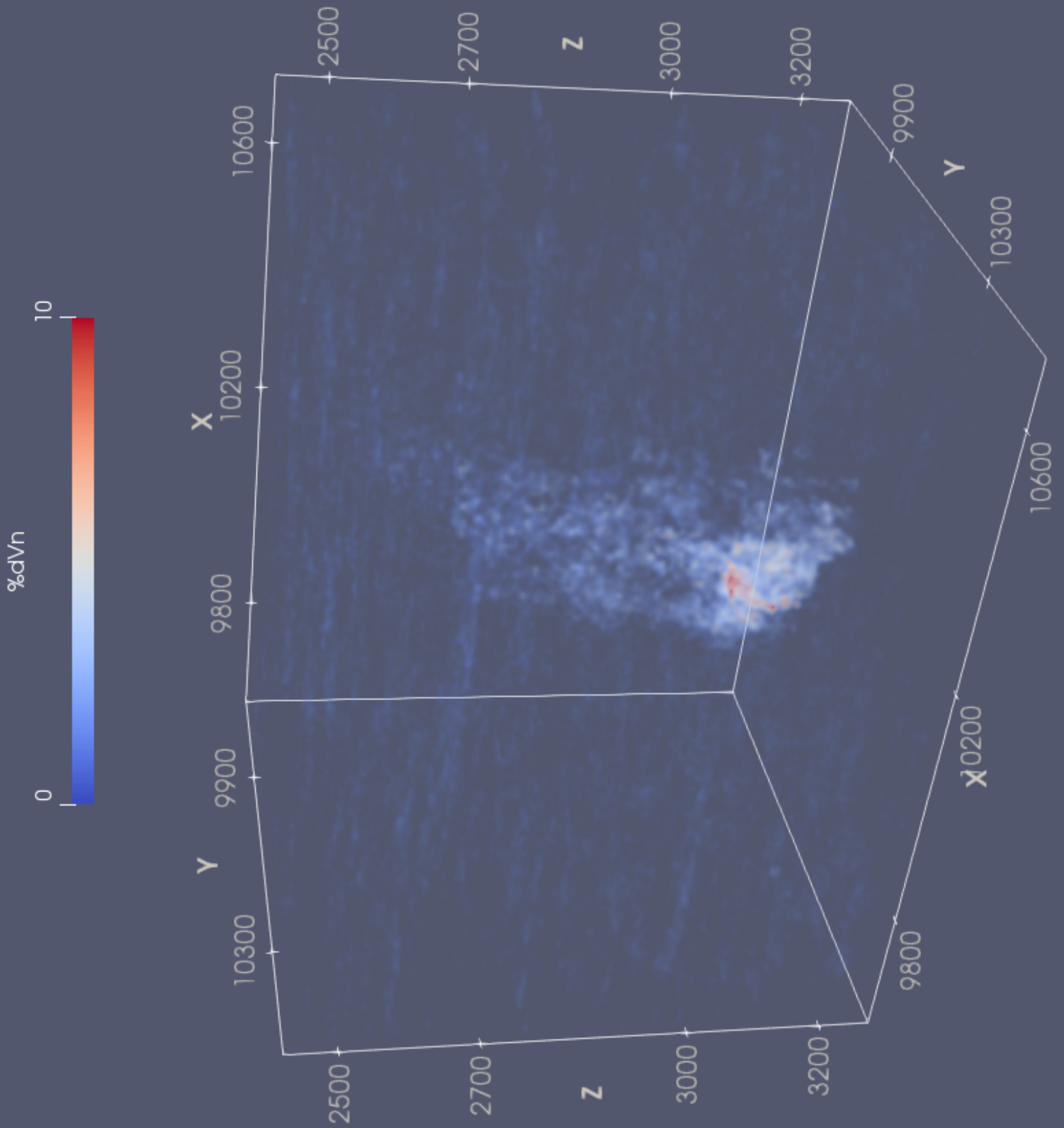


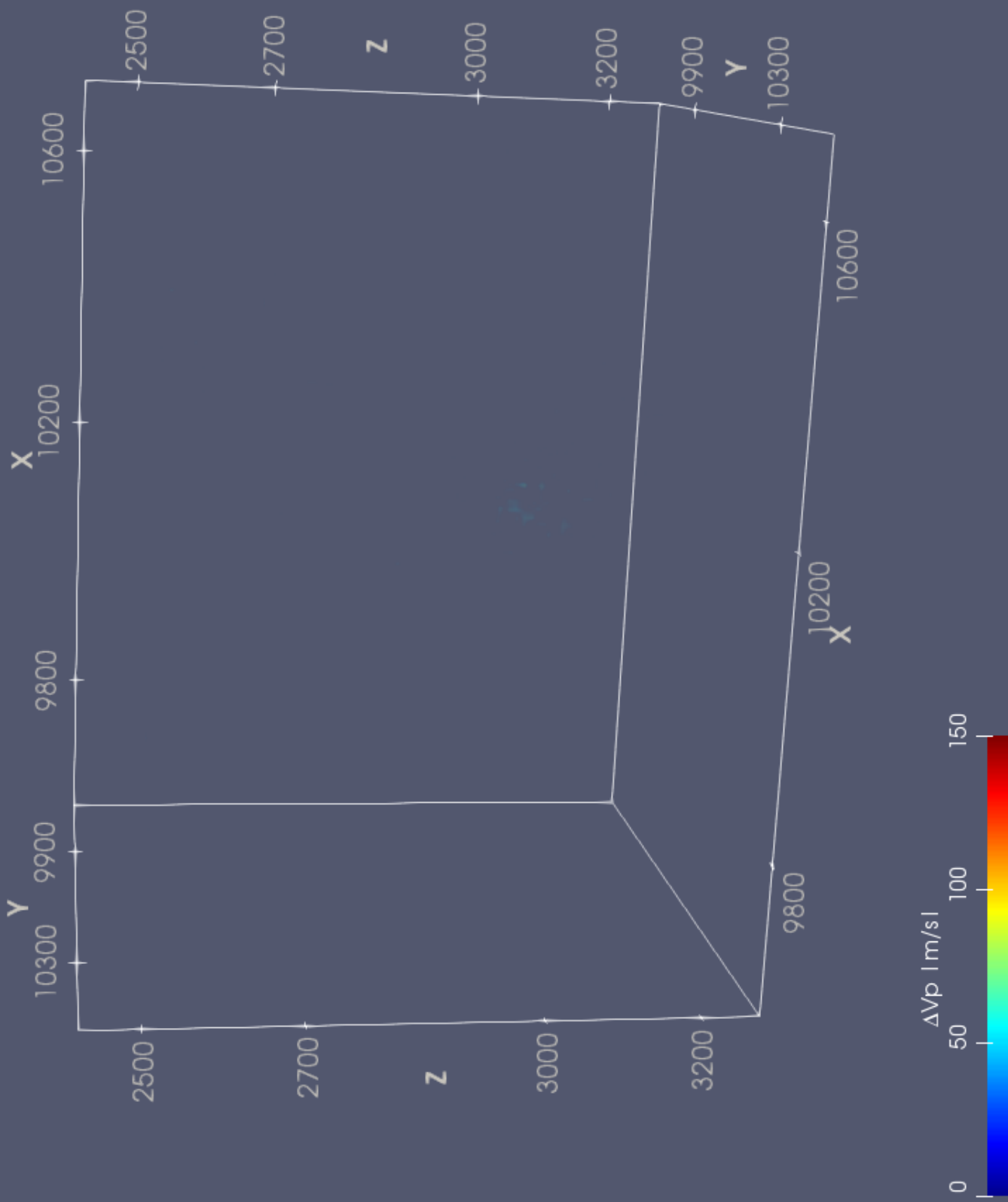


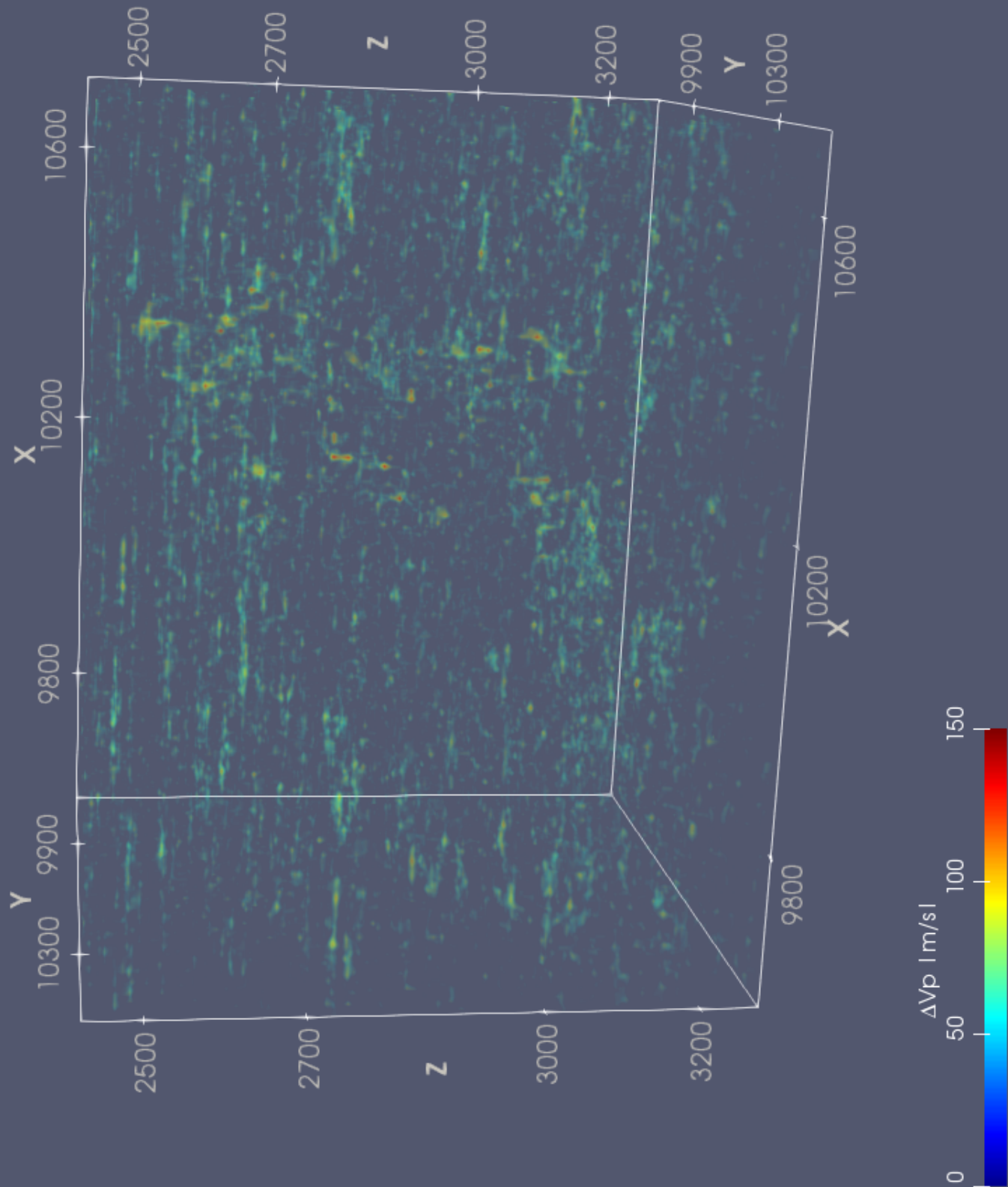


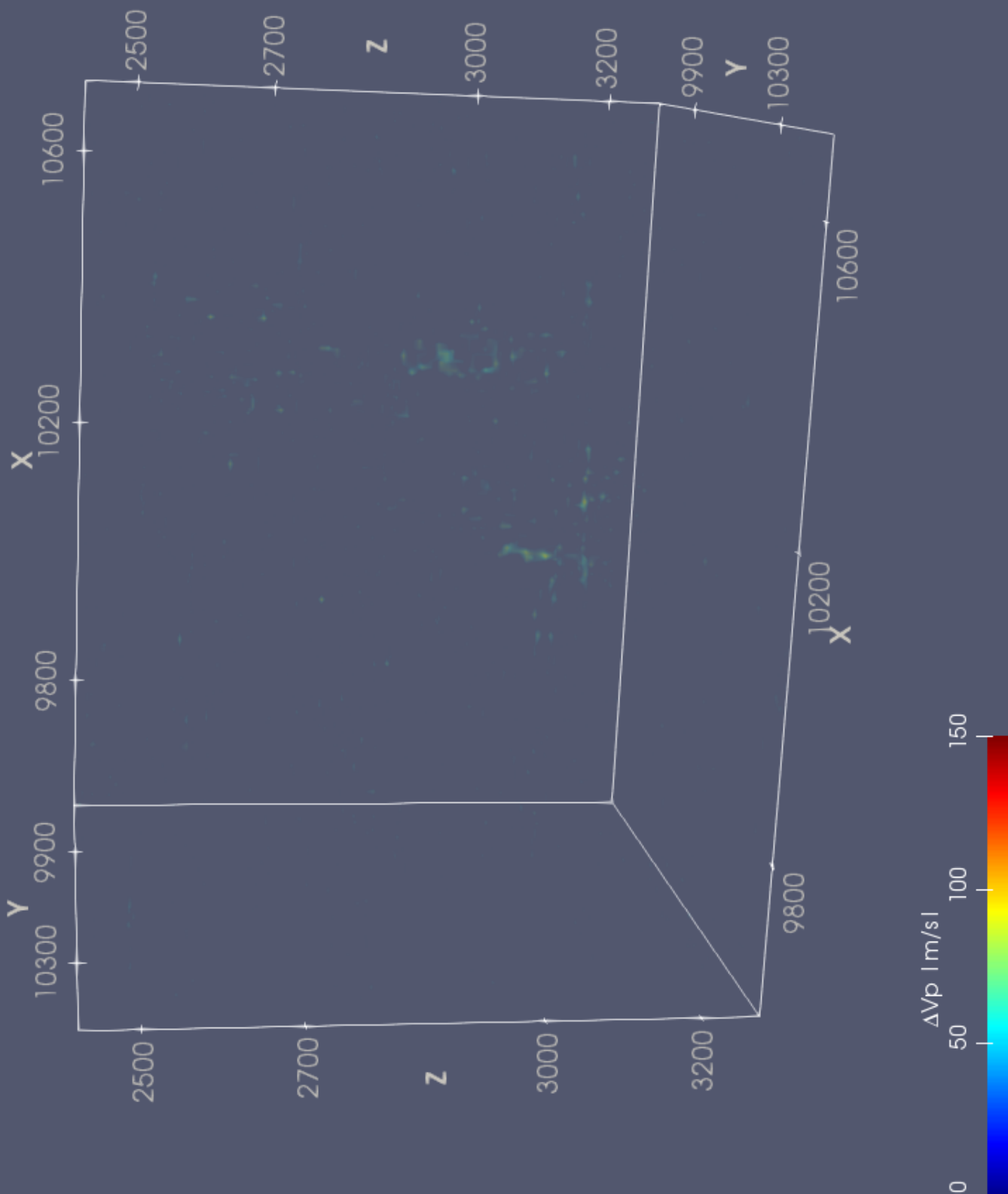


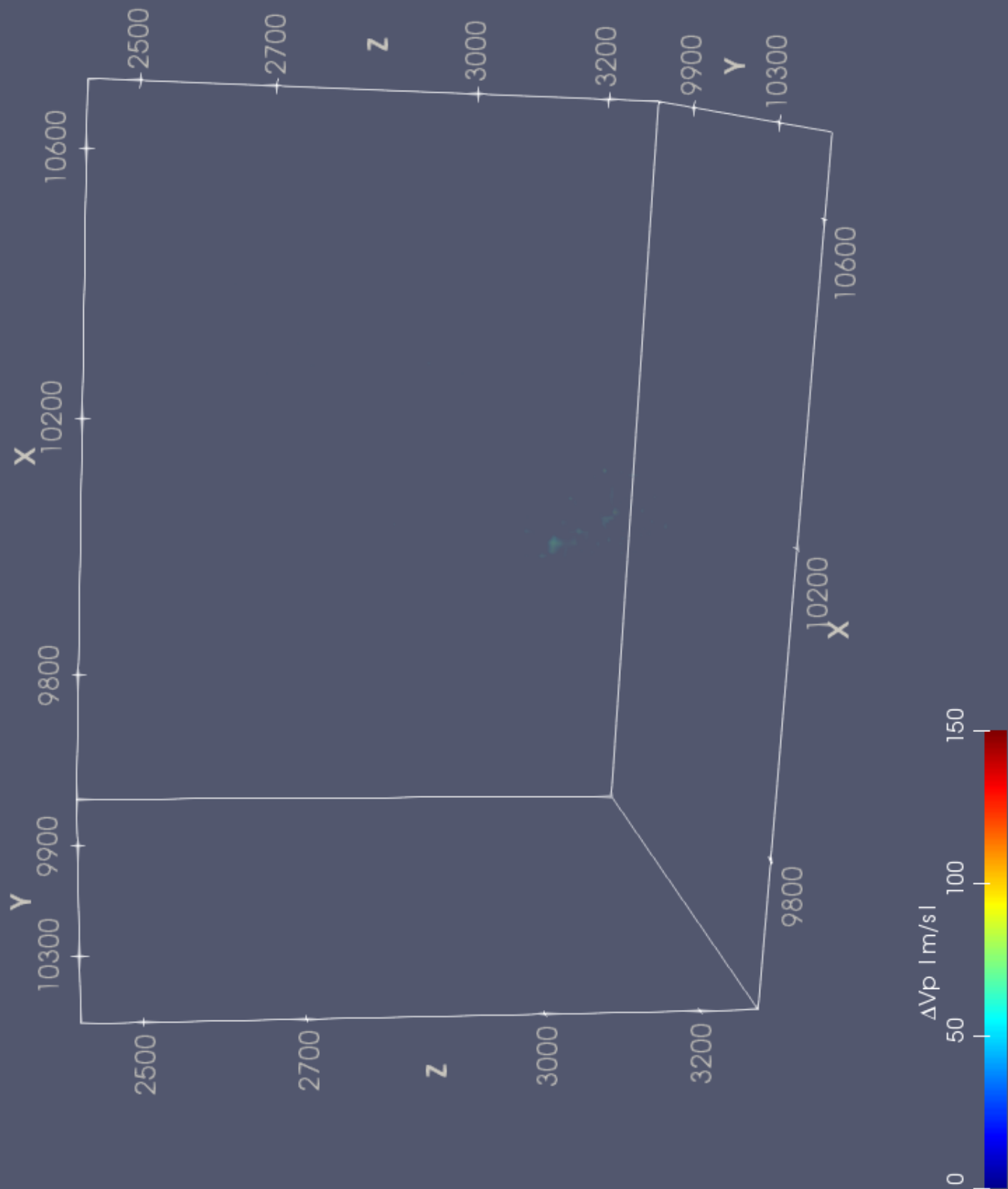


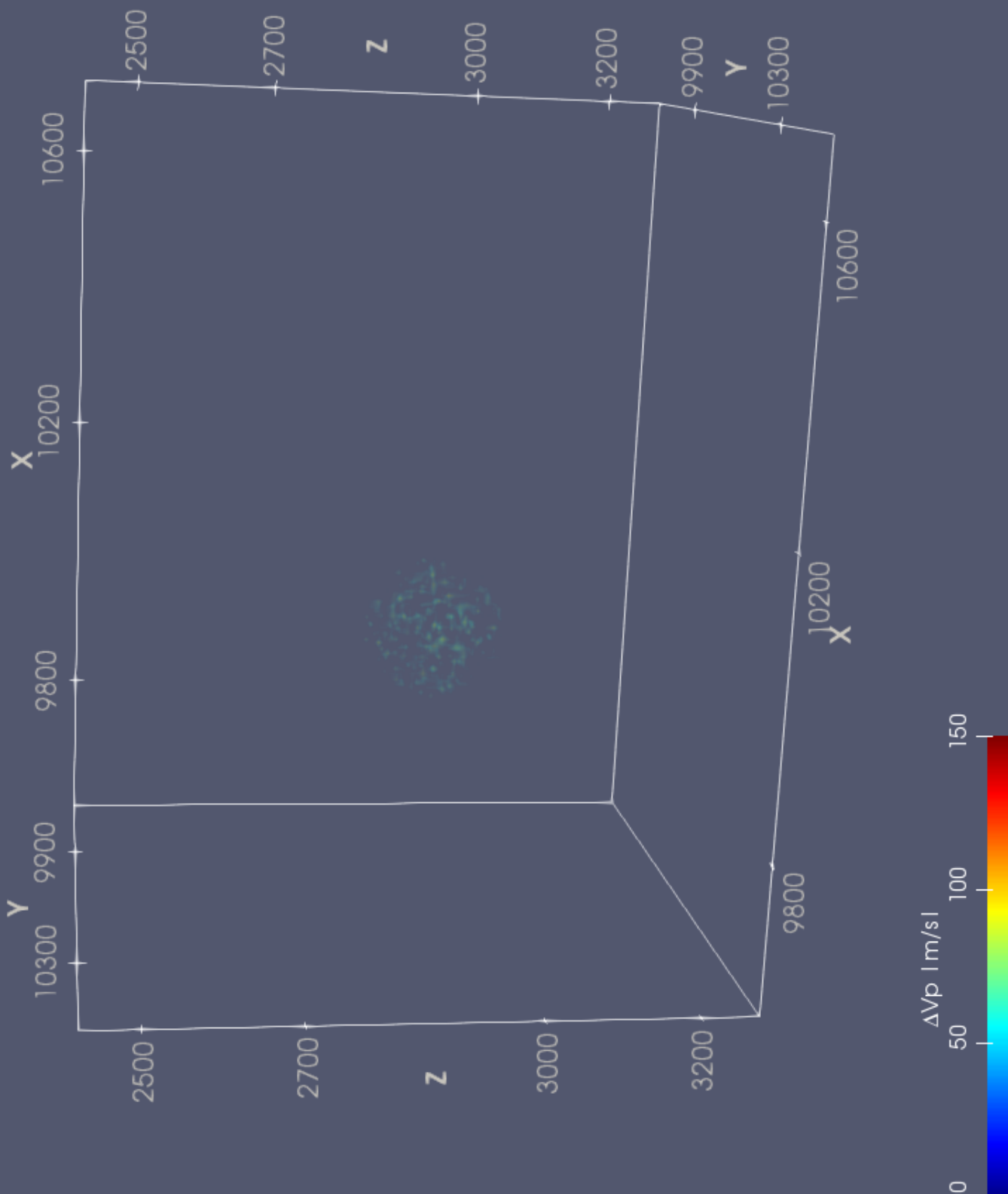


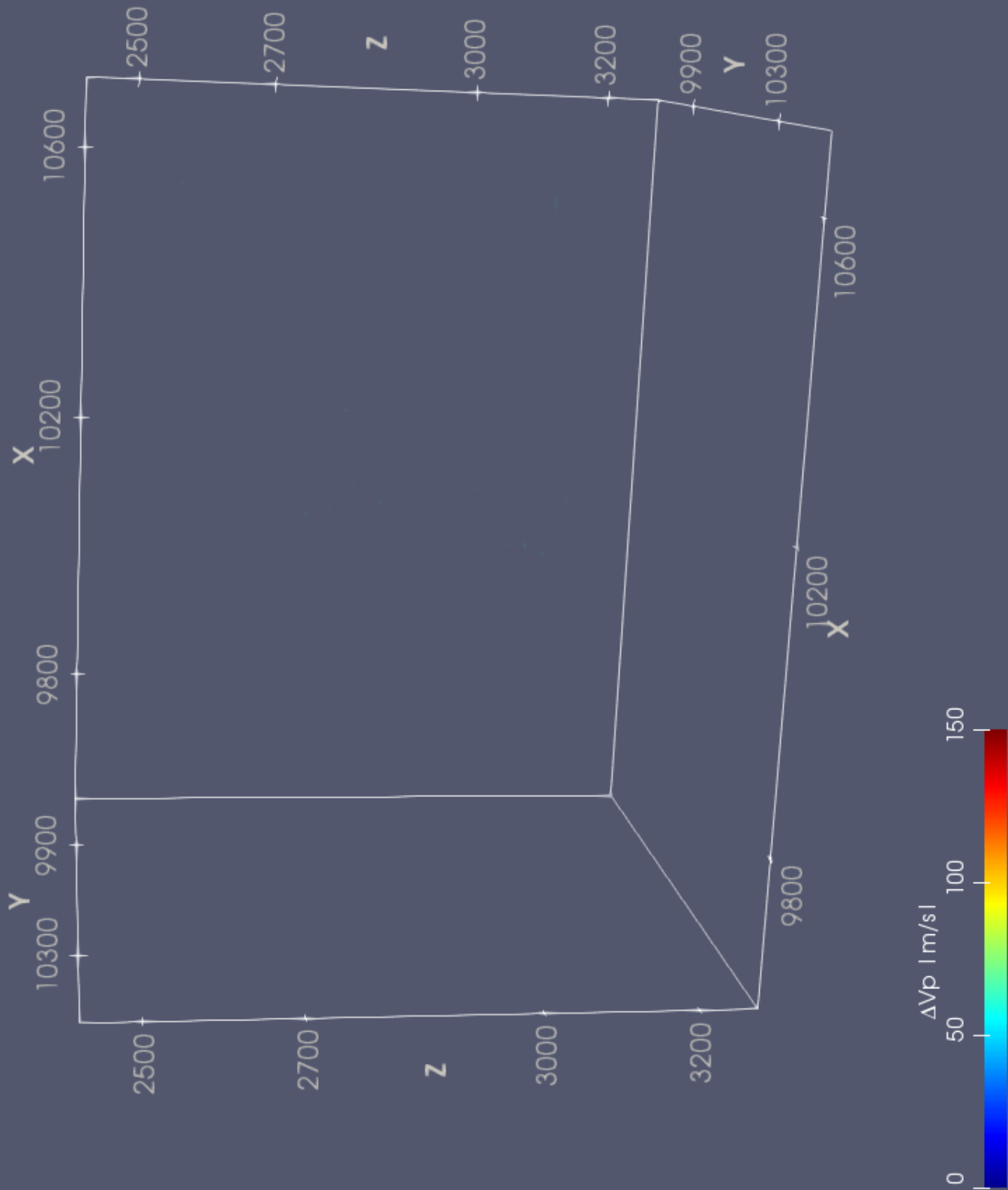


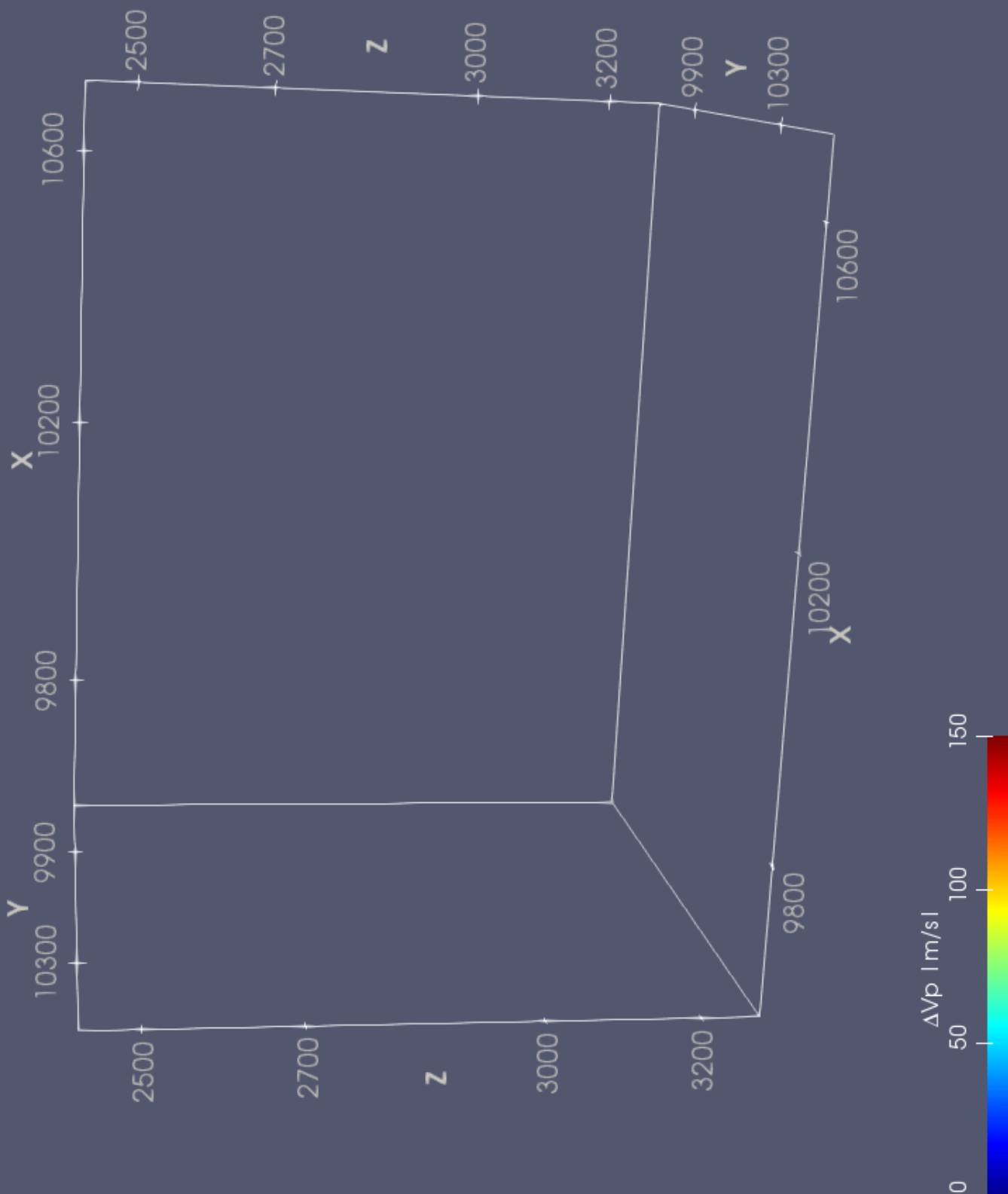


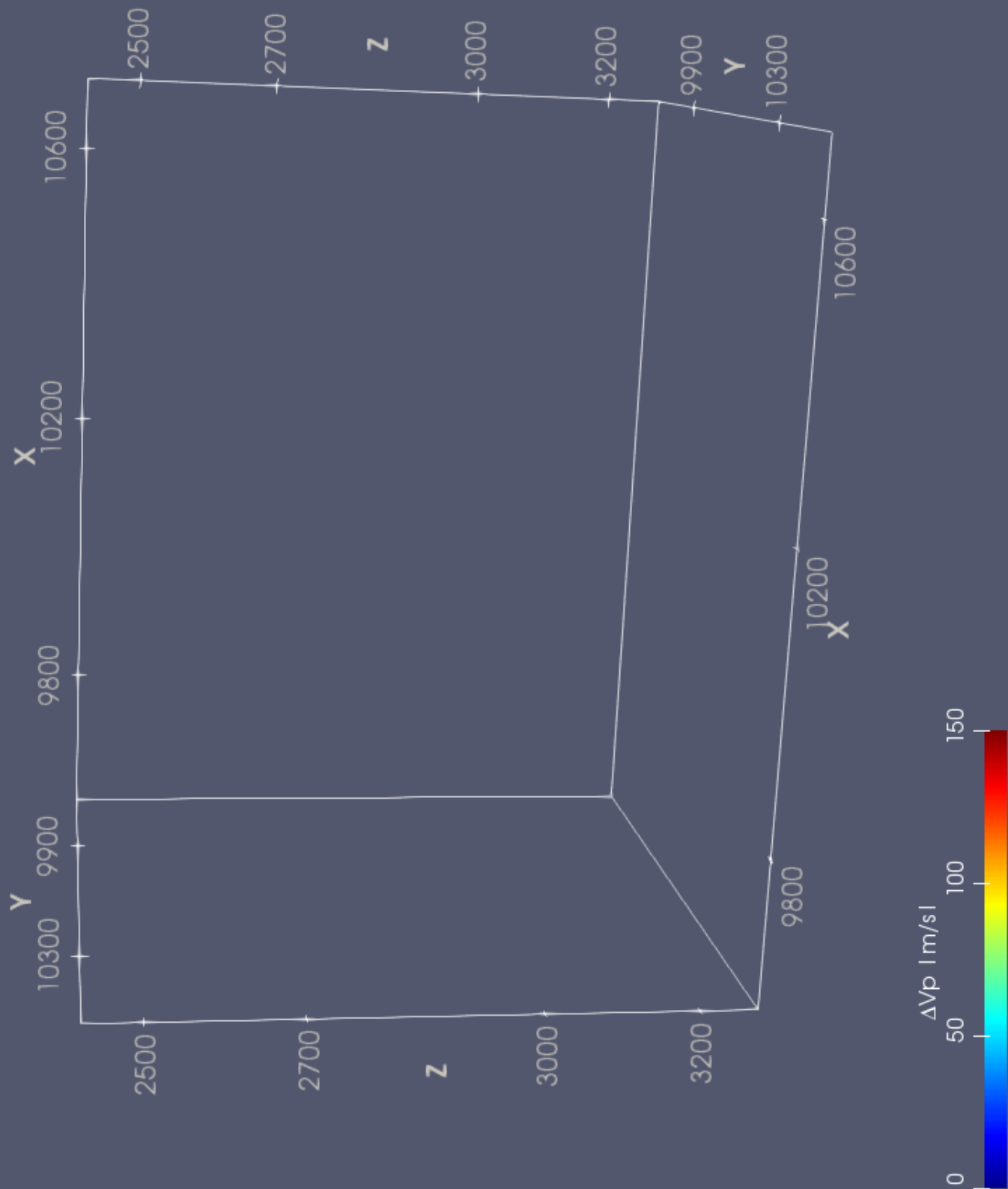


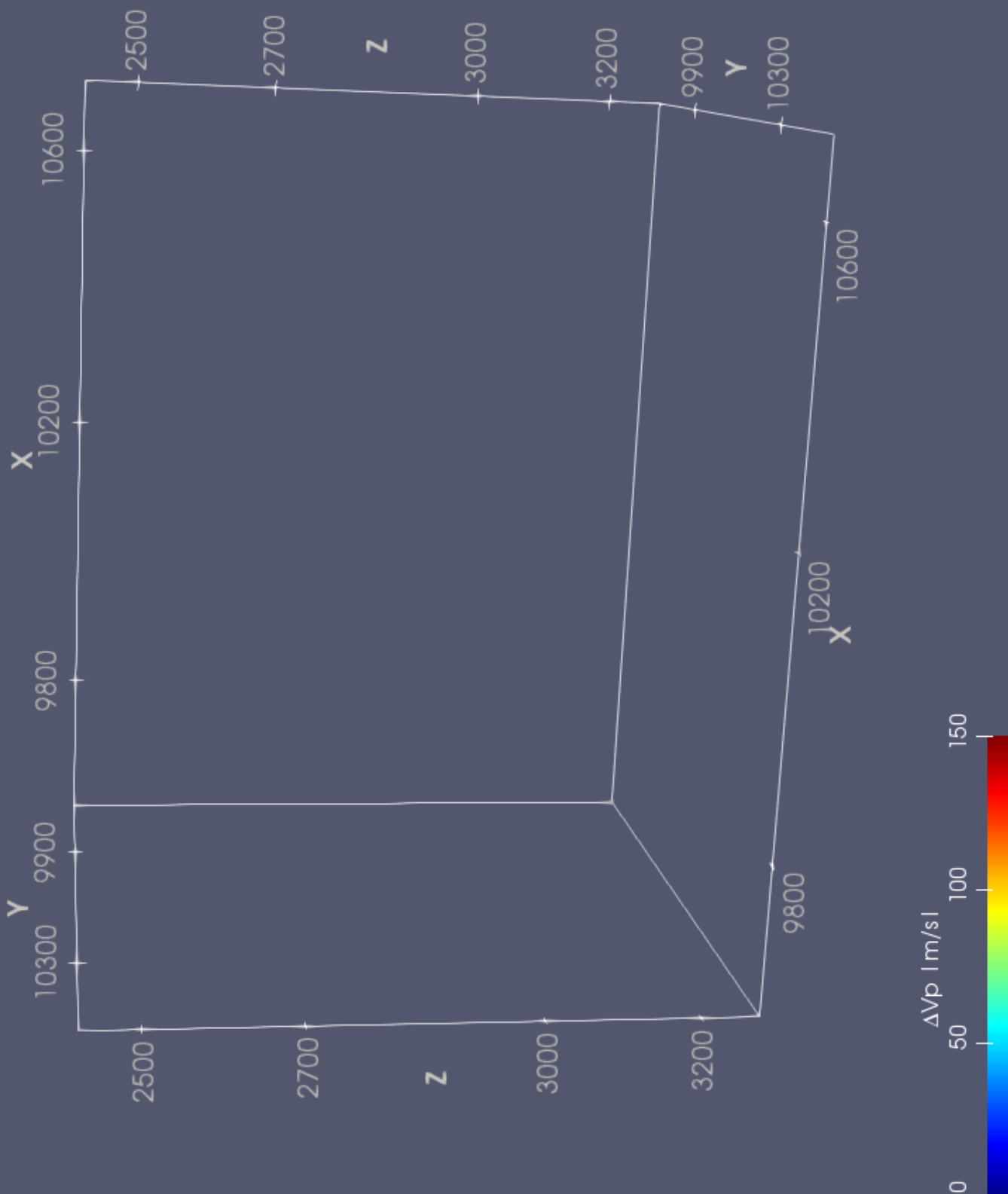


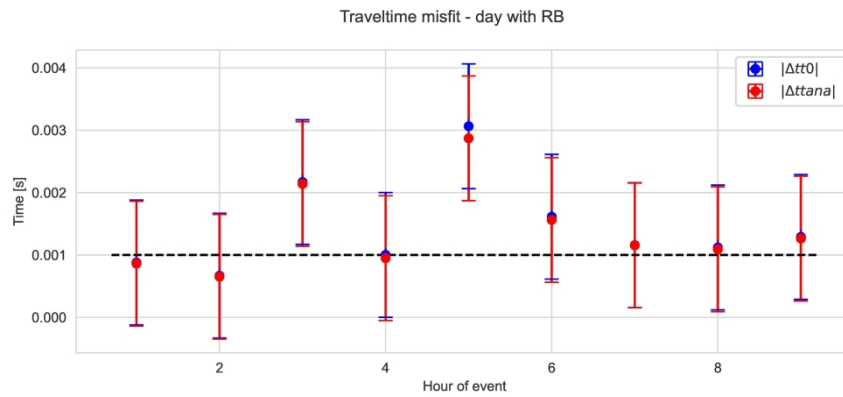






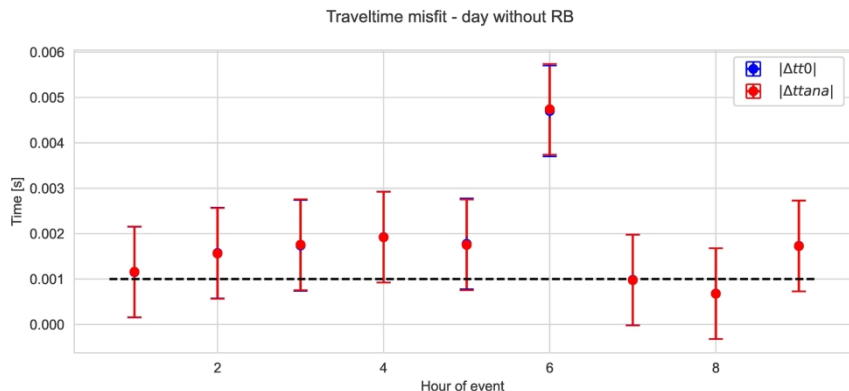






(a)

254x101mm (300 x 300 DPI)



(b)

254x101mm (300 x 300 DPI)