HAL
open science

Vers une nouvelle génération de modèles de glissements co-sismiques : analyse stochastique et approche multi-données

Baptiste Gombert

To cite this version:

Baptiste Gombert. Vers une nouvelle génération de modèles de glissements co-sismiques : analyse stochastique et approche multi-données. Géophysique [physics.geo-ph]. Université de Strasbourg, 2018. Français. NNT : 2018STRAH016 . tel-02155222

HAL Id: tel-02155222

https://theses.hal.science/tel-02155222

Submitted on 13 Jun 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITÉ DE STRASBOURG

ÉCOLE DOCTORALE ED413

Institut de Physique du Globe de Strasbourg

THÈSE présentée par :

Baptiste GOMBERT

soutenue le : **23 mars 2018**

pour obtenir le grade de : **Docteur de l'université de Strasbourg**

Discipline/ Spécialité : GÉOPHYSIQUE

Vers une nouvelle génération de modèles de glissements co-sismiques :

analyse stochastique et approche multi-données

THÈSE dirigée par :

Mr RIVERA Luis	Professeur, Université de Strasbourg

RAPPORTEURS :

Mme LASSERRE Cécile	Chargée de recherche, Université de Lyon
Mr DELOUIS Bertrand	Professeur, Université de Nice

AUTRES MEMBRES DU JURY :

Mr DUPUTEL Zacharie	Chargé de recherche, Université de Strasbourg
Mme DOUBRE Cécile	Physicienne adjointe, Université de Strasbourg
Mme MINSON Sarah	Research Geophysicist, U.S. Geological Survey
Mr RIETBROCK Andreas	Professeur, Karlsruher Institut für Technologie
Mme MAGGI Alessia	Professeure, Université de Strasbourg

Université de Strasbourg

IPGS Institut de Physique du Globe de Strasbourg

UNIVERSITÉ DE STRASBOURG

THÈSE DE DOCTORAT

en vue de l'obtention du grade de
Docteur de l'Université de Strasbourg

Discipline : Géophysique

Vers une nouvelle génération de modèles de glissements co-sismiques

analyse stochastique et approche multi-données

PAR : **Baptiste Gombert**

préparée à l'Institut de Physique du Globe de Strasbourg (UMR 7516)
au sein de l'Ecole et Observatoire des Sciences de la Terre.

Sous la direction de LUIS RIVERA, Université de Strasbourg

MEMBRES DU JURY:

Co-encadrant : Zacharie DUPUTEL, Université de Strasbourg

Co-encadrante : Cécile DOUBRE, Université de Strasbourg

Rapportrice : Cécile LASSERRE, Laboratoire de Géologie de Lyon : Terre, Planètes, Environnement

Rapporteur : Bertrand DELOUIS, Université Nice Sophia Antipolis

Examinatrice externe : Sarah MINSON, United States Geological Survey

Examinateur externe : Andreas RIETBROCK, Karlsruher Institut für Technologie

Examinatrice interne : Alessia MAGGI, Université de Strasbourg

Soutenue le 23 Mars 2018

De tous les phénomenes de la nature il n'en est point dont les effets soient plus terribles et plus étendus que ceux des tremblemens de terre ; c'est de leur part que la face de notre globe éprouve les changemens les plus marqués et les révolutions les plus funestes ; c'est par eux qu'en une infinité d'endroits il ne présente aux yeux du physicien qu'un effrayant amas de ruines et de débris ; la mer soulevée du fond de son lit immense ; des villes renversées, des montagnes fendues, transportées, écroulées ; des provinces entieres englouties ; des contrées immenses arrachées du contient ; de vastes pays abîmés sous les eaux, d'autres découverts et mis à sec ; des îles sorties tout-à-coup du fond des mers ; des rivieres qui changent de cours, etc. tels sont les spectacles affreux que nous présentent les tremblemens de terre.

— Paul Henri Thiry d'Holbach, *l'Encyclopédie* (1772)

Remerciements

Je voudrais remercier ici les nombreuses personnes ayant contribué, de près ou de loin, à l'élaboration de cette thèse.

Je remercie les membres de jury Cécile Lassère, Sarah Minson, Alessia Maggi, Bertrand Delouis et Andreas Rietbrock pour avoir considéré avec intérêt ma thèse et avoir pris le temps d'examiner mon travail.

Il ne fait aucun doute que cette thèse ne serait pas l'ombre d'elle-même sans mon trio d'encadrants sur qui j'ai toujours pu compter. Et en premier lieu merci à Zacharie Duputel de m'avoir si bien guidé dans mon apprentissage du métier de chercheur grâce à ses patientes explications, son implication, et son aide dans les moments difficiles. Je ressors de cette thèse avec l'envie encore plus forte de persister dans la recherche universitaire. Je remercie également Luis Rivera pour m'avoir fait bénéficier de sa soif de transmettre, de ses nombreux cours sur les problèmes inverses, de sa disponibilité et de sa gentillesse. Et enfin mille mercis à Cécile Doubre pour son aide avec les données InSAR que j'ai eu à manipuler, pour ses patientes relectures, ses nombreux conseils tout au long de ma thèse, et pour sa constante bonne humeur.

Un grand merci à Romain Jolivet de l'École Normale Supérieure de Paris pour tous les conseils qu'il m'a donné sur nos différentes collaborations. C'est également grâce à ses scripts *CSI* que j'ai pu confortablement réaliser toutes ces inversions de glissement. Cette thèse a bénéficié des nombreux conseils de Mark Simons du California Institute of Technology sur les méthodes Bayésiennes utilisées. Je souhaite également remercier Eric Fielding (Jet Propulsion Laboratory) pour les discussions fructueuses sur le séisme de Tehuantepec et pour avoir, avec Cunren Liang et David Bekaert, fourni les données InSAR utilisées pour les séismes de Pedernales et de Tehuantepec. Je remercie également Junle Jiang (UC San Diego) pour son aide avec les données tsunamis et ses commentaires sur les modèles de glissement des séismes Équatoriens et Mexicains.

Je remercie par ailleurs mes collègues de l'IPGS Olivier Lengliné, Dimitri Zigone, Christophe Zaroli, Jérôme Vergne, Sophie Lambotte, Michel Cara, Valérie Ansel, Alessia Maggi et Jean-Jacques Lévèque pour toutes les discussions

enrichissantes autour d'un café. C'est également à ces deux derniers, ainsi qu'à Maxime Bès-de-Berc et Jean-Yves Thore, que je dois une formidable aventure en Antarctique qui m'a en outre appris les rudiments de la sismologie instrumentale. Un grand merci à David Brusson, Michel Ringenbach et Romaric David pour leur aide continue sur l'utilisation du cluster de l'Université.

La vie au laboratoire ne serait pas la même sans les doctorants et post-doctorants : merci à Luke, Paul, Fred, Jeanne et Gauthier pour toutes ces heures passées au labo et en dehors, faisant ressortir le meilleur de la vie de thésard. Merci à Maximilien, le pilier du bureau 404, pour tous les cours de python et de méthode inverses. Merci à Théa de m'avoir supporté en conférence et à Jamie pour son aide en anglais. Et enfin un grand merci à Jean-Rémi, Émilie, Catalina, Alexandra, Manuella, Léna, Damian, Yacouba, Camille, Éric, Myriam, Bérénice, Elham, Agnès et de manière plus générale à tous ceux que j'ai côtoyé durant ces trois ans.

Merci évidemment à mes parents et ma sœur Marie pour leurs encouragements constants et leur soutien indéfectible depuis tant d'années, et de m'avoir donné si jeune le goût des Sciences naturelles.

Enfin je remercie Jessica qui s'est courageusement tenue en première ligne pendant ces trois années et sans qui ce manuscrit comporterait encore plus de fautes d'orthographes. Merci de ton soutien et de tes encouragements, merci de rendre la vie si pétillante, merci pour les aventures passées et celles à venir.

Résumé

L'explosion actuelle du nombre et de la variété des données disponibles est une opportunité exceptionnelle pour produire de nouveaux modèles de la source sismique avec une résolution de plus en plus fine. L'intégration de ces différentes observations soulève cependant de nombreux défis. En effet, les données géodésiques, sismologiques et tsunami n'apportent pas toutes la même information et sont soumises à différentes sources d'incertitudes, ce qui rend leur incorporation difficile en pratique. L'inversion du glissement sur les failles est également sensible aux imperfections du problème direct, et en particulier à l'incertitude (généralement négligée) associée au modèle de Terre. Étant données ces incertitudes et la non-unicité du problème, il existe plusieurs solutions pouvant tout aussi bien expliquer les observations de surface. Or la plupart des méthodes d'inversions actuellement utilisées ne fournissent pas d'estimations de l'incertitude associée à chaque paramètres, freinant notre capacité à tirer des conclusions claires sur les processus physiques en cours sur la faille.

Dans cette thèse, nous utilisons une méthode d'échantillonnage Bayésien pour produire de nouveaux modèles de glissement, bénéficiant d'une pondération objective des différents types de données en combinant les erreurs observationnelles et de modélisation. Ces modèles sont ainsi moins assujettis au sur-ajustement des données et permettent une estimation réaliste de l'incertitude associée aux paramètres estimés. Cette approche stochastique permet de produire un ensemble de modèles plausibles qui sont compatibles avec les observations disponibles et notre connaissance a priori sur le processus de rupture.

Nous appliquons ces méthodes à l'exploration du glissement dans trois contextes tectoniques différents, et en utilisant d'abondants jeux de données géodésiques, tsunami et sismologiques. Nous analysons le séisme en décrochement de Landers de 1992 (M_w=7.3), la zone de subduction équato-colombienne où s'est produit le séisme de Pedernales en 2016 (M_w=7.8), et le séisme intra-plaque en faille normale de Tehuantepec survenu en 2017 (M_w=8.2). À travers ce travail, nous démontrons l'importance de la considération rigoureuse des incertitudes et les atouts de l'approche Bayésienne pour l'étude des différentes phases du cycle sismique. En particulier, nos estimations stochastiques permettent d'analyser la distribution du glissement en profondeur sans être biaisées par les contraintes de lissages utilisées dans les approches classiques. Nous démontrons également l'importance de l'évaluation des incertitudes pour l'étude du bilan de déformations inter- et co-sismiques dans les zones de subductions.

Abstract

The recent explosion in the amount and variety of available observations offers an outstanding opportunity to develop new seismic source models with an ever increasing resolution. However, the integration of different data types raises significant challenges. Geodetic, tsunami, and seismological data are sensitive to different sources of uncertainty and provide heterogeneous information, which makes their integration difficult. Finite-fault slip inversions are also sensitive to imperfections in the forward modelling, and in particular to the (often overlooked) uncertainties associated with the Earth model. Given these uncertainties and the non-unicity of the problem, a multitude of solutions can often explain the surface observations equally well. However, current inversion methods do not provide any posterior uncertainties, hampering our ability to draw clear conclusions about the physical processes at play on active fault systems.

In this thesis, we use a Bayesian sampling method to propose new slip models, which benefit from an objective weighting of the various datasets by combining observational and modelling errors. These models are less affected by data overfit and allow a realistic assessment of posterior uncertainties. This stochastic approach produces a population of plausible models which are in agreement with our prior knowledge of the rupture process.

We apply this method to the exploration of slip processes occurring in three different tectonic contexts using extensive geodetic, tsunami, and seismological datasets. We analyse the 1992 Landers strike-slip earthquake (M_w=7.3) ; the Ecuador-Colombia subduction zone which hosted the 2016 Pedernales earthquake (M_w=7.8) ; and the normal-faulting intraslab Tehuantepec earthquake (M_w=8.2) that struck southern Mexico in September 2017. We demonstrate how the study of the seismic cycle can benefit from rigorous uncertainty estimates and Bayesian sampling. In particular, our stochastic solutions allow us to analyse slip distribution at depth without any contamination from the smoothing regularisation used in standard approaches. We also illustrate the importance of assessing model uncertainty when studying megathrusts inter- and co-seismic strain budget.

Table des matières

Table des figures **v**

Liste des tableaux **ix**

Introduction générale **1**

1 Inversion du glissement co-sismique **9**

1.1 Comment étudier la source des grands séismes ? 9

1.2 Les observations de surface 11

1.2.1 Les données de géodésie terrestre 11

1.2.2 Les données GNSS 12

1.2.3 Les données d'interférométrie radar 13

1.2.4 Les données de corrélation d'images 14

1.2.5 Les données tsunami 15

1.2.6 Les données sismologiques 16

1.3 Le problème direct 19

1.3.1 Modélisation des données géodésiques 19

1.3.2 Modélisation des données sismologiques 19

1.3.3 Modélisation des données tsunami 22

1.3.4 Incertitudes sur le problème direct 24

1.4 Le problème inverse 25

1.4.1 Approche par régularisation de Tikhonov 26

1.4.2 Approche Bayésienne 27

1.4.3 L'algorithme de Metropolis–Hastings 30

1.4.4 Les algorithmes de Parallel Tempering et AlTar 34

1.4.5 Représentation et analyse des résultats 37

2 Revisiting the 1992 Landers earthquake : a Bayesian exploration of co-seismic slip and off-fault damage **41**

2.1 Résumé du chapitre 41

2.2 Summary 43
2.3 Introduction 44
2.4 Data overview 45
2.4.1 GPS and trilateration data 48
2.4.2 InSAR data 48
2.4.3 Optical correlation images 48
2.5 Probabilistic slip inversion 52
2.5.1 Model parametrization 52
2.5.2 Bayesian sampling 53
2.5.3 Model prediction uncertainties 54
2.5.4 Probabilistic slip model 54
2.5.5 Shallow slip deficit 58
2.6 Discussion 59
2.7 Conclusion 65
2.8 Acknowledgment 66

3 A stochastic view on the strain budget of the Ecuador-Columbia subduction zone 67
3.1 Résumé du chapitre 67
3.2 Abstract 70
3.3 Introduction 70
3.4 Geodetic coupling 73
3.4.1 Stochastic inter-seismic modeling 73
3.4.2 Geodetic coupling results 75
3.5 Rupture process of the 2016 Pedernales earthquake 76
3.5.1 Data overview 76
3.5.2 Stochastic co-seismic modeling 78
3.5.3 Co-seismic modeling results 81
3.6 Strain budget along the Colombia-Ecuador subduction zone . . 84
3.7 Discussion and Conclusion 88
3.8 Acknowledgment 92

4 The 2017 Mw=8.2 Tehuantepec earthquake : unraveling the mechanisms of intermediate depth intraslab events 93
4.1 Résumé du chapitre 93
4.2 Abstract 96
4.3 Introduction 96
4.4 Estimating first-order source properties and fault geometry . . . 100

4.4.1 Long-period centroid moment tensor inversion 100
4.4.2 Inference of fault-geometry from geodetic data 101
4.5 Slip distribution of the Mw=8.2 Tehuantepec earthquake 103
4.5.1 Data overview 103
4.5.2 Stochastic co-seismic modeling 105
4.5.3 Co-seismic modeling results 107
4.6 Discussion 109
4.7 Conclusion 111
4.8 Acknowledgements 112

Conclusion générale **113**

Annexe A Supplementary information on Chapter 2 **121**

Annexe B Supplementary information on Chapter 3 **141**

Annexe C Supplementary information on Chapter 4 **151**

Bibliographie **155**

Table des figures

1 Vue schématique du comportement frictionnel d'une zone de subduction 2
2 Illustration de la variabilité des modèles de sources 5

1.1 Exemple de paramétrisation d'un modèle de faille finie 10
1.2 Schéma représentatif du problème direct et du problème inverse 10
1.3 Exemples d'observations géodésiques co-sismiques 12
1.4 Exemples de données sismologiques 17
1.5 Paramétrisation spatio-temporelle du glissement 21
1.6 Définitions des paramètres pour l'étude tsunami 22
1.7 Échantillonnage d'une PDF Gaussienne 31
1.8 Échantillonnage d'une distribution bimodale avec Metropolis . . 33
1.9 Échantillonnage d'une distribution bimodale avec PT et AlTar . 36
1.10 Modèles moyen, médian, et mode 38

2.1 General overview of the area 46
2.2 Near field observations 47
2.3 Fault parametrisation 49
2.4 Posterior mean co-seismic slip model 50
2.5 Model performance for GPS and trilateration data 51
2.6 Model performance for InSAR 52
2.7 Model performance for optical image correlation data 55
2.8 Modeling of Near-field deformation data 56
2.9 Posterior joint probability distribution of the compliant zone half-width and shear modulus ratio 58
2.10 Distribution of seismicity across the fault 61
2.11 Impact of the damage zone on the inferred shallow slip 63
2.12 Overall shallow slip deficit 65

3.1 Inter-seismic coupling and historical earthquakes map 71
3.2 Inter-seismic coupling of the Ecuadorian subduction margin . . 74

3.3 GPS observations used in this study 77
3.4 Model performance for InSAR 79
3.5 Observed and predicted tsunami waveforms 80
3.6 High-rate GPS observations and model predictions 82
3.7 Strong-motion observations and model predictions 83
3.8 Final co-seismic slip distribution 85
3.9 Temporal evolution of co-seismic slip 86
3.10 Comparaison of co-seismic moment and moment deficit 89
3.11 Comparaison of co-seismic moment and moment deficit considering the 1942 event happened at a different location 90

4.1 Tectonic setting of the region 97
4.2 Sketch of the subducting plate 97
4.3 Grid-search result of the centroid moment tensor inversion . . . 100
4.4 GPS offsets observations and model predictions 103
4.5 Model performance for InSAR 104
4.6 Result of the grid-search on the fault geometry 105
4.7 Tsunami observations and modelling 106
4.8 Posterior mean co-seismic slip model of the Tehuantepec earthquake 106
4.9 Slab geometry in the gulf of Tehuantepec 108

A.1 Decimated InSAR images 124
A.2 Empirical covariance functions for the InSAR observations . . . 124
A.3 Effect of geometry on forward modelling 125
A.4 Problem resolution 126
A.5 Earth models 127
A.6 Posterior mean co-seismic slip model 128
A.7 Comparison between posterior mean, maximum a posteriori and best fitting models 129
A.8 Alternative "flower" geometry 130
A.9 Posterior covariance of fault segment patches 131
A.10 Centroid location and moment tensor 132
A.11 Broadband seismograms prediction - I 133
A.12 Broadband seismograms prediction - II 134
A.13 Comparison of SSD values 135
A.14 Posterior slip uncertainties 135
A.15 Impact of smoothing constraints on the shallow slip deficit . . . 136
A.16 Results of the Metropolis sampling of the aftershock density profile 137
A.18 Posterior joint probability distribution of second profile 139

B.1 Parametrization of the megathrust interface used for the coupling inversion 142
B.2 Earth model in Central Ecuador 143
B.3 Posterior median coupling model 144
B.4 Kullback-Leibler divergence of the coupling model 145
B.5 Decimated InSAR observations, predictions, and residuals . . . 146
B.6 Empirical covariance functions for the Pedernales InSAR observations 147
B.7 Parametrization of the megathrust interface used for the co-seismic inversion 148
B.8 Additionnal strong-motion observations 149
B.9 Comparaison of co-seismic moment and moment deficit in the 1958 earthquake region 150

C.1 Empirical covariance functions for the InSAR observations 151
C.2 High-resolution InSAR images 152
C.3 Earth models in Southern Mexico 153

Liste des tableaux

2.1 Shallow slip deficit estimated for different fault segments and for the whole rupture 64

3.1 InSAR observations used in this study 76

4.1 Centroid depth and fault geometry estimations 101

4.2 InSAR observations used in this study. All the images were corrected from topographic phase delay (Ansari et al., 2016; Bekaert et al., 2015; Fattahi et al., 2017; Yu et al., 2017) and dowsampled using a recursive quad-tree algorithm (Lohman and Simons, 2005; Simons et al., 2002) 102

A.1 Source parameters for 3 solutions. Wphase (Duputel et al., 2012b), Global CMT (Ekström et al., 2012), and this study. 123

A.2 Summary of fault geometries and datasets used in this study and in previously published models, and associated SSD values. In the InSAR column, the number in parentheses is the number of interferograms used. 123

B.1 Seismological data and filtering used in the Pedernales study . . 142

Introduction générale

Depuis le développement de la théorie de la tectonique des plaques à la fin des années 1960, l'origine des séismes est attribuée à la soudaine libération des contraintes exercées sur les roches le long de failles situées en grande majorité aux frontières des plaques tectoniques lithosphérique en mouvement relatif. Lorsqu'une rupture se produit, les blocs de part et d'autre des failles glissent les uns par rapport aux autres, déformant brusquement la croûte terrestre élastique et générant des ondes sismiques. Cependant, l'extraordinaire diversité des sources sismiques observées dans la nature reste encore mal expliquée. En premier lieu, la taille des séismes varie de plusieurs ordres de grandeur. Les plus petits ne durent qu'une fraction de seconde alors que les plus grands rompent plusieurs centaines de kilomètres de faille en quelques minutes. Par ailleurs, les séismes ne sont pas les seuls processus tectoniques à se produire sur les plans de failles, et certaines ruptures sont suffisamment lentes pour ne pas générer d'ondes sismiques (Scholz et al., 1969). Ces glissements asismiques ont été observés sur des failles du monde entier, et prennent plusieurs formes. Après un séisme, il est commun d'observer une relaxation transitoire post-sismique, appelée *afterslip* (Marone et al., 1991). Ces deux dernières décennies ont également vu la multiplication d'observations de glissements asismiques transitoires et spontanés que l'on appelle glissements lents (*slow slip events ;* Dragert et al., 2001; Schwartz and Rokosky, 2007). Enfin, certaines failles glissent de manière silencieuse et continue. Ce glissement continu (*creep*) est par exemple observé depuis longtemps sur la faille de San Andreas (Nason and Tocher, 1970). Les interactions entre ces différents phénomènes restent cependant mal compris en raison de l'absence de consensus sur les processus physiques à l'origine du large spectre de tailles et de vitesses de glissement observées.

Plusieurs modèles ont été développés pour tenter d'expliquer la présence de ces différents modes de glissement. Au cours de ces dernières décennies, une vision dominante consistait à considérer les failles comme segmentées en zones avec différentes propriétés frictionnelles qui contrôlent le caractère sismique ou asismique du glissement dans ces régions. Le modèle conceptuel d'aspérité

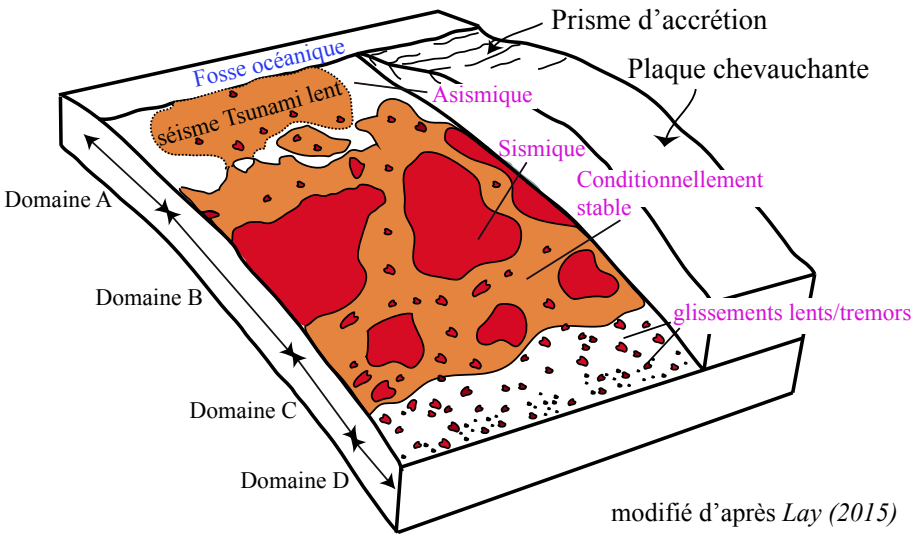

FIGURE 1 **Vue schématique du comportement frictionnel d'une zone de subduction d'après (Lay, 2015)**. La zone A correspond à la région où se produisent les séismes tsunamis ou du glissement stable. La zone B est la région où se produisent les grands séismes. La zone C est le domaine avec un glissement plus modéré. La zone D est une zone de transition, qui n'est néanmoins pas observée dans toutes les subductions, où se produisent les évènements lents transitoires comme les slow slip events. Les régions de glissement instable sont en rouge, et les régions de glissement lent stable sont en blanc. Les régions en orange représentent les domaines où le glissement est conditionnellement stable, où le mouvement est asismique mais peut éventuellement accélérer en cas de rupture d'aspérités adjacentes (Scholz, 1998)

proposé par Lay and Kanamori (1981) décrit des aspérités bloquées où les contraintes s'accumulent avant de rompre soudainement lors de séismes alors que le reste de l'interface glisse asismiquement de manière continue. Ce modèle suggère un partitionnement exclusif entre le glissement sismique et asismique et prédit notamment la notion de « séismes caractéristiques » qui rompent toujours la même aspérité de façon périodique, prédictible en temps ou prédictible en glissement (Schwartz and Coppersmith, 1984; Shimazaki and Nakata, 1980). Or de nombreuses observations montrent une grande complexité du comportement des failles au cours du cycle sismique. En particulier une région de faille peut être entièrement rompue par un seul grand séisme, mais aussi rompre de façon séquentielle par une série de séismes plus petits comme cela a été observé au Japon, à Sumatra ou en Equateur (Lay, 2015; Nocquet et al., 2017; Simons et al., 2011). Plusieurs observations suggèrent également une superposition entre les glissements sismiques et asismiques. L'un des exemples les plus spectaculaires est le fort glissement co-sismique observé à faible profondeur lors du séisme

de Tohoku-Oki (M_w=9.0) alors que cette portion de l'interface de subduction est d'habitude associée à un glissement lent continu (Fujiwara et al., 2011; Lay et al., 2011). Certaines observations au Chili et au Japon suggèrent également une superposition significative entre glissement co-sismique et glissement post-sismique (Bedford et al., 2013; Johnson et al., 2012).

Le modèle conceptuel de Lay and Kanamori (1981) ne semble donc pas expliquer la grande diversité de phénomènes observés sur les failles actives. Pour cela, il est nécessaire d'introduire une plus grande hétérogénéité des propriétés frictionnelles le long des failles (Avouac, 2015). La Figure 1 montre un exemple de partitionnement contrôlé par des zones de glissement stable, instable et conditionnellement stable dans une zone de subduction. La notion de glissement conditionnellement stable entre les aspérités bloquées et à faible profondeur a été proposée pour expliquer comment un glissement rapide peut se propager dans des zones glissant habituellement de façon stable (Scholz, 1998). La variabilité spatiale des propriétés frictionnelles sur les failles permet ainsi d'expliquer certains comportements complexes observés au cours du cycle sismique, comme la variabilité de la taille des séismes dans une même région (Kaneko et al., 2010). Cette complexité est particulièrement visible dans les zones de subductions où l'on trouve une grande diversité des phénomènes de ruptures. Certains séismes comme celui d'Iquique en 2014 ne rompent qu'une aspérité (Duputel et al., 2015) alors que d'autres comme celui de Sumatra-Andaman en 2004 en cassent plusieurs (Chlieh et al., 2008). D'autres séismes sont plus atypiques, comme les séismes «tsunami» qui rompent l'interface de subduction à très faible profondeur avec une faible vitesse de rupture comme à Java en 2006 (Ammon et al., 2006; Kanamori, 1972a). A cela s'ajoute les séismes intraplaques en outer-rise (situés avant la fosse, dans la plaque plongeante ; Christensen and Ruff, 1988) ou à des profondeurs intermédiaires liés à la flexuration ou l'étirement de la plaque (Kanamori, 1971).

Toutes ces observations reposent sur l'imagerie du glissement réalisée à partir d'observations du champ de déformation en surface. Les premiers modèles de glissements (ou modèles « faille-finie ») ont fait leur apparition à la suite du séisme d'Imperial Valley (M_w=6.4) en Californie en 1979 grâce à des données sismologiques (Hartzell and Heaton, 1983; Olson and Apsel, 1982). Aujourd'hui, des modèles de glissements sont calculés de façon systématique pour chaque nouveau séisme important. La facilité croissante à les produire est en partie due à l'explosion des observations de surface disponibles, en particulier géodésiques. Le système GNSS (*Global Navigation Satellite System*) développé à la fin des années 1980 a été rapidement utilisé pour obtenir des modèles (e.g., Bowman, 1991; Dixon, 1991), suivi par l'interférométrie radar (Massonnet et al., 1993).

Les observations de tsunamis ont également été utilisées pour contraindre les modèles de glissements de séismes de subduction (e.g., Delouis et al., 1997; Sladen et al., 2010). L'augmentation des capacités de calculs informatiques a également permis quelques améliorations dans les méthodes utilisées pour calculer ces modèles, comme par exemple les formulations non-linéaires où la vitesse de rupture peut varier sur la faille. Le glissement co-sismique n'est pas le seul à pouvoir être caractérisé. Grâce au développement et à l'existence de longues séries temporelles GNSS et d'archives InSAR, il est désormais possible de cartographier le glissement lent continu (*creep*) pendant les phases inter-sismiques séparant les grands séismes (e.g., Klein et al., 2017; Thomas et al., 2014). Ces observations permettent alors d'estimer le couplage inter-sismique des failles (e.g., Bürgmann et al., 2005; Chlieh et al., 2008), c'est à dire le déficit de glissement pendant la période inter-sismique comparé au glissement attendu sur le long terme à partir du mouvement relatif des plaques tectoniques. Les distributions de glissement associées aux déformations lentes transitoires peuvent également être estimées, que ce soit pour le glissement post-sismique (e.g., Ozawa et al., 2011; Reilinger et al., 2000) ou des séismes lents (Dragert et al., 2001; Radiguet et al., 2011). En combinant toutes ces observations, il est donc possible d'imager toutes les phases du cycle sismique. L'imagerie du glissement permet ainsi de mieux appréhender le comportement des failles. Elle permet par exemple d'évaluer le partitionnement entre les glissements sismiques et asismiques, un paramètre important en sismotectonique puisque qu'il détermine le potentiel sismogénique des failles (Avouac, 2015). Ces modèles permettent également d'effectuer un bilan de l'accumulation des déformations inter-sismiques et de leur relâchement par les séismes au cours du cycle sismique. Ce bilan permet alors d'améliorer nos estimations de l'aléa sismique dans une région en évaluant la part du déficit de glissement qui n'a pas été comblé par des ruptures sismiques. Les modèles de glissements sont également importants car ils peuvent permettre de contraindre les simulations numériques de la dynamique de la rupture pour mieux comprendre les comportements observés (e.g., Barbot et al., 2012; Noda et al., 2013).

Cependant, l'obtention des modèles de glissements sismiques et asismiques ne se fait pas sans difficultés. Comme il est impossible d'observer directement la rupture en profondeur, nous devons utiliser des observations de surface. Mais la distribution limitée de ces données, de surcroît imparfaites, rend le problème fondamentalement mal posé. A cela s'ajoute notre capacité limitée à modéliser les données de surface à partir d'une distribution de glissement (souvent complexe et hétérogène) à cause d'une théorie simplifiée et entachée d'incertitudes. Il en résulte que le moindre changement dans la méthodologie utilisée provoque souvent de

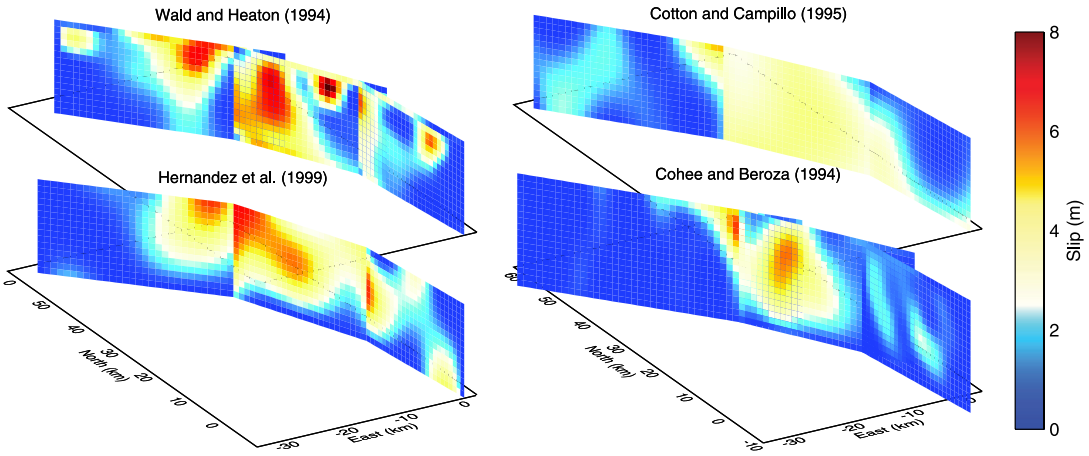

figure modifiée depuis Minson et al. (2013)

FIGURE 2 **Illustration de la variabilité des modèles de sources.** Quelques différences mineures dans les méthodes d'inversion peuvent conduire à des grandes différences dans les modèles obtenus. Sont représentés ici quatres modèles de glissements pour le séisme de Landers de magnitude 7.3 (1992, États-Unis) traité en chapitre 2 (Cohee and Beroza, 1994; Cotton and Campillo, 1995; Hernandez et al., 1999; Wald and Heaton, 1994). Les données utilisées inclues de l'interférométrie radar, des déplacements GPS, et des enregistrements d'ondes sismiques régionales et télésismiques. Les modèles de source sont disponibles sur le portail SRCMOD du projet *Source Inversion Validation* (Mai and Thingbaijam, 2014). Figure modifiée depuis Minson et al. (2013)

grandes différences dans la solution obtenue, limitant notre capacité à en déduire des informations utiles sur la source sismique. La non-unicité de la solution est illustrée sur Figure 2 qui présente différents modèles de glissements obtenus pour le séisme de Landers de 1992 (M_w=7.3). Malgré le grand nombre d'observations disponibles pour cet événement, il existe une importante variabilité dans les distributions de glissement. Ce cas n'est pas isolé, et des modèles proposés pour d'autres séismes comme celui d'Izmit en 1999 présentent également de grandes dissemblances (e.g., Bouchon et al., 2002; Delouis et al., 2002; Sekiguchi and Iwata, 2002; Yagi and Kikuchi, 2000). Il existe donc de nombreux trade-offs entre les paramètres du modèle, et plusieurs solutions peuvent ainsi expliquer les données de manière similaire.

La plupart des modèles de glissements actuels sont associés à deux limitations majeures. La première limitation concerne l'absence quasi-systématique d'estimations d'incertitudes associées aux paramètres du modèle. Comme mentionné ci-dessus, la nature imparfaite des données et les erreurs dans la théorie utilisée induisent des incertitudes qui peuvent être significatives et qu'il est donc nécessaire de caractériser. L'absence d'estimation des erreurs *a posteriori* pose

des problèmes très concrets. L'un des plus flagrants concerne la présence —ou non– de couplage inter-sismique à faible profondeur dans les zones de subduction. Les données géodésiques sont situées à terre, loin de la fosse océanique. Sans estimation d'incertitude sur le couplage, il est donc difficile d'estimer quelle est réellement l'information apportée par les données dans cette partie de la faille et ainsi si une accumulation de déformation est possible dans cette région du modèle. Loveless and Meade (2010) et Loveless and Meade (2011) ont par exemple présenté deux modèles avec et sans couplage à faible profondeur dans la zone de rupture du séisme de Tohoku-Oki, tous les deux capables d'expliquer les données GPS inter-sismiques.

La deuxième limitation des modèles actuels provient du traitement de la non-unicité du problème. L'approche standard consiste à incorporer une régularisation qui transforme le problème en une optimisation bien conditionnée (e.g., Simons et al., 2002). Cette régularisation prend généralement la forme d'un lissage spatial du glissement d'ampleur relativement arbitraire. Il s'agit alors d'obtenir une solution unique et de limiter les oscillations du modèle optimum. Ce lissage à pour effet de réduire l'amplitude maximale du glissement et d'étaler la distribution à des portions de faille n'ayant pas réellement glissées. Cet étalement est problématique puisqu'il peut largement biaiser nos interprétations de partitionnement entre glissements sismiques et asismiques (Johnson et al., 2012), en induisant une superposition artificielle entre les deux modes de glissement. Ce lissage spatial gomme également la rugosité du glissement sur la faille (Candela et al., 2011; Causse et al., 2010) et masque les liens entre le glissement sismique et les hétérogénéités de couplage qui nous informent sur la variabilité spatiale des propriétés frictionnelles de la faille (Avouac, 2015).

Une alternative aux méthodes d'optimisation décrites ci-dessus consiste à transposer le problème dans un cadre Bayésien. La philosophie employée est alors différente : plutôt que de chercher un modèle de source optimum qui explique au mieux les observations, on va considérer toute une population de modèles qui expliquent les données au regard des différentes sources d'incertitudes et sont compatibles avec notre information *a priori*. Il ne s'agit donc plus de trouver le « meilleur modèle » moyennant des hypothèses arbitraires sur la simplicité du glissement mais de répondre à la non-unicité du problème en caractérisant l'ensemble des modèles plausibles. Les méthodes Bayésiennes offrent donc deux avantages majeurs : l'absence de lissage spatial et l'estimation robuste des incertitudes associées aux différents paramètres des modèles. Des solutions analytiques existent dans certaines configurations (cas linéaire Gaussien) mais dans le cas général il est nécessaire d'employer des méthodes numériques pour

obtenir une solution (Tarantola and Valette, 1982). Dans le cadre de cette thèse, nous emploierons des méthodes d'échantillonnage de type Monte Carlo. On « échantillonne » alors la densité de probabilité des modèles étant donné les observations.

L'inférence Bayésienne repose sur le concept d'information. Dans le contexte des méthodes inverses, l'objectif est donc d'évaluer l'information apportée par les données, la théorie (le problème direct) et nos hypothèses *a priori*. On peut alors quantifier quel est réellement le gain d'information *a posteriori* par rapport à nos préconceptions sur le modèle. Chaque jeu de données peut contenir une information différente sur les paramètres du modèle. Typiquement, les données géodésiques situées loin de la source nous informent sur le glissement profond alors que les données de champ proche contraignent le glissement superficiel. Les données tsunami sont à ce titre extrêmement utiles pour les séismes de subduction, car elles apportent une information critique sur le glissement près de la fosse (généralement mal contraint par les données géodésiques). Enfin si les données statiques ne nous renseignent que sur le glissement final, les données sismologiques permettent de contraindre la cinématique de la rupture. Pour combiner ces informations, il est nécessaire de définir des modèles d'erreurs réalistes caractérisant à la fois l'incertitude sur les mesures et l'incertitude associée à la théorie (souvent imparfaite ; Tarantola and Valette, 1982).

Le premier chapitre de cette thèse détaille les données et la méthodologie permettant d'obtenir des modèles de glissements en commençant par le problème direct (calcul des observations de surface à partir d'un modèle de glissement), puis le problème inverse (trouver le modèle de glissement permettant d'expliquer les observations). En particulier, on décrira l'état de l'art actuel des algorithmes d'échantillonnage Bayésien. Une dernière section donne des pistes pour l'analyse des résultats lorsque la solution consiste en une population de plusieurs centaines de milliers de modèles. Dans les chapitres suivants, nous utilisons l'un des algorithmes décrits dans le chapitre 1 pour étudier trois systèmes de failles dans des contextes tectoniques bien distincts. Le séisme de Landers, analysé dans le deuxième chapitre, est un séisme crustal en décrochement dextre. Comme discuté précédemment, ce séisme a été largement étudié au cours des 25 dernières années mais sa distribution de glissement est encore incertaine. En particulier, les estimations de l'amplitude d'un éventuel déficit de glissement à la surface varient d'une publication à l'autre. Nous étudions ici la source de ce séisme et analysons de manière probabiliste la question du déficit de glissement en étudiant comment il est impacté par l'endommagement autour de la faille. Le troisième chapitre est une étude de la zone de subduction équatorienne, où on

observe un regroupement spatial et temporel des séismes. Cette région a connu un grand séisme de magnitude M_w=8.6 en 1906 avant de re-rompre en une série de plus petits évènements, dont le séisme de Pedernales en 2016 (M_w=7.8). Nous évaluons le couplage géodésique de l'interface et la distribution de glissement co-sismique associée au séisme de Pedernales. Les modèles Bayesiens obtenus sont ensuite comparés stochastiquement pour évaluer le bilan des déformations inter- et co-sismiques le long de la subduction. Enfin, le quatrième et dernier chapitre traite de la mécanique de la subduction au sud du Mexique où sont observés des séismes intraplaques en faille normale à des profondeurs intermédiaires. L'origine de ces séismes atypiques (mais pas exceptionnels) reste débattue, et les deux hypothèses souvent proposées sont la flexure du slab ou son étirement. Nous nous intéressons en particulier au séisme de magnitude M_w=8.2 survenu le 8 septembre 2017 dans le golfe de Tehuantepec. L'étude de sa distribution de glissement permet de nous éclairer sur le mécanisme prédominant à l'origine de la rupture.

Chapitre 1

Inversion du glissement co-sismique

1.1 Comment étudier la source des grands séismes ?

Depuis son apparition il y a près de 30 ans (Hartzell and Heaton, 1983; Olson and Apsel, 1982), l'inversion de la distribution du glissement sur une faille est devenue routinière après chaque séisme important. Pour cela il est nécessaire de paramétriser un ou plusieurs plans de faille avec des fonctions de base spatiale. Cette discrétisation peut prendre plusieurs formes, mais consiste la plupart du temps en sous-failles (ou "patchs") rectangulaires ou carrées, comme illustré en Figure 1.1. Les sous-failles peuvent également être triangulaires, et de tailles variables. Dans chacune d'entre elles, on va chercher à estimer plusieurs paramètres qui permettent d'expliquer les observations. Si l'on ne s'intéresse qu'à la valeur finale du glissement, il s'agit de l'amplitude du glissement dans une ou deux directions perpendiculaires l'une à l'autre, correspondant le plus souvent aux directions de l'azimut et du pendage du plan de faille (dans certains cas, le glissement peut également correspondre à de l'ouverture, il sera alors normal au plan de faille, comme dans le cas d'intrusions magmatiques en contexte volcanique). Pour modéliser la cinématique de la rupture, deux paramètres supplémentaires par patch doivent être estimés : la vitesse de rupture et la durée du glissement. A cela, s'ajoutent les coordonnées de l'hypocentre du séisme (c'est à dire le point d'initiation de la rupture). Tous ces paramètres du modèle sont rassemblés dans un vecteur que l'on notera $\mathbf{m}$.

Les observations co-sismiques sont en très grande majorité enregistrées à la surface. Elles peuvent être géodésiques (parties 1.2.2,1.2.3, et 1.2.4), sismologiques (partie 1.2.6), et éventuellement tsunami lorsque le séisme est en mer (partie

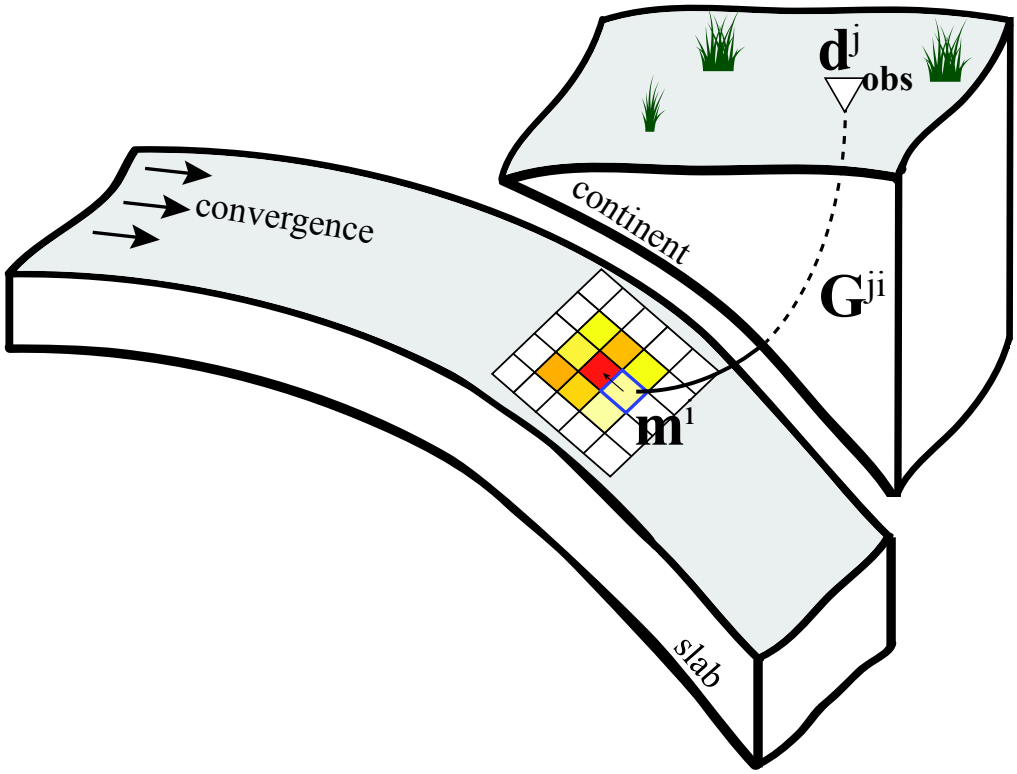

FIGURE 1.1 **Exemple de paramétrisation d'un modèle de faille finie dans le cas d'un séisme de subduction.** Une partie de l'interface entre les deux plaques tectoniques est discrétisée en carrés. Ils sont colorés en fonction de l'amplitude du glissement, et la flèche partant du carré violet montre la direction du glissement. Son amplitude et son historique ($\mathbf{m^i}$) sur un patch de faille sont reliés aux observations $\mathbf{d^j_{obs}}$ à la surface par la fonction de Green $\mathbf{G^{ji}}$. L'indice i fait référence au numéro de patch et j à un point d'observation en surface.

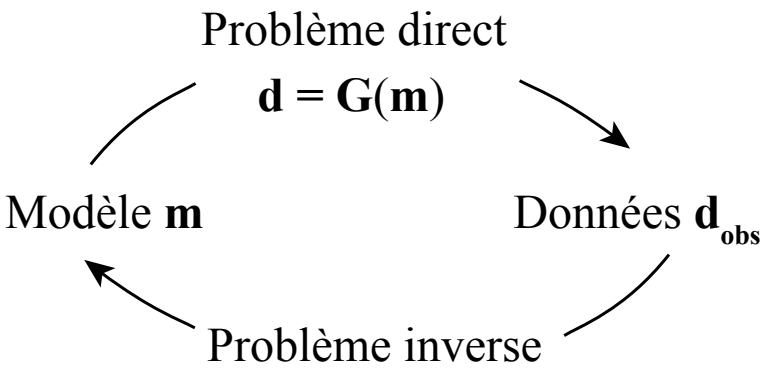

FIGURE 1.2 **Schéma représentatif du problème inverse**. Le problème direct consiste à prédire les observations $\mathbf{d}_{\text{obs}}$ pour un modèle de source $\mathbf{m}$ donné. Le problème inverse consiste quant à lui à déterminer le modèle de source $\mathbf{m}$ prédisant les données $\mathbf{d}_{\text{obs}}$.

1.2.5). Elles sont rassemblées dans le vecteur de données noté $\mathbf{d}_{\text{obs}}$. On les relie aux paramètres du modèle grâce à l'équation suivante :

$$\mathbf{d} = \mathbf{G}(\mathbf{m}) \tag{1.1}$$

où $\mathbf{G}$ est la matrice contenant les fonctions de Green. Sa construction est détaillée dans la partie 1.3. Le problème direct consiste donc à prédire les observations à partir d'un modèle de glissement. Le problème inverse consiste quant à lui à trouver le modèle de glissement qui explique les observations, comme résumé dans la Figure 1.2. La partie 1.3 traitera du problème direct et la partie 1.4 traitera du problème inverse.

1.2 Les observations de surface

La quantité et la diversité de données disponibles couramment utilisées pour les inversions de glissement, a considérablement augmenté au cours des 30 dernières années. La première partie de cette section décrit plusieurs types de "données statiques", correspondant principalement aux observations géodésiques : les données de géodésie terrestre, les données GNSS continues ou de campagne, l'InSAR, la corrélation d'images, et les observations de tsunami (qui sont principalement sensibles au déplacement statique du fond marin). La seconde partie de cette section traite des "données dynamiques", correspondant principalement aux données sismologiques et de GNSS haute fréquence.

Avant de détailler ces données, il est important de noter que les modèles de glissement bénéficient également de relevés de terrain permettant la cartographie de la faille en surface ou même de la rupture en surface en complément d'autres méthodes de télédetection (e.g., Lasserre et al., 2005).

1.2.1 Les données de géodésie terrestre

Avant l'apparition de la géodésie spatiale, en particulier des données GNSS, à partir des années 1990, d'autres méthodes géodésiques étaient utilisées pour rendre compte des déformations horizontales et verticales du sol. Alors que la trilatération permet de mesurer les distances entre deux points, la triangulation permet de mesurer des angles. A celà, s'ajoutent les campagnes de nivellements qui permettent de mesurer l'altitude de points par rapport à un point de référence. Ainsi, la répétition de campagnes de trilatération et/ou de triangulation d'une part, ou de nivellement d'autre part, permet de rendre compte des déformations

du sol en 3D. Des réseaux de géodésie terrestre existent par exemple en Californie depuis le début du XXe siècle (Savage et al., 1979) ou dans les Afar depuis les années 1970 (Tarantola et al., 1979).

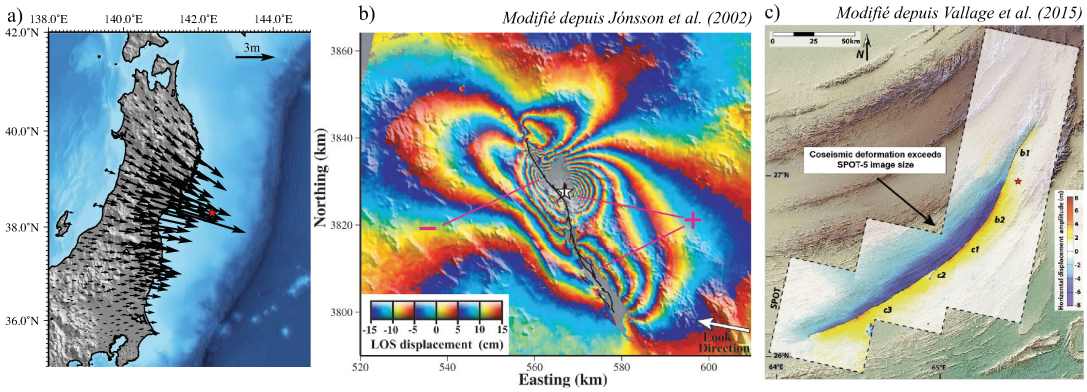

FIGURE 1.3 **Exemples d'observations géodésiques co-sismiques a)**. Décalages (ou "offsets") horizontaux déduits de mesures GPS provoqués par le séisme de Tohoku-Oki (M_w=9.1, Japon, 2011), où plus de 15m de déplacement horizontal ont été mesurés. L'étoile rouge marque l'épicentre de la rupture. Les données proviennent de Ozawa et al. (2011). **b)** Interférogramme (phase déroulée) construit à partir de deux images SAR acquises par le satellite ERS montrant le champ de déplacement généré par le séisme d'Hector Mine (M_w=7.1, États-Unis, 1999) d'après Jónsson et al. (2002). Chaque cycle de couleur représente 10 cm de déplacement dans la ligne de visée du satellite (LOS) dont la direction au sol est indiquée par une flèche blanche. Le cycle jaune-rouge-bleu indique un déplacement vers le satellite alors qu'un cycle jaune-bleu-rouge indique un déplacement s'en éloignant. **c)** Champ de déplacement horizontal créé par le séisme de Balochistan (M_w=7.7, Pakistan, 2013) obtenu par corrélation d'images satellites SPOT-5. Les valeurs négatives (en bleu) indiquent un déplacement vers l'ouest et les valeurs positives (jaune) vers l'est.

1.2.2 Les données GNSS

Parmi les données les plus utilisées pour les inversions de faille finie, on trouve les données acquises par l'utilisation du Global Naviguation Satellite System (GNSS), dont fait partie le Global Positioning System (GPS). En mesurant la position d'un point par rapport à un système de référence défini par une constellation de satellites avant et après le séisme, elles fournissent le déplacement co-sismique dans les trois directions. La précision sur le déplacement horizontal (inférieure au centimètre) est bien souvent meilleure que celle sur le déplacement vertical. Deux types de mesures peuvent être acquises : les mesures de campagnes et les mesures de stations permanentes. Dans le premier cas, les déplacements

mesurés peuvent contenir une part importante de déplacements inter- et post-sismiques ou de mouvements liés à des répliques, comme c'est le cas pour le séisme de Landers étudié dans cette thèse avec une réplique de magnitude 6.5 (Hudnut et al., 1994). Dans le cas des mesures continues par les stations permanentes, pour lesquelles une position journalière est estimée, la mesure du déplacement co-sismique se fait à partir du décalage entre les positions estimées avant et après l'évènement. Un exemple de champ de déplacement horizontal GNSS co-sismique, exceptionnel de par la densité de mesures et l'amplitude du mouvement, est présenté en Figure 1.3a dans le cas du séisme de Tohoku en 2011 (Japon).

Ainsi, la multiplication du nombre de satellites et les observations faites sur des périodes suffisamment longues (>6 ans) permettent d'atteindre une précision de l'ordre du mm/an sur ces vitesses inter-sismiques (Craig and Calais, 2014), essentielles à une bonne détermination du mouvement inter-sismique. Ces mesures souffrent néanmoins de l'absence de couverture dans les zones immergées. Le développement de stations GNSS en mer est encore insuffisant et de telles données seraient cruciales pour les inversions, notamment dans les zones de subduction.

1.2.3 Les données d'interférométrie radar

L'interférométrie radar a fait son apparition il y a environ 25 ans. Cette méthode utilise deux images SAR (*Synthetic-Aperture Radar*) acquises par un ou deux satellites avant et après le séisme pour générer une carte de la déformation de surface à partir de la différence de phase pour chacun des pixels de l'image. Cette méthode, communément appelée InSAR pour *Interferometric Synthetic-Aperture Radar*, est particulièrement adaptée pour imager les mouvements parallèles à la ligne de visée du satellite. Le champ de déplacement ainsi estimé est crucial pour contraindre le glissement en profondeur. Il faut noter que les deux images sont espacées dans le temps d'au moins le temps de récurrence du passage du satellite au-dessus de la zone d'étude. Ainsi, l'interférogramme peut contenir, en plus du signal co-sismique, une part non négligeable de signal inter-sismique et de signal post-sismique. Un exemple d'interférogramme est montré en Figure 1.3b.

Au sol, l'empreinte de chaque pixel varie en fonction des capteurs, avec une taille moyenne de 20x20m^2 et la précision de la mesure descend souvent sous le centimètre. Lorsque le déplacement devient trop important, les données InSAR souffrent d'une perte de cohérence qui affecte parfois les déformations mesurées a proximité de la faille. De nombreuses sources de bruit peuvent également contaminer les données InSAR. Parmi les plus fréquentes, on trouve l'effet de l'atmosphère à la fois dans l'ionosphère (principalement pour les images acquises

en bande L, i.e. une longueur d'onde > 15 cm) et/ou dans la troposphère, notamment du fait de la teneur en vapeur d'eau retardant la propagation de l'onde radar et entraînant un déphasage dans l'interférogramme (Doin et al., 2009; Hanssen, 2001). L'amplitude de ces erreurs peut être très importante et même parfois dépasser le signal tectonique. Alors que l'effet ionosphérique est plus difficile à estimer, plusieurs techniques ont été développées pour évaluer le signal d'origine troposphérique et corriger les interférogrammes de ces effets (e.g., Jolivet et al., 2011; Liang and Fielding, 2017). Une autre source de bruit provient de la mauvaise connaissance de la trajectoire du satellite, induisant un signal grande longueur d'onde dans l'image. Une correction orbitale peut alors être estimée pour en limiter l'impact sur les modèles de glissement (e.g., Cavalié et al., 2007).

Alors que l'une de ses premières applications en géophysique fut réalisée par Massonnet et al. (1993) pour l'étude du séisme de Landers en Californie en 1992, les données interférométriques sont aujourd'hui communément utilisées dans la caractérisation de phénomènes tectoniques. Aujourd'hui, la constellation de satellites Sentinel mis en orbite par l'ESA ont un temps de passage récurrent de 6 jours et une orbite stable d'un passage à l'autre, ouvrant de nombreuses perspectives pour la surveillance des mouvements telluriques stationnaires ou transitoires. Les données InSAR sont notamment très utiles dans les régions du globe où il n'existe pas ou peu de réseaux d'observations en surface comme par exemple en Iran (Fialko et al., 2005), au Tibet (Lasserre et al., 2005) ou au Botswana (Kolawole et al., 2017).

1.2.4 Les données de corrélation d'images

La corrélation d'images prises avant et après un séisme permet d'imager le champ de déplacement horizontal de la surface. Ces images peuvent correspondre à des photographies aériennes (e.g., Ayoub et al., 2009), des images satellites optiques (e.g., Avouac et al., 2014; Vallage et al., 2015) ou des images d'amplitude radar (e.g., Michel et al., 1999; Simons et al., 2002). Alors que la précision sur le déplacement horizontal dépend de la taille du pixel au sol, l'utilisation de méthodes subpixellaires permet d'obtenir une précision sur la mesure inférieure au mètre pour les images "classiques". La nouvelle génération d'images satellitaires hautes résolutions, type Quickbird ou Pléiades, offre donc de nouvelles perspectives. Dans le cas de photos aériennes ou d'images optiques, la présence de nuages est un paramètre limitant. Bien que peu sensible aux perturbations atmosphériques, les principales difficultés à l'application de cette méthode sont

liées à la co-registration des images entre elles et les nuisances orbitales pouvant affecter l'une ou les deux images. La corrélation d'images est une méthode tout à fait complémentaire à l'InSAR, puisque, d'une part, elle offre la composante horizontale du mouvement en plus du mouvement LOS, et, d'autre part, les déplacements forts induisant une perte de cohérence interférométrique peuvent être estimés grâce aux données optiques. Ainsi, les déplacements horizontaux à la proximité immédiate des ruptures de surface peuvent être mesurés, alors que le déroulement de la phase interférométrique y est souvent impossible. Un exemple est présenté en Figure 1.3c.

1.2.5 Les données tsunami

Les tsunamis sont des ondes de gravité océanique générées par des mouvements brusques du plancher océanique, et qui sont mesurées en estimant la hauteur de la surface de l'océan. Ils peuvent avoir pour origine une éruption volcanique, un glissement de terrain, ou un séisme. La majorité des tsunamis induits par un mouvement sismique ont pour origine un séisme relativement important ($M>\sim7$) et peu profond dans une zone de subduction. La vague de tsunami est souvent imperceptible en haute mer à cause de sa très longue longueur d'onde et de sa faible amplitude, mais elle devient destructrice en s'approchant des côtes. Deux tsunamis ont ainsi marqué le grand public ces 15 dernières années. Le tsunami généré par le séisme de Sumatra-Andaman en 2004 s'est propagé dans tout l'Océan Indien, coutant la vie à près de 200000 personnes. Plus récemment, le séisme de Tohoku-Oki au Japon en 2011 a généré un tsunami qui a tué 15000 personnes. D'autres tsunamis, moins destructeurs, se sont produits depuis comme après le séisme d'Iquique au Chili en 2014 (Duputel et al., 2015) ou les séismes de Pedernales (Équateur, voir chapite 3) et de Kaikoura (Nouvelle-Zélande, Bai et al., 2017) en 2016. Les données tsunami sont un atout capital pour la compréhension de la source des séismes sous-marins car elles apportent de l'information en mer, là où peu voire aucune autre observation n'est disponible. Ces enregistrements peuvent prendre plusieurs formes. Depuis 2000, un réseau de bouées DART (*Deep-ocean Assessment and Reporting of Tsunamis*) est déployé par l'agence américaine NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*) dans les océans, à proximité des zones de subductions. Ces bouées transmettent en temps réel les enregistrements de la hauteur de la colonne d'eau située au-dessus d'un capteur de pression posé sur le plancher océanique. Ce sont des observations situées en pleine mer, à plusieurs centaines de kilomètres du littoral. Les vagues de tsunamis peuvent également être enregistrées au niveau des côtes grâce à des

marégraphes. D'autres outils peuvent éventuellement enregistrer les tsunamis. En 2004 par exemple, le satellite d'altimétrie Jason a survolé les vagues se propageant dans l'Océan Indien à la suite du séisme de Sumatra-Andaman (Lay et al., 2005).

1.2.6 Les données sismologiques

A l'inverse des observations précédentes qui vont mesurer des variations "géométriques" du sol, les données enregistrées par les sismomètres sont sensibles aux mouvements du sol. Les sismomètres utilisent l'inertie d'une masse pour capturer le mouvement du sol en fonction du temps au passage des ondes sismiques générées par le séisme. Ces instruments sont ainsi sensibles à la cinématique de la rupture, c'est à dire à l'histoire temporelle de la rupture. Cette thèse utilise deux classes d'instruments sismologiques : les sismomètres large bande et les accéléromètres.

Les sismomètres large bande enregistrent le mouvement du sol dans une grande bande de fréquences. Pour un signal d'entrée sinusoidal en vitesse $v(t) = 1\,[\mathrm{m/s}]\exp^{-i\omega t}$ de fréquence angulaire ω, la réponse du sismomètre s'écrit $\xi(t) = X(\omega)\exp^{-i\omega t}$ [digit]. $X(\omega)$ est appelé la fonction de transfert en vitesse du sismomètre. On s'intéresse souvent à ces équations dans le domaine spectral, où l'on écrit $\Xi(\omega) = X(\omega)V(\omega)$ avec $\Xi(\omega)$ la réponse en vitesse de l'instrument. L'amplitude de la réponse en vitesse d'un sismomètre large-bande idéal (valeur absolue de $X(\omega)$, notée $|X(\omega)|$) s'écrit

$$|X(\omega)| = \frac{C\omega^2}{\sqrt{\left(\omega^2 - \omega_0^2\right)^2 + 4h^2\omega_0^2\omega^2}} \tag{1.2}$$

avec ω_0 la fréquence propre de l'instrument et h la constante d'amortissement (avoisinant 0.7). Un exemple de réponse en vitesse d'un sismomètre large-bande est montré en Figure 1.4a. Pour $\omega \gg \omega_0$, la réponse instrumentale en vitesse est plate. C'est à dire que la sortie du sismomètre est proportionnelle à la vitesse du sol. Pour des fréquences très inférieures à ω_0, l'amplitude de la réponse instrumentale est proportionnelle à ω^2. Ceci montre l'incapacité d'un sismomètre à capturer les très-très longues périodes, et a fortiori les déplacements permanents. La fréquence propre varie d'un instrument à l'autre, mais pour un large-bande elle se situe en général en dessous de 0.01 Hz. En pratique, les sismomètres large-bande présentent souvent une réponse plus complexe mais ils sont conçus pour approcher au mieux une réponse telle que décrite en équation 1.2. Pour utiliser les données d'un sismomètre large-bande, il est donc nécessaire de corriger le signal de la réponse instrumentale. Les Figures 1.4c et d) montrent l'exemple d'un

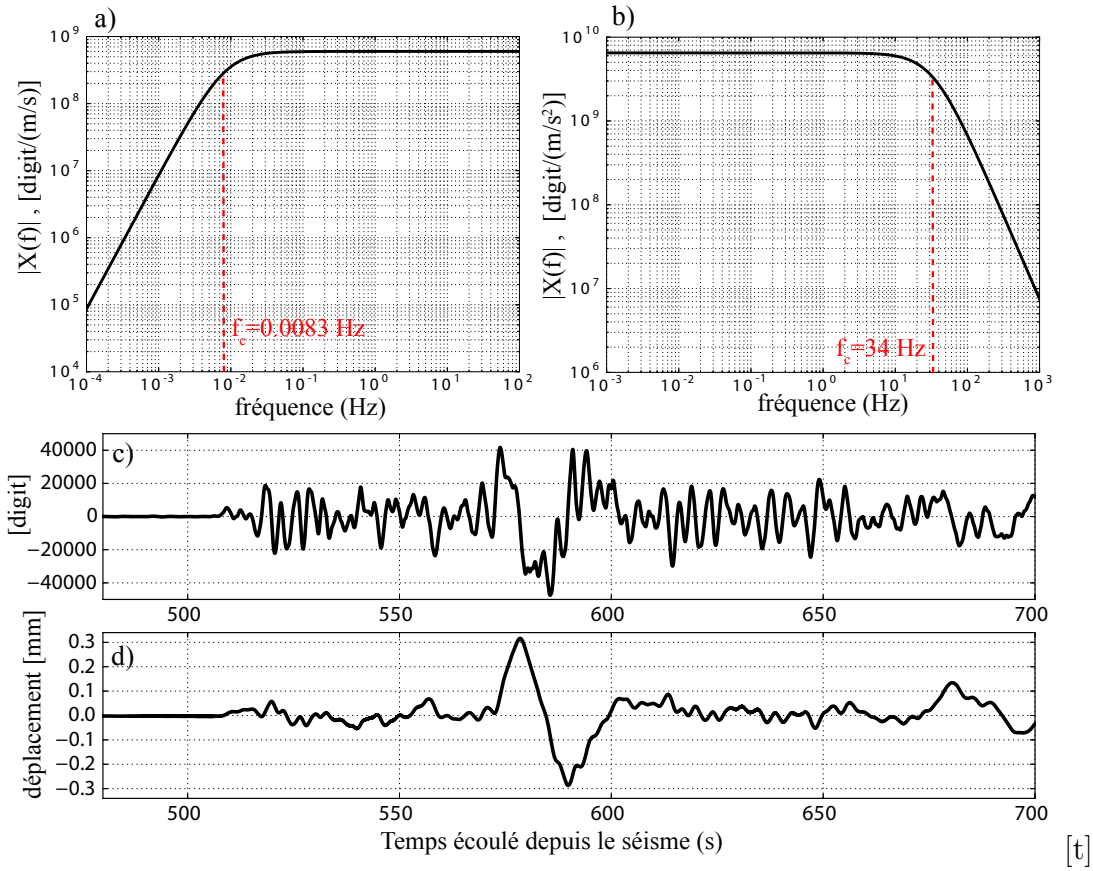

FIGURE 1.4 **Exemples de données sismologiques. a)** Amplitude de la fonction de transfert en vitesse du sismomètre large bande G.CCD.10 (Concordia, Antarctique) de fréquence coin $f_c = 2\pi\omega_0$ de 0.833 Hz. **b)** Amplitude de la réponse en accélération de l'accéléromètre IG.ISPT (Équateur) soumis à une entrée en accélération avec une fréquence coin de 34 Hz. **c)** Enregistrement télésismique brute du séisme de Kaikoura de magnitude 7.8 survenu en Nouvelle-Zélande le 13 novembre 2016 enregistré par le sismomètre large bande CCD situé à Concordia, en Antarctique. La station se trouve à une distance épicentrale de 39.1°, soit une distance au sol de plus de 4300 km. **d)** Le même signal corrigé de la réponse instrumentale et intégré une fois dans la bande passante 0.001 Hz - 20 Hz pour obtenir le déplacement du sol en fonction du temps.

signal brut et du même signal corrigé de la réponse instrumentale puis intégré pour obtenir le déplacement du sol en fonction du temps. A cause des limitations à longue période mentionnées plus haut, ce "déplacement" n'est représentatif du vrai mouvement du sol que dans une certaine bande passante. Les sismomètres enregistrent des signaux provenant d'une grande variété de sources, et il est bien connu que le bruit des uns est le signal des autres. Pour l'étude des séismes, le bruit est particulièrement important autour de 0.2 Hz à cause des effets des océans sur la croûte terrestre (bruit microsismique). Il est souvent nécessaire de filtrer le signal en fonction de la gamme de fréquence que l'on souhaite étudier.

Contrairement aux données géodésiques, les sismomètres large-bande permettent d'enregistrer les mouvements du sol à de très grandes distances de l'hypocentre du séisme (on parle alors de distance télésismique). En champ proche, les instruments sortent de leur plage de fonctionnement lorsque les déplacements sont trop importants et deviennent inutilisables. Les accéléromètres sont beaucoup moins sensibles aux fort mouvements du sol et sont donc particulièrement utiles lorsqu'ils sont installés à proximité de l'hypocentre d'un séisme. Contrairement aux sismomètres large-bande, les accéléromètres ont une réponse instrumentale proportionnelle à l'accélération du sol jusqu'à leur fréquence coin qui se situe habituellement aux alentours de 50 Hz. Un exemple de réponse spectrale d'un accéléromètre est montré en Figure 1.4. La première étape de traitement va généralement commencer par diviser l'amplitude spectrale du signal brut par une constante pour obtenir l'accélération du sol enregistrée par l'instrument. Pour obtenir le déplacement du sol en fonction du temps, il est donc nécessaire d'intégrer deux fois le signal. Cette étape est souvent la plus délicate, et nécessite de se limiter à une certaine bande-passante.

Depuis plusieurs années se développent des instruments GNSS qui fournissent un échantillonnage à haute-fréquence (aussi appelés HRGPS pour *High-Rate GPS*). Ces instruments donnent également le mouvement du sol en fonction du temps mais ne sont pas basés sur l'inertie d'une masse. Ils fonctionnent de la même manière qu'un GNSS classique en fournissant la position du sol, mais avec une fréquence d'échantillonnage d'au moins un coup par seconde. Pour l'étude des grands séismes, ils présentent l'avantage de ne pas saturer et de donner directement le déplacement du sol sans avoir besoin d'effectuer de corrections de réponse instrumentale. Ces instruments sont cependant peu sensibles aux faibles déplacements, et doivent donc se trouver en champ proche d'un séisme pour fournir un signal utilisable.

1.3 Le problème direct

1.3.1 Modélisation des données géodésiques

Les données géodésiques décrites dans les parties 1.2.2, 1.2.3, et 1.2.4 renseignent uniquement sur la distribution finale du glissement, c'est à dire sa composante statique. Le problème est linéaire, et l'équation 1.1 devient

$$\mathbf{d}_{\text{obs}} = \mathbf{G}\mathbf{m} \tag{1.3}$$

où $\mathbf{G}$ est indépendant de $\mathbf{m}$ qui ne contient que l'amplitude finale du glissement.

Il est possible de calculer le déplacement en un point de l'espace créé par une dislocation $\Delta u_j(\xi_1, \xi_2, \xi_3)$ sur une surface Σ dans un milieu homogène et isotrope grâce à la relation proposée par Steketee (1958) :

$$u_i(x_1, x_2, x_3) = \frac{1}{F} \iint_\Sigma \Delta u_j \left[\lambda \delta_{jk} \frac{\partial u_i^n}{\partial \xi_n} + \mu \left(\frac{\partial u_i^j}{\partial \xi_k} + \frac{\partial u_i^k}{\partial \xi_j} \right) \right] \nu_k \mathrm{d}\Sigma \tag{1.4}$$

Ici, u_i^j est la i-ème composante du déplacement au point de l'espace (x_1, x_2, x_3) causé par la j-ème direction du point force de magnitude F localisé en (ξ_1, ξ_2, ξ_3). δ_{jk} est le symbole de Kronecker, λ et μ sont les paramètres de Lamé. ν_k est la normale sortante à l'élément de surface $\mathrm{d}\Sigma$.

Toujours dans un milieu homogène, plusieurs auteurs ont déduit des solutions analytiques permettant de relier la déformation de surface à des dislocations sur des rectangles inclinés qui servent de base à la paramétrisation des failles (e.g., Mansinha and Smylie, 1971; Matsu'ura, 1977). Ces résultats furent compilés et implémentés numériquement par Okada (1985). Plus récemment, Zhu and Rivera (2002) ont développé un outil (EDKS) permettant d'incorporer un milieu stratifié 1-D, s'affranchissant ainsi de l'hypothèse souvent trop simpliste d'un milieu homogène. C'est cette approche plus réaliste qui est utilisée pour construire les diverses fonctions de Green statiques utilisées dans ce travail de thèse.

1.3.2 Modélisation des données sismologiques

De manière similaire au cas statique, il existe une expression analytique reliant une discontinuité de déplacement $\Delta u_j(\boldsymbol{\xi}, \tau)$ à travers une interface Σ au déplacement de surface $u_n(\mathbf{x}, t)$ dans un milieu homogène et isotrope. Cette relation peut s'écrire (Aki and Richards, 2002, équation 10.1) :

$$u_n(\mathbf{x},t) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathrm{d}\tau \int\int_{\Sigma} \Delta u_j\left(\boldsymbol{\xi},\tau\right) \times C_{jkpq} G_{np,q}\left(\mathbf{x},t;\boldsymbol{\xi},\tau\right) \nu_k(\boldsymbol{\xi}) \mathrm{d}\Sigma \tag{1.5}$$

où G_{np} est le tenseur de la fonction de Green reliant la n-ième composante du déplacement au point $(\mathbf{x},t)$ due à une force impulsive au point $(\boldsymbol{\xi},\tau)$ dans la p-ième direction. La notation $,q$ indique ici la dérivée dans la direction ξ_q. Dans cette équation, C_{jkpq} est le tenseur des constantes élastiques du milieu et $\boldsymbol{\nu}$ est le vecteur normal à la surface de dislocation Σ. Plusieurs méthodes numériques existent pour transposer l'équation 1.5 dans un milieu non-homogène. La méthode d'intégration par nombre d'onde proposée par Bouchon (1981) permet notamment de calculer le champ de déplacement complet dans un milieu 1-D stratifié. Dans ce travail de thèse j'ai utilisé l'implémentation de cette méthode par Herrmann (2013).

Tout comme le problème statique, la distribution spatiale du glissement est paramétrisée par des fonctions de base spatiale sur la faille. Dans le problème cinématique, il est également nécessaire de paramétriser la composante temporelle de la rupture. Pour cela, deux méthodes existent (Ide, 2007). La première, appelée méthode à fenêtre multiple (ou *multi-time-window*), est une approche linéaire très répandue pour les inversions de modèles de source sismique. Pour chaque fonction de base spatiale (c'est à dire pour chaque sous-faille), l'évolution temporelle du glissement est paramétrisée par une série de triangles se recoupant (cf. Figure 1.5a). Les inconnues du modèle sont alors les amplitudes de chaque triangle pour chaque fonction de base spatiale. Cette approche nécessite de fixer un temps origine des fonctions sources pour toutes les sous-failles, c'est-à-dire de fixer une vitesse de rupture maximale. La linéarité de cette approche rend la résolution numérique plus rapide et plus aisée, mais il faut s'assurer d'avoir suffisamment de fenêtres temporelles dans chaque patch pour correctement résoudre la fonction source. Le nombre de paramètres constituant le vecteur $\mathbf{m}$ dans l'équation 1.1 peut alors devenir bien trop grand, et le problème trop mal posé, pour être correctement résolu. En particulier, ce grand nombre de paramètres peut induire une complexité artificielle de la rupture qui n'est pas réellement contrainte par les données. Un problème avec un grand nombre de paramètres peut également devenir très difficile à résoudre via certaines méthodes, notamment les méthodes Bayésiennes décrites en partie 1.4.2. L'utilisation d'une vitesse de rupture constante sur la faille est également une simplification parfois peu réaliste.

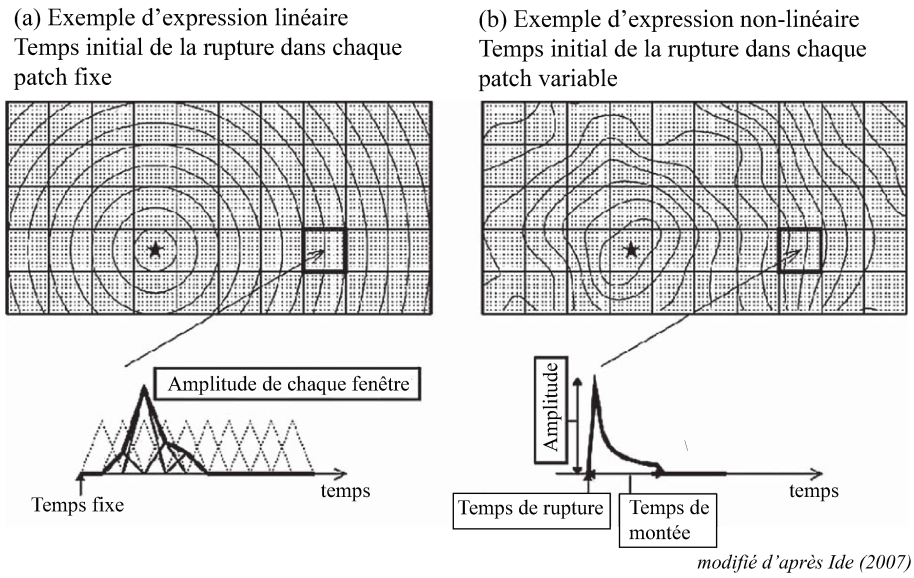

FIGURE 1.5 **Illustrations montrant la paramétrisation spatio-temporelle du glissement.** Le temps initial de la fonction temporelle de source est montrée par les lignes de contour dans chacun des plans de faille. **a)** Exemple classique d'analyse en multi-time-window. Les paramètres inconnus sont l'amplitude de chaque fenêtre temporelle (c'est-à-dire chaque triangle). **b)** Exemple d'expression non-linéaire, dans laquelle le temps initial et la durée de la rupture sont inconnus.

La seconde approche, appelée méthode à fenêtre unique (ou *single-time-window*), n'est pas linéaire mais présente l'avantage de ne pas imposer de vitesse de rupture et de diminuer significativement le nombre de paramètres du modèle. Dans ce cas, on suppose une fonction temporelle unique pour décrire l'évolution du glissement (ou de la vitesse de glissement) en fonction du temps au travers de la faille. Pour chaque fonction de base spatiale, les inconnues sont alors l'amplitude du glissement (dans une ou deux directions), le temps de rupture et le temps de montée (ou *Rise Time*). Comme présenté sur la Figure 1.5b, ces paramètres décrivent alors l'amplitude, la position en temps et la durée de la fonction temporelle utilisée dans chaque sous-faille. En pratique, on peut également inverser la vitesse de rupture dans chaque sous-faille plutôt que le temps de rupture. Ce dernier peut alors être obtenu par résolution de l'équation eikonale sur le plan de faille. Seuls quatre paramètres par sous-faille sont ainsi nécessaires pour décrire l'évolution spatio-temporelle du glissement. Bien que la vitesse de rupture puisse varier spatialement, cette paramétrisation peut être problématique dans le cas de ruptures extrêmement complexes pour lesquelles certaines régions de faille rompent plusieurs fois au cours du séisme (Lee et al., 2011). Ce type d'approche conduit donc à des modèles relativement simples qui permettent cependant souvent d'ajuster les données aussi bien que certains

modèles plus complexes en fenêtres multiples (Wei et al., 2012). Le choix de la fonction d'évolution temporelle du glissement est arbitraire. Dans ce travail de thèse nous utilisons une fonction triangle mais d'autres choix sont possibles. Les observations en champ très proche et les modèles de la dynamique de la rupture indiquent qu'une fonction impultionelle de type Yoffe (Yoffe, 1951) peut être une bonne alternative (Tinti et al., 2005).

1.3.3 Modélisation des données tsunami

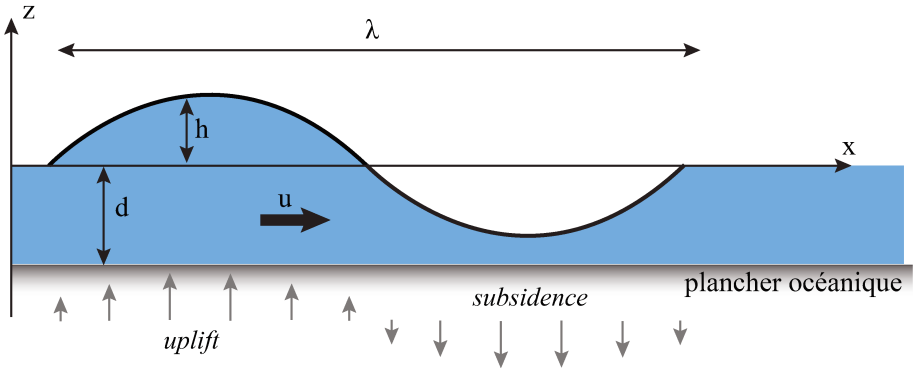

FIGURE 1.6 **Définition du système de coordonnées et des paramètres pour l'étude tsunami. V** est le vecteur vitesse et u et w ses composantes dans les directions x et z.

Lors d'un séisme sous-marin, le plancher océanique se déforme élastiquement. Il va principalement s'élever dans le cas d'un séisme de subduction (à l'origine des tsunamis les plus destructeurs), mais également subsider par endroit (suivant la localisation du séisme par rapport à la fosse). L'eau étant considérée comme un fluide incompressible, cet uplift engendre une élévation du niveau de l'eau au-dessus de son niveau équipotentiel. La vague est ainsi créée, et elle va se propager dans toutes les directions. L'enregistrement en fonction du temps d'une vague de tsunami passant en un point de l'océan peut donc être vue comme le résultat dans le domaine temporel de la déformation du fond marin. A partir d'un enregistrement de tsunami, il est possible d'en déduire la déformation du plancher océanique l'ayant générée (Jiang and Simons, 2016; Satake, 2007). Puis cette dernière peut être reliée au glissement statique sur la faille via les équations décrites en partie 1.3.1.

Un jeu d'équations permet de décrire la propagation de la vague de tsunami. Une fois la vague créée par la déformation du fond marin, la seule force s'appliquant est la gravité. On peut alors écrire la formulation Eulérienne de l'équation

de bilan de la quantité de mouvement :

$$\frac{\partial \mathbf{V}}{\partial t} + \mathbf{V} \cdot \nabla \mathbf{V} = -g - \frac{1}{\rho} \nabla p \tag{1.6}$$

où g est l'accélération gravitationnelle, p la pression de l'eau et ρ sa densité. Comme décrit en Figure 1.6, $\mathbf{V}$ est le vecteur vitesse et u et w ses composantes dans les directions x et z.

Lorsque la longueur d'onde λ est largement supérieure à la profondeur de l'eau h, l'accélération verticale de l'eau est négligeable comparée à la gravité. On a alors $\frac{\partial u}{\partial z} \approx \frac{\partial w}{\partial z} \approx 0$. Une vague répondant à cette condition est appelée une vague en « eau peu profonde ». Cette hypothèse est presque toujours valable lors de tsunami causé par des tremblements de terre, car λ est du même ordre de grandeur que la taille de la source sismique, soit plusieurs dizaines à centaines de kilomètres, alors que la profondeur de l'océan avoisine les 4 km. Si la hauteur de la vague est très petite devant la profondeur de l'océan (i.e. $h \ll d$, que l'on appelle hypothèse de la "petite vague"), la conservation du moment peut s'écrire :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -g \frac{\partial h}{\partial x} \tag{1.7}$$

et la conservation de la masse s'écrit :

$$\frac{\partial h}{\partial t} = -\frac{\partial}{\partial x}(du) \tag{1.8}$$

En dérivant une seconde fois l'équation 1.8 par rapport au temps, en supposant d constant et en utilisant l'équation 1.7, on en déduit l'équation de la vague (Satake, 2007)

$$\frac{\partial^2 h}{\partial t^2} = c^2 \frac{\partial^2 h}{\partial x^2}, \quad c = \sqrt{dg} \tag{1.9}$$

avec c la vitesse de phase.

L'hypothèse de la petite vague est justifiée en pleine mer, mais n'est plus valable sur les côtes. L'hypothèse d'une profondeur d'océan constante est aussi fausse lorsque l'on s'intéresse à la propagation sur de longues distances. Plusieurs outils numériques existent donc pour résoudre les équations de propagations pour une bathymétrie réaliste. L'un des plus populaires est sans doute COMCOT (pour *COrnell Multi-grid COupled Tsunami Model*) permettant de modéliser la création et la propagation d'un tsunami (Liu et al., 1998, 1995). COMCOT se base sur l'approximation de la petite vague, et est donc plus adapté à la modélisation de données DART en pleine mer qu'aux marégrammes qui se trouve

à proximité des côtes, où cette hypothèse n'est plus valable. Il a été utilisé à de nombreuses reprises pour inverser des modèles de source sismique (e.g., Duputel et al., 2015; Hill et al., 2012; Yue et al., 2014). C'est ce code qui est utilisé dans ce travail de thèse pour calculer les fonctions de Green reliant le glissement sur les failles et la hauteur de la vague en un point de l'océan. Des effets dispersifs liés à l'élasticité de la Terre et la variation de densité de l'eau ont été mis en évidence (Tsai et al., 2013; Watada, 2013) et ne sont pas pris en compte dans COMCOT. Ils génèrent des retards dans la propagation pouvant atteindre 1 à 2% du temps de trajet (Allgeyer and Cummins, 2014) que l'on peut corriger empiriquement. Les observations tsunami dépendent du temps, et sont donc sensibles à la cinématique de la rupture. Cependant, la durée des enregistrements (typiquement plusieurs dizaines de minutes) est souvent suffisament longue par rapport à la durée de la rupture (quelques dizaines de secondes) pour ingnorer cette dépendance temporelle dans la modélisation. On repasse alors dans le cas statique où $\mathbf{d} = \mathbf{Gm}$, comme pour les données géodésiques. La cinématique de la rupture peut néanmoins avoir des effets importants pour de très longues ruptures, comme par exemple le séisme de Sumatra-Andaman de 2004 qui a rompu ∼1600 km de faille en près de 10 minutes (Hossen et al., 2015; Sladen and Hébert, 2008).

1.3.4 Incertitudes sur le problème direct

Les sources d'incertitudes liées au problème direct sont nombreuses car il repose sur un certain nombre d'hypothèses. Ces incertitudes sont pratiquement toujours négligées lors des inversions des modèles de glissement. Pourtant, leurs amplitudes peuvent être aussi importantes que les incertitudes liées à des données imparfaites (Duputel et al., 2012a; Yagi and Fukahata, 2011). Elle peuvent provenir d'erreurs sur le modèle de Terre utilisé (Duputel et al., 2014; Hallo and Gallovič, 2016) d'une géométrie de faille trop simpliste (Ragon et al., 2018 ; soumis pour publication), ou d'approximations sur la physique de la rupture nécessaires pour le calcul des fonctions de Green.

Duputel et al. (2014) a proposé une méthode pour inclure ces incertitudes du problème direct dans les inversions de modèles de glissement en calculant la matrice de covariance associée. L'idée est de dériver chaque fonction de Green $\mathbf{G}$ selon un paramètre incertain Ω (par exemple, le module de cisaillement dans une couche du modèle de Terre utilisé pour le calcul des fonctions de Green). Dans le cas où Ω est un paramètre de Jeffrey (défini positif et aussi populaire que son inverse, Tarantola, 2005), il convient d'utiliser une dérivée logarithmique.

Le noyau de sensibilité au paramètre Ω est alors :

$$(\mathbf{K}_{\Omega}^{G})_{ijk} = \frac{\partial G_{ik}}{\partial \log \Omega_j} \tag{1.10}$$

Ces noyaux peuvent être pré-calculés avant chaque inversion. Au cours de l'inversion, ils sont ensuite projetés dans l'espace des données en calculant le noyau de sensibilité $\mathbf{K}_{\Omega}$ (ici dans un cas linéaire $\mathbf{d} = \mathbf{G}\mathbf{m}$) :

$$\mathbf{K}_{\Omega}(\mathbf{m}) = \mathbf{K}_{\Omega}^{G} \cdot \mathbf{m} \tag{1.11}$$

Il est ensuite possible de calculer une matrix de covariance $\mathbf{C}_p$ associée aux incertitudes sur le paramètre Ω pour le modèle $\mathbf{m}$

$$\mathbf{C}_p(\mathbf{m}) = \mathbf{K}_{\Omega}(\mathbf{m}) \cdot \mathbf{C}_{\Omega} \cdot \mathbf{K}_{\Omega}^{T}(\mathbf{m}) \tag{1.12}$$

avec $\mathbf{C}_{\Omega}$ la matrice décrivant les incertitudes sur Ω.

Dans ce travail de thèse, les incertitudes sont considérées pour les paramètres composant le modèle de Terre utilisé ($\Omega = \alpha, \beta, \rho$). Les incertitudes liées au modèle de Terre ont déjà été prises en compte à plusieurs reprises pour les inversions de modèle de glissement co-sismique (e.g., Duputel et al., 2014, 2015). La même procédure peut être utilisée pour calculer la matrice de covariance associée aux incertitudes sur d'autres paramètres, comme la géométrie de la faille (Ragon et al., 2018 ; soumis pour publication).

1.4 Le problème inverse

L'objectif du problème inverse est de retrouver le vecteur $\mathbf{m}$ expliquant les données et respectant nos hypothèses à priori. Les données étant imparfaites et notre connaissance du sous-sol limitée, la solution au problème inverse est généralement non-unique et plusieurs modèles peuvent ajuster les données de façon similaire. Même lorsque le problème est linéaire et que les incertitudes sont faibles, la matrice $\mathbf{G}$ dans l'équation 1.3 n'est souvent pas inversible (il existe alors une infinité de modèles qui expliquent les observations). Les inversions de glissement classiques se contentent alors de régulariser l'inversion afin de conditionner le problème et de trouver un modèle optimum $\mathbf{m}_b$ qui minimise l'écart entre les données $\mathbf{d}_{\text{obs}}$ et les prédictions du modèle $\mathbf{d}_{\mathbf{pred}} = \mathbf{G}(\mathbf{m}_b)$. Une des approches les plus populaires dans le cas linéaire est la méthode des moindres carrés avec une régularisation de Tikhonov (décrite dans la partie 1.4.1).

L'objectif des méthodes Bayésiennes décrites dans la partie 1.4.2 est différent. Cette approche va permettre de caractériser notre connaissance a posteriori sur l'ensemble des modèles plausibles qui expliquent les données en considérant les différentes incertitudes qui affectent le problème.

1.4.1 Approche par régularisation de Tikhonov

On considère ici le cas simple d'un problème linéaire $\mathbf{d} = \mathbf{Gm}$. Comme mentionné ci-dessus, l'approche classique pour résoudre ce type de problème est la méthode des moindres carrés qui consiste à minimiser la norme L_2 du résidu entre données et observations :

$$\begin{aligned} \mathbf{m}_b &= \arg\min(\|\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{Gm}\|_2^2) \\ &= (\mathbf{G}^T\mathbf{G})^{-1}\mathbf{G}^T\mathbf{d}_{\text{obs}} \end{aligned} \tag{1.13}$$

La matrice $\mathbf{G}^T\mathbf{G}$ étant souvent mal conditionnée (ou même non inversible), il existe généralement un grand nombre (voire une infinité) de solutions minimisant la norme $\|\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{Gm}\|_2^2$. Pour résoudre ce problème et ainsi privilégier une solution parmis les autres, on introduit alors une régularisation de Tikhonov (Aster et al., 2011) :

$$\begin{aligned} \mathbf{m}_b &= \arg\min(\|\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{Gm}\|_2^2 + \lambda^2 \|\mathbf{\Gamma m}\|_2^2) \\ &= (\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \lambda^2\mathbf{\Gamma}^T\mathbf{\Gamma})^{-1}\mathbf{G}^T\mathbf{d}_{\text{obs}} \end{aligned} \tag{1.14}$$

où $\mathbf{\Gamma}$ est la matrice de Tikhnov et λ est le paramètre d'amortissement. La matrice de Tikhnov peut prendre différentes formes suivant les caractéristiques du modèle que l'on souhaite favoriser. Un choix classique est $\mathbf{\Gamma} = \mathbf{I}$ qui privilégiera les modèles avec une norme L_2 faible (on parle alors de régularisation de Tikhonov d'ordre 0 ; Aster et al., 2011). Dans le contexte de l'inversion du glissement, cette régularisation peut cependant biaiser les modèles vers des magnitudes de moment faibles (en réduisant l'amplitude du glissement sur la faille). Un autre choix répandu est donc l'opérateur Laplacien $\mathbf{\Gamma} = \nabla^2$ qui consiste à minimiser la "rugosité" du modèle afin d'obtenir une distribution de glissement relativement lisse sur la faille (Ortega, 2013; Segall and Harris, 1987). Dans le cas d'une faille finie discrétisée, l'opérateur laplacien doit être remplacé par un substitut en différence-finie (e.g., Desbrun et al., 1999).

La solution dans l'équation 1.14 est donc un compromis entre l'ajustement des données $\|\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{Gm}\|_2^2$ et le lissage du modèle $\|\mathbf{\Gamma m}\|_2^2$ dont le poid relatif est contrôlé par le paramètre d'amortissement (λ). Le choix de λ a donc un

impact direct sur la solution : un λ^2 élevé aboutira à un modèle très lisse alors qu'un λ^2 plus faible renforcera l'ajustement des données. L'approche la plus standard consiste à calculer la courbe en L (qui donne $\|\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{Gm}\|_2^2$ en fonction de $\|\mathbf{\Gamma m}\|_2^2$) et à choisir la valeur de λ au coin de la courbe (offrant un compromis acceptable). Ce choix reste cependant très arbitraire et a un impact important sur le modèle obtenu (e.g., Causse et al., 2010), comme on le verra pour le séisme de Landers en 1992 dans le chapitre 2. Les équations ci-dessus décrivent un exemple simple dans le cas linéaire. De façon plus réaliste, il convient d'introduire une pondération entre les différents jeux de données dans le calcul de la norme $\|\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{Gm}\|_2^2$ (Mahalanobis, 1936). L'intégration de contraintes de positivité pour limiter les oscillations du modèle peut également être introduite : le problème peut alors être résolu en utilisant une méthode d'optimisation comme les moindres carrés non-négatifs ou les gradients conjugués (Ide, 2007; Lawson and Hanson, 1995).

1.4.2 Approche Bayésienne

Un modèle obtenu grâce à une approche de régularisation optimisée n'est qu'une solution parmi d'autres (ce qui limite grandement la confiance que l'on peut y apporter). Ces méthodes font également appel à des régularisations sans réelles justifications physiques et ne sont généralement pas associées à des estimations fiables d'incertitude sur les paramètres physiques. L'approche Bayésienne permet de répondre différemment à la non-unicité de la solution. Il s'agit de caractériser l'ensemble des modèles pouvant expliquer les données au regard des différentes sources d'incertitudes, et de présenter cette population comme la solution à part entière. L'analyse du résultat se fait alors de manière stochastique, permettant ainsi de répondre à des questions comme par exemple "Quelle est la probabilité d'avoir plus de X mètres de glissement dans mon modèle ?" ou "Quelle est la probabilité que le glissement à la surface dépasse celui en profondeur ?" Cette approche probabiliste existe depuis longtemps, mais son utilisation en géophysique est restée plutôt anecdotique jusqu'à récemment (e.g., Sambridge and Mosegaard, 2002; Tarantola, 2005). L'une des raisons est l'importante capacité de calcul nécessaire lorsque le problème est abordé via des méthodes d'échantillonage de type Monte Carlo.

Cette approche repose sur le théorème de Bayes qui fut d'abord publiée par (Bayes and Price, 1763) puis redécouverte dans un cadre plus général par Laplace (Laplace, 1820). Dans le problème de l'inversion de glissement, on peut caractériser la densité de probabilité (*PDF : Probability Density Function*) du

modèle $\mathbf{m}$ étant donné nos observations $\mathbf{d}_{\text{obs}}$:

$$p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}}) = \frac{p(\mathbf{d}_{\text{obs}}|\mathbf{m})p(\mathbf{m})}{p(\mathbf{d}_{\text{obs}})} \tag{1.15}$$

Dans cette équation, $p(\mathbf{m})$ est l'information *a priori* sur le modèle qui permet de représenter nos hypothèses sur $\mathbf{m}$. Le terme $p(\mathbf{d}_{\text{obs}}|\mathbf{m})$ est évalué pour le jeu de données observées $\mathbf{d}_{\text{obs}}$ et peut être vu comme une fonction du modèle $\mathbf{m}$. On parle alors de fonction de vraisemblance représentant la plausibilité de nos observations pour différents modèles. Il est important de noter qu'il ne s'agit pas d'une distribution de probabilité sur $\mathbf{m}$ et que son intégrale en fonction de $\mathbf{m}$ n'est pas (nécessairement) unitaire (Bishop, 2007). Le dénominateur dans cette équation est une constante de normalisation que l'on peut définir comme :

$$p(\mathbf{d}_{\text{obs}}) = \int p(\mathbf{d}_{\text{obs}}|\mathbf{m})p(\mathbf{m})d\mathbf{m} \tag{1.16}$$

Dans un cadre Bayésien, la solution du problème est donc la distribution de probabilité $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}})$ qui est souvent appelé distribution *a posteriori*.

Dans le cas linéaire Gaussien, on peut écrire :

$$\begin{aligned} p(\mathbf{d}_{\text{obs}}|\mathbf{m}) &= \mathcal{N}(\mathbf{d}_{\text{obs}}|\mathbf{G}\mathbf{m}, \mathbf{C}_\chi) \\ p(\mathbf{m}) &= \mathcal{N}(\mathbf{m}|\mathbf{m}_{\text{prior}}, \mathbf{C}_m) \end{aligned} \tag{1.17}$$

où $\mathcal{N}(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \mathbf{C}_\mathbf{x})$ est une distribution Gaussienne de moyenne $\boldsymbol{\mu}$ et de covariance $\mathbf{C}_\mathbf{x}$ dans un espace de dimension D :

$$\mathcal{N}(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \mathbf{C}_\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2}} \frac{1}{|\mathbf{C}_\mathbf{x}|^{1/2}} \exp\Big[-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^T \mathbf{C}_\mathbf{x}{}^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})\Big] \tag{1.18}$$

Dans l'équation 1.17, $\mathbf{C}_\chi$ est la matrice de covariance représentant l'incertitude sur les données et les prédictions (i.e., sur la théorie). L'information *a priori* $p(\mathbf{m})$ est une Gaussienne centrée sur le modèle $\mathbf{m}_{\text{prior}}$ avec une covariance $\mathbf{C}_m$. Il existe alors une forme analytique pour la distribution de probabilité a posteriori $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}})$, qui prend la forme d'une Gaussienne (Tarantola, 2005) :

$$p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}}) = \mathcal{N}(\widetilde{\mathbf{m}}, \widetilde{\mathbf{C}}_m) \tag{1.19}$$

Dans l'équation ci-dessus, $\widetilde{\mathbf{m}}$ est le modèle moyen *a posteriori* qui est également le maximum *a posteriori* (le modèle qui maximise $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}})$). Le terme $\widetilde{\mathbf{C}}_m$ est la covariance *a posteriori* qui caractérise l'incertitude sur les paramètres du modèle.

Ces deux termes s'écrivent :

$$\begin{aligned}\widetilde{\mathbf{m}} &= \mathbf{m_{prior}} + (\mathbf{G}^T\mathbf{C}_\chi^{-1}\mathbf{G} + \mathbf{C_m}^{-1})^{-1}\mathbf{G}^T\mathbf{C}_\chi^{-1}(\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{G}\mathbf{m}_{\text{prior}}) \\ \widetilde{\mathbf{C}}_m &= (\mathbf{G}^T\mathbf{C}_\chi^{-1}\mathbf{G} + \mathbf{C_m}^{-1})^{-1}\end{aligned} \tag{1.20}$$

Le cas linéaire Gaussien est très utile car il offre une solution analytique à la formulation Bayésienne du problème inverse. Dans cette équation, Le terme $\mathbf{C_m}^{-1}$ dans l'équation 1.20 agit comme un terme de régularisation. En prennant $\mathbf{C}_\chi = \sigma_d^2\,\mathbf{I}$, $\mathbf{C_m} = \sigma_m^2\,(\mathbf{\Gamma}^T\mathbf{\Gamma})^{-1}$ et $\lambda = \sigma_d/\sigma_m$, on obtient la solution moindre carrés régularisés de l'équation 1.14.

Dans le cas de l'inversion du glissement, cette forme analytique est problématique car elle n'offre pas la possibilité d'imposer des contraintes de positivité. Or, une des informations dont nous disposons *a priori* est la positivité du glissement dans une direction donnée (à partir des observations longue période ou du glissement attendu à partir du mouvement relatif des plaques tectoniques). Certains de nos paramètres sont donc associés à une information *a priori* $p(\mathbf{m})$ non Gaussienne (typiquement une distribution uniforme définie positive), ne permettant pas d'utiliser les équations 1.19 et 1.20. Par ailleurs, il n'existe pas de forme analytique pour $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}})$ dans le cas d'un problème non-linéaire comme lorsque nous inversons la vitesse de rupture et le temps de montée en incorporant des données cinématiques (cf., chapitre 3). Pour résoudre le problème dans le cas général (non-linéaire et/ou non-gaussien), nous utiliserons donc une approche d'échantillonnage de type Monte Carlo par Chaine de Markov.

L'échantillonnage Bayésien consiste à générer une population de modèles qui seront distribués statistiquement selon $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}})$. La solution est alors composée d'un ensemble de modèles distribués avec une densité d'autant plus forte qu'ils expliquent les observations et qu'ils sont plausibles au regard de l'information *a priori* $p(\mathbf{m})$. Comme on le verra ci-après, cette distribution sera obtenue en générant un grand nombre d'échantillons de modèles pour lesquels nous évalueront leur probabilité a posteriori. Malgré un coût important en terme de calcul, cette approche est intéressante pour des problèmes mal posés car elle ne nécessite pas d'évaluer l'inverse de $\mathbf{G}$ (ou de $\mathbf{G}^T\mathbf{G}$). Contrairement à l'équation 1.14, il n'est donc pas nécessaire de régulariser l'inversion de $\mathbf{G}$ en lissant le modèle. L'information contenue dans $p(\mathbf{m})$ doit comprendre les contraintes physiques s'appliquant au modèle. Prenons l'exemple d'un séisme pour lequel on souhaite trouver la distribution du glissement le long de la faille (dans la direction horizontale, *along-strike*). Si les analyses du tenseur moment sismique à longue période révèlent qu'il s'agit un séisme en décrochement de magnitude 7, on peut

choisir une distribution *a priori* du type $p(\mathbf{m}) = \mathcal{U}(-1m, 15m)$, c'est à dire une distribution uniforme entre 0 et 15 mètres de glissement. On ne s'attend pas à avoir plus de 15 m de glissement pour une telle magnitude, et on interdit à la faille de glisser significativement dans l'autre sens. Toutes les valeurs de glissement entre -1 m et 15 m sont quant à elles *a priori* équiprobables. Ce choix d'*a priori* peu informatif permet de réduire l'espace des modèles à explorer tout en laissant les données guider la solution, ce qui fait l'une des forces de l'échantillonnage Bayésien.

1.4.3 L'algorithme de Metropolis–Hastings

Dans le cas général, il existe plusieurs manières d'estimer la densité de probabilité *a posteriori*. Une méthode de Monte Carlo simple consiste à tirer des échantillons aléatoirement dans l'espace des modèles et à calculer $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}})$ pour chacun d'entre eux. Bien qu'applicable pour des problèmes où l'espace des modèles est extrêmement restreint, cette méthode atteint très vite ses limites à mesure qu'on augmente le nombre de paramètres. Des méthodes de Monte Carlo par chaines de Markov (*Markov Chain Monte Carlo* , ou *MCMC*) permettent de guider la génération de modèles afin de faciliter la détermination de $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}})$. Ces algorithmes permettent de générer plus d'échantillons là où la densité de probabilité *a posteriori* est plus élevée afin que l'ensemble des modèles soit distribuée suivant $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}})$. Une chaine de Markov se compose d'une succession d'échantillons (c'est à dire de modèles). Chaque nouveau maillon est obtenu par perturbation pseudo-aléatoire du précédent maillon, puis est conservé ou rejeté selon certains critères.

Algorithm 1 Metropolis

1: **for** i in $1, 2, ..., N$ **do**
2: On génère un échantillon $\mathbf{z}$ dans la distribution de proposition q
3: On calcule $\mathbf{m}' = \mathbf{m}_i + \mathbf{z}$
4: On génère un nombre a dans $U(0, 1)$, la distribution uniforme entre 0 et 1
5: On calcule $\alpha(\mathbf{m}_i, \mathbf{m}') = \min\left\{\frac{p(\mathbf{d}_{\text{obs}}|\mathbf{m}')p(\mathbf{m}')}{p(\mathbf{d}_{\text{obs}}|\mathbf{m}_i)p(\mathbf{m}_i)}, 1\right\}$
6: Si $a \leq \alpha$, alors $\mathbf{m}_{i+1} = \mathbf{m}'$. Sinon, $\mathbf{m}_{i+1} = \mathbf{m}_i$
7: **end for**

Le plus célèbre et le plus utilisé des algorithmes MCMC est sans doute celui de Metropolis–Hastings (Metropolis et al., 1953) qui est détaillé dans l'algorithme 1 (cf., Algorithm 1). Une perturbation est tirée aléatoirement dans une densité de probabilité q (appelée distribution de proposition) puis additionnée au dernier échantillon $\mathbf{m}_i$ de la chaine de Markov pour créer un nouveau modèle $\mathbf{m}'$. La

distribution de proposition q est souvent choisie comme étant une distribution Gaussienne centrée en 0. La probabilité du modèle $\mathbf{m}'$ est ensuite calculée et comparée avec celle du modèle $\mathbf{m}_i$. Si $p(\mathbf{m}'|\mathbf{d}_{\text{obs}}) \geq p(\mathbf{m}_i|\mathbf{d}_{\text{obs}})$ alors le nouveau maillon de la chaine $\mathbf{m}_{i+1} = \mathbf{m}'$. Sinon le modèle $\mathbf{m}'$ est conservé lorsque le rapport entre les probabilité *a posteriori* de $\mathbf{m}'$ et $\mathbf{m}_i$ est supérieur à un nombre tiré aléatoirement entre 0 et 1. Cette méthode permet à la chaine de Markov de se déplacer vers des zones où la probabilité *a posteriori* est plus élevée, tout en gardant des échantillons dans des zones de probabilité plus faible. Si la chaîne est assez longue, les modèles la composant seront distribués selon $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}})$. L'exemple de l'échantillonnage d'une densité de probabilité gaussienne unimodale est montrée en Figure 1.7a.

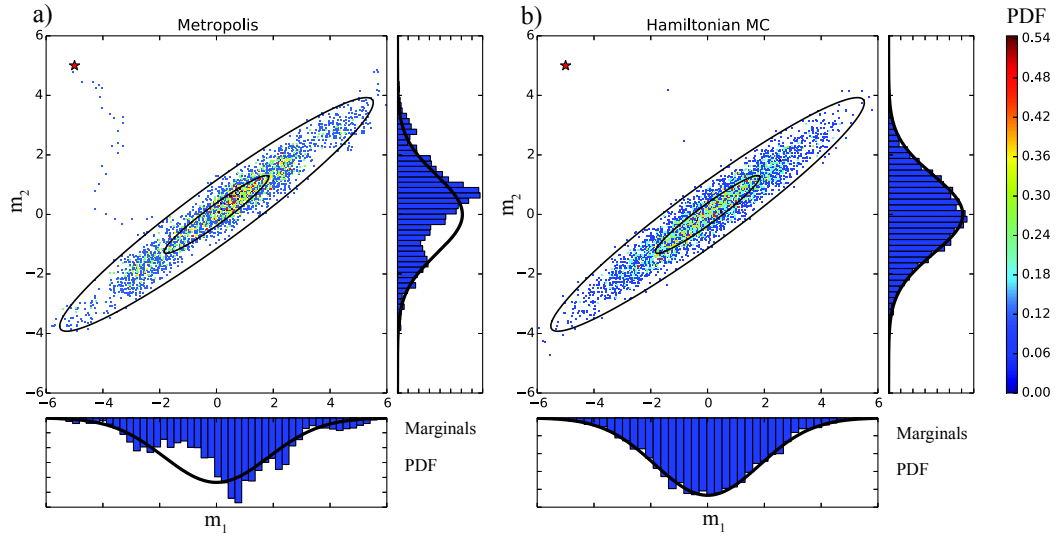

FIGURE 1.7 **Échantillonnage d'une Gaussienne en 2D.** Comparaison de la performance des algorithmes de Metropolis–Hastings (**a**) et Hamiltonian Monte Carlo (**b**). La chaine obtenue avec HMC contient 5000 échantillons pour 35000 évaluations du problème direct. La chaine Metropolis est obtenue à partir d'une plus longue chaine de 35000 échantillons et sous-échantillonnée à 5000. Cette approche permet de comparer deux solutions ayant le même nombre d'évaluation du problème direct (35000) et le même nombre d'échantillons (5000) dans la PDF finale. Le modèle de départ est marqué par une croix rouge. Les points sont les échantillons, colorés selon leur valeur de PDF. Les ellipses noires sont les contours à 1σ et 3σ. Les histogrammes bleus sont les PDFs marginales pour les paramètres m_1 et m_2. Les lignes noires sont les PDFs marginales cibles.

Bien que très facile à implémenter et performant pour des problèmes simples, l'algorithme de Metropolis–Hastings présente plusieurs limites. Le nombre d'évaluation du problème direct (équation 1.1) nécessaire pour obtenir $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}})$ peut être très important. D'autre part, il est nécessaire de définir la densité de

probabilité de proposition (q) qui permet d'échantillonner correctement l'espace des modèles. Si l'écart type de q est trop grand par rapport à la dispersion de $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}})$, on risque de rejeter beaucoup d'échantillon en tombant dans des régions de faible probabilité. Si elle est trop petite, l'exploration de l'espace se fera à pas de fourmis, résultant en une forte corrélation entre échantillons de modèles successifs. La densité de probabilité à échantillonner peut avoir des écarts types très différents d'une direction à l'autre, comme le cas 2-D présenté en Figure 1.7. De façon générale, pour un échantillonnage efficace, l'écart type de q doit correspondre au plus petit écart type de la densité de probabilité à échantillonner (Bishop, 2007). Ceci implique (1) que nous avons déjà une certaine connaissance de la solution et (2) que la direction où l'écart type est le plus grand sera moins bien explorée.

Pour palier à ce problème, l'approche de Monte Carlo Hamiltonienne (ou Hybride) consiste à échantillonner l'espace des modèles sans utiliser de marche aléatoire comme Metropolis (e.g., Bishop, 2007; Neal et al., 2011). Cela permet d'explorer efficacement l'espace des modèles en gardant un taux de rejet raisonnablement bas. Une analogie en 2D pour décrire la génération d'un nouveau modèle dans la chaine consiste à visualiser l'espace des modèles comme une surface où la topographie est donnée par la densité de probabilité recherchée, les régions plus probables étant les « vallées ». Le modèle actuel $\mathbf{m}_i$ peut être vu comme un palet de hockey immobile à un point de l'espace. Pour générer un nouveau modèle, on va frapper le palet dans une direction aléatoire. Sa trajectoire sera guidée par la topographie de l'espace (c'est à dire le gradient de la PDF) de façon analogue aux équations classiques de dynamique Hamiltonienne. Le palet est arrêté après un certain temps, et sa position marque un nouveau modèle $\mathbf{m}'$. Cette méthode est plus couteuse en temps de calcul car elle nécessite le calcul du gradient à chaque point $\mathbf{m}'$, mais à nombre d'évaluations du problème direct identique, les performances d'échantillonnages surpassent celles de Metropolis (cf., Figure 1.7 et MacKay (2003)). Pour plus de détails sur le fonctionnement de l'algorithme de Monte Carlo Hamiltonien, on peut se référer à Bishop (2007).

A mesure que le nombre de dimensions augmente, le volume de l'espace à échantillonner augmente exponentiellement. Ce phénomène est connu sous le nom de « Curse of dimensionality » (Bellman, 1961). Échantillonner une PDF dans un espace dépassant la dizaine de dimensions avec une seule chaine de Markov devient alors une tâche herculéenne car le nombre d'évaluations du problème direct est trop grand. Si la parallélisation est possible, une solution consiste à faire évoluer un grand nombre de chaines de Markov indépendante en parallèle, que

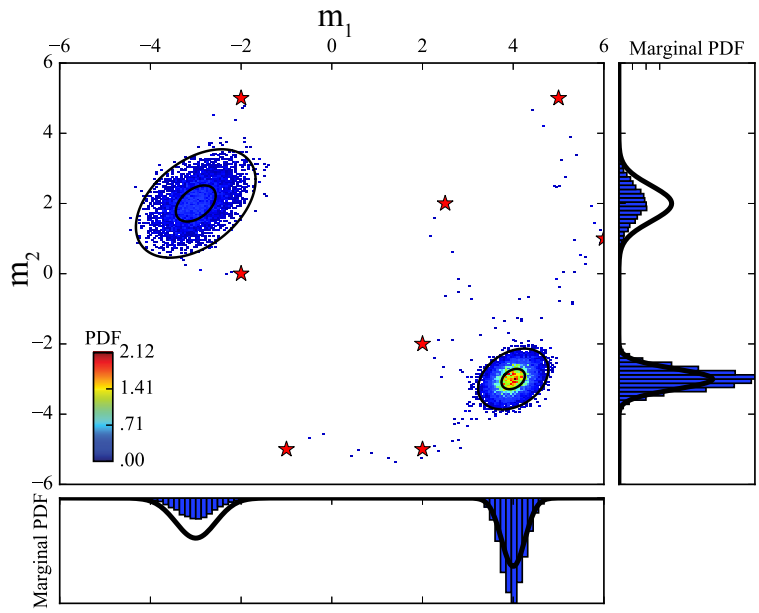

FIGURE 1.8 **Échantillonnage d'une distribution bimodale avec Metropolis** à l'aide de 8 chaines évoluant en parallèle, faisant chacune 5000 échantillons de long. Les modèles de départ des différentes chaines sont marqués par une étoile rouge. Les points correspondent aux échantillons, colorés selon leur valeur de PDF (i.e., suivant leur densité). Les ellipses noires sont les contours à 1σ et 3σ. Les histogrammes bleus sont les PDFs marginales pour les paramètres m_1 et m_2. Les lignes noires sont les PDFs marginales cibles. On remarque que la région centrée en (4,-3) est sur-échantillonnée alors que celle en (-3,2) est sous-échantillonnée.

l'on rassemblera une fois leurs longueurs finales atteintes. Cela présente également un avantage crucial lorsque la PDF à échantillonner est complexe et comporte plusieurs minimums. La figure 1.8 montre l'exemple d'une distribution bimodale échantillonnée à l'aide de 8 instances de Metropolis évoluant indépendamment les unes des autres. S'il n'y avait qu'une seule chaine, elle convergerait vers la région de haute probabilité la plus proche et franchirait très difficilement la région de faible probabilité la séparant du second mode (en pratique il faudrait une chaîne d'échantillons bien trop longue). La présence de plusieurs chaînes démarrant de manière aléatoire dans l'espace à échantillonner permet d'obtenir des modèles dans les différentes régions de forte probabilité. Cette solution a cependant une limite car l'on risque de sur- ou sous-échantillonner un des modes, comme c'est le cas dans la Figure 1.8. Nous observons ce comportement car les chaines sont piégées dans chacun des modes, et la mauvaise répartition initiale des chaines dans l'une de ces régions va engendrer un déséquilibre dans l'échantillonnage

a posteriori. Pour y palier, il est nécessaire d'ajouter un degré de complexité supplémentaire dans les algorithmes d'échantillonnages.

1.4.4 Les algorithmes de Parallel Tempering et AlTar

Certains algorithmes sont capables de répondre aux limitations soulevées en partie 1.4.3. C'est notamment le cas des échantillonneurs de type TMCMC (pour *Transitional Markov Chain Monte Carlo*, Ching and Chen, 2007). Un très grand nombre de chaines de Markov échantillonnent des PDFs intermédiaires, plus simples, avant de converger vers la PDF finale. Pour cela, TMCMC utilise le concept de refroidissement emprunté aux méthodes de recuit-simulé (Rothman, 1985). Les différentes PDFs intermédiaires sont définies telles que :

$$p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}}, \beta_i) \propto p(\mathbf{m})p(\mathbf{d}_{\text{obs}}|\mathbf{m})^{\beta_i} \tag{1.21}$$

avec

$$\begin{cases} i = 0, 1, ..., N & (1.22) \\ 0 = \beta_0 < \beta_1 < \beta_2 < \cdots < \beta_N = 1 & (1.23) \end{cases}$$

Pour $i = 0$ on a $\beta_0 = 0$, et l'on commence donc par échantillonner la distribution *a priori* $p(\mathbf{m})$. A mesure que β augmente, de plus en plus d'information est apportée par les observations jusqu'à que $\beta_N = 1$ et que l'on échantillonne la PDF finale. Entre chaque PDFs intermédiaire, les chaînes évoluent indépendamment avec un algorithme de Metropolis-Hastings. Après un certain nombre d'itérations, seul le dernier échantillon de chaque chaîne est gardé pour constituer $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}}, \beta_i)$. Cette distribution est ensuite ré-échantillonnée pour servir de point de départ aux nouvelles chaînes à la température β_{i+1} (cf. Algorithme 2). Cela permet de mieux distribuer les chaînes en cas de PDF difficile à échantillonner, comme l'exemple présenté en Figure 1.8. La distribution $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}}, \beta_i)$ va également servir à créer la distribution de proposition q décrite en partie 1.4.3 nécessaire pour faire évoluer les chaines à la température β_{i+1}. Dans l'algorithme de TMCMC, le choix des températures β_i est choisi automatiquement en fonction de la quantité d'information apporté par les données sur le problème. Plus les données sont informatives, plus l'écart $(\Delta\beta)_i = \beta_{i+1} - \beta_i$ sera faible, et plus N sera grand.

Sarah Minson a implémenté l'algorithme TMCMC dans un code nommé CATMIP (pour *Cascading Adaptive Transitional Metropolis in Parallel*) développé au sein du California Institute of Technology (Minson et al., 2013; Minson, 2010). Ce code comporte quelques améliorations par rapport au TMCMC classique, et

Algorithm 2 TMCMC avec N chaînes

1: On fixe $i = 0$, $\beta_0 = 0$, et on génère N échantillons $\{\mathbf{m}_{0,j} : j = 1, ..., N\}$ dans la PDF *a priori* $p(\mathbf{m}_0)$
2: On fixe $i = i + 1$. On calcule un nouveau β_i tel que $COV[w_{i-1}] = 1$, avec les poids $w_{i-1,j} = p(\mathbf{d}|\mathbf{m}_{i-1,j})^{\beta_i - \beta_{i-1}}$ et COV le rapport entre l'écart type et la moyenne des poids $\{w_{i-1,j} : j = 1, ..., N\}$.
3: On définit une nouvelle PDF de proposition gaussienne $q = \mathcal{N}(0, \mathbf{\Sigma_m})$ avec $\mathbf{\Sigma_m}$, la matrice de covariance estimée empiriquement à partir de l'ensemble des échantillons $\{\mathbf{m}_{i-1,j} : j = 1, ..., N\}$ pondérés par $\{w_{i-1,j} : j = 1, ..., N\}$.
4: On re-distribue les échantillons $\{\mathbf{m}_{i-1,j} : j = 1, ..., N\}$ en les tirant aléatoirement avec une probabilité $w_{i-1,j}$. Les échantillons $\{\mathbf{m'}_{i-1,j} : j = 1, ..., N\}$ obtenus constitueront les points de départ de N chaines de Metropolis-Hastings.
5: On utilise l'algorithme de Metropolis-Hastings avec la densité de probabilité de proposition q pour générer de nouveaux échantillons pour chaque chaîne. On ne conserve que le dernier échantillon de chaque chaine : $\{\mathbf{m}_{i,j} : j = 1, ..., N\}$.
6: On répète les étapes 2 à 5 jusqu'à que $\beta_i = 1$
7: La solution est composée des N échantillons au bout des N chaines à la température $\beta = 1$

notamment la possibilité d'échantillonner le cas non-linéaire de la distribution cinématique du glissement co-sismique en deux parties. Un premier échantillonnage de la partie statique du glissement (voir partie 1.3.1) sert de point départ pour la partie cinématique, où l'information apportée par les données sismologiques (partie 1.3.2) est incorporée petit à petit. Les chaines évoluant indépendamment entre chaque étape β, le problème est massivement parallèle et se prête donc particulièrement bien à l'architecture des processeurs graphiques (ou GPU pour *Graphic Processing Unit*). Ce travail de thèse utilise AlTar, une implémentation plus récente de CATMIP mais toujours développée au sein du California Institute of Technology, et qui bénéficie de la puissance des GPUs pour considérablement accélérer l'échantillonnage. AlTar est particulièrement bien adapté pour l'échantillonnage de problèmes complexes et de grandes dimensions grâce à l'utilisation du refroidissement et d'un très grand nombre de chaines parcourant l'espace des modèles. CATMIP et AlTar ont ainsi été utilisés pour obtenir les distributions de glissement de plusieurs séismes, comme celui de Tohoku-oki au Japon (Bletery et al., 2014; Minson et al., 2014), du Balochistan au Pakistan (Jolivet et al., 2014), ou d'Iquique au Chili (Duputel et al., 2015).

Le *Parallel Tempering* (PT) est une autre classe d'échantillonneur faisant appel au refroidissement (Geyer, 1991) et dont l'utilisation en géophysique est

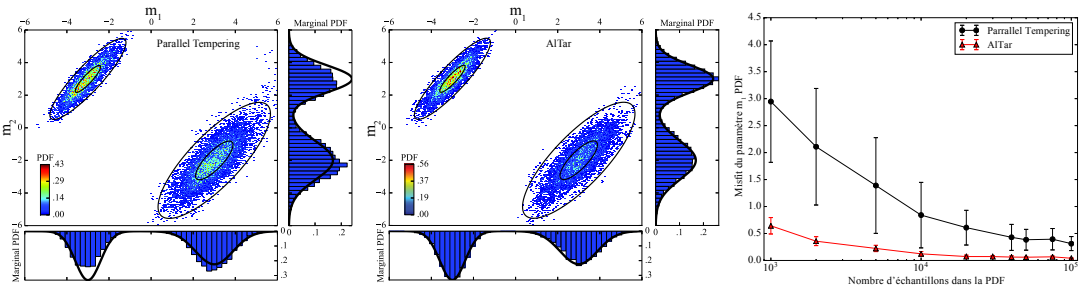

FIGURE 1.9 **Échantillonnage d'une PDF bimodale** avec **a)** l'algorithme de Parallel Tempering et **b)** AlTar. a) et b) montrent un échantillonnage avec 25000 modèles dans la PDF finale. **c)** Comparaison des performances du PT et d'AlTar en fonction du nombre d'échantillons dans la PDF. L'axe des ordonnées est obtenu en calculant l'erreur de la distribution marginale du paramètre m_1 par rapport à la vrai solution. Les barres d'erreurs sont obtenues en répétant chaque échantillonnage 100 fois.

Algorithm 3 Parallel Tempering pour N_c chaînes et N_s échantillons dans la population finale

1: On génère N_c échantillons $\{\mathbf{m}_i : i = 1, ..., N_c\}$ chacun dans la PDF *a priori* $p(\mathbf{m})$. Chaque échantillon $\mathbf{m}_i$ est le point de départ d'une chaine à la température $\beta_0 = 0 < \beta_i < \beta_{N_c} = 1$
2: **for** i in $1, 2, ..., N_s$ **do**
3: On génère N_c nouveaux échantillons $\{\mathbf{m}'_i : i = 1, ..., N_c\}$, chacun à partir la PDF de proposition q^{β_i}
4: Dans chaque chaine i, on accepte ou un rejette le nouvel échantillon $\mathbf{m}'_i$ selon un critère de Metropolis-Hastings
5: On sélectionne aléatoirement deux chaines j et k, et on génère un nombre a dans $U(0, 1)$
6: Calcule $\alpha(j, k) = \min\left\{\left[\frac{p(\mathbf{m}_j|\mathbf{d}_{\text{obs}})}{p(\mathbf{m}_k|\mathbf{d}_{\text{obs}})}\right]^{\beta_j}\left[\frac{p(\mathbf{m}_k|\mathbf{d}_{\text{obs}})}{p(\mathbf{m}_j|\mathbf{d}_{\text{obs}})}\right]^{\beta_k}, 1\right\}$
7: Si $a \leq \alpha$, alors on inverse les températures des deux chaines $(\mathbf{m}_j, \beta_j)(\mathbf{m}_k, \beta_k) \rightarrow (\mathbf{m}_j, \beta_k)(\mathbf{m}_k, \beta_j)$
8: **end for**
9: La solution est composée des N_s échantillons à la température $\beta = 1$

assez récente (Bodin et al., 2012; Dosso et al., 2012; Sambridge, 2013). A la différence de CATMIP/AlTar dont les chaines évoluent toutes à une température β_i à un instant donné, les chaines du PT avancent chacune à une température différente. A chaque itération un nouvel échantillon est généré pour chacune des chaines via une instance de Metropolis classique. Chaque nouveau maillon créé dans une chaine peut être aléatoirement échangé avec celui d'une chaine à une température différente, avec une probabilité définie similairement au critère d'acceptance de Metropolis-Hastings (ligne 5 de l'algorithme détaillé en partie 1.4.3). A la fin, ce sont les échantillons de la chaine "froide" (ou la température est de 1) qui constituent la densité de probabilité désirée (c.f. Algorithme 3). A l'inverse de CATMIP, l'échelle de température doit être prédéfinie. Ses performances pour l'échantillonnage d'une PDF bi-modale sont présentées en Figure 1.9. Bien que le Parallel Tempering soit relativement bien capable d'échantillonner une distribution complexe, ses performances restent inférieures à celle d'AlTar pour un nombre d'évaluations du problème direct similaire. Le cœur de ces deux algorithmes reste l'utilisation de Metropolis. Leur combinaison avec l'Hamiltonian Monte Carlo présenté en partie 1.4.3 pourrait être une évolution future permettant d'améliorer leur efficacité (malgré le coût supplémentaire en calcul).

1.4.5 Représentation et analyse des résultats

L'échantillonnage Bayésien est donc une approche intéressante pour l'inversion du glissement car elle permet de résoudre l'ensemble des modèles plausibles qui expliquent les observations tout en étant compatibles avec nos hypothèses a priori sur la physique du problème. L'analyse et la représentation d'une population de plusieurs centaines de milliers de modèles n'est cependant pas une tâche aisée.

Une approche consiste à compter les modèles de la population pour répondre de manière stochastique à certaines questions. On peut par exemple calculer la proportion des modèles présentant une certaine quantité de glissement dans une région de la faille, ou la proportion des modèles ayant une rupture supershear. Cela donne une estimation probabiliste avec une estimation quantitative des incertitudes associées à ces questions, ce qui serait impossible avec une méthode des moindres carrés. Les incertitudes sur les paramètres inversés sont également directement observables grâce aux distributions marginales *a posteriori*. De façon similaire, les éventuelles corrélations entre les paramètres peuvent être quantifiées en estimant leur densité de probabilité jointe. Puisque l'approche Bayésienne donne accès à la densité de probabilité *a posteriori* complète, il est également

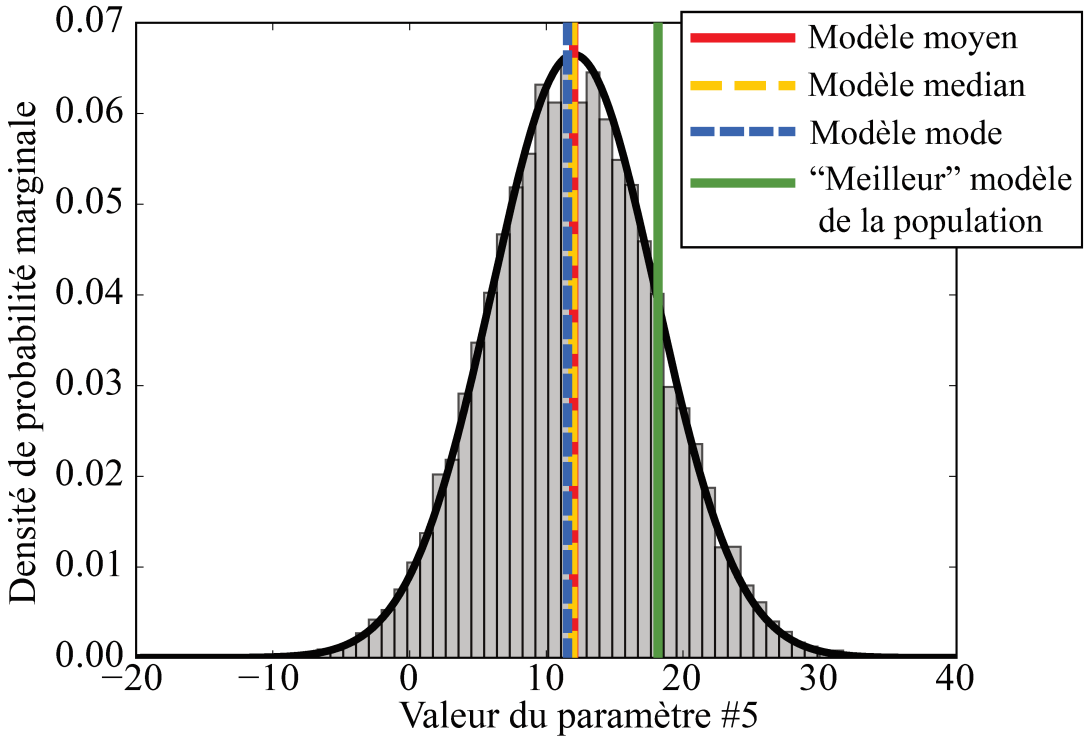

FIGURE 1.10 **Comparaison du "meilleur" modèle et des modèles moyen, médian, et mode.** L'histogramme représente la distribution marginale du 5ème paramètre d'une loi normale à 20 dimensions échantillonnée avec un algorithme de Metropolis-Hastings. Le vrai maximum *a posteriori* du paramètre représenté est 11, et sa déviation standard est 5. La courbe noire montre la densité de probabilité cible. Les modèles moyen, médian, et mode sont très proche du Maximum A Posteriori (12) alors que l'échantillon de modèle ayant la plus grande vraisemblance en est assez éloigné (18.2)

possible de classifier les modèles en plusieurs familles. Si deux familles distinctes peuvent expliquer les données de manière similaire il sera possible d'interpréter les résultats en conséquence, ce qui est impossible avec un seul modèle obtenu par les méthodes traditionnelles.

Il est souvent utile de calculer la divergence de Kullback-Leibler (Kullback and Leibler, 1951) entre la distribution *a priori* $p(\mathbf{m})$ et la distribution *a posteriori* $p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}})$ pour chaque paramètre i .

$$D_{KL}{}^{i} = \int p(m^i|\mathbf{d}_{\text{obs}}) \log_2 \frac{p(m^i)}{p(m^i|\mathbf{d}_{\text{obs}})} \, dm^i \tag{1.24}$$

Cette grandeur va mesurer comment chaque distribution marginale *a posteriori* diverge de celle *a priori* et donne le gain d'information en bits. Une divergence $D_{KL} = 0$ signifie que les deux distributions sont identiques, et donc que l'on a

pas gagné d'information par rapport à notre information *a priori*. A l'inverse, une divergence importante indique que les données apportent beaucoup d'information sur le modèle. La divergence de Kullback-Leibler est donc une indication complémentaire à la simple estimation de l'écart type sur l'un des paramètres.

Lorsqu'il est nécessaire de représenter un seul modèle de glissement, il faut résister à la tentation de montrer le modèle de la population expliquant le mieux les données. Ce dernier est en effet un très mauvais estimateur du Maximum A Posteriori (MAP) lorsque le nombre de dimensions est important. Pour un problème Gaussien à 20 dimensions, la probabilité qu'un modèle généré aléatoirement se trouve dans les $\pm 1\ \sigma$ du MAP est seulement de $\sim 1 \times 10^{-10}$. Or, les problèmes d'inversion du glissement dépasse souvent les 200 paramètres. L'approche Bayésienne nous incitant à évaluer l'ensemble des modèles générés, une solution est de représenter le modèle moyen a posteriori (en calculant la moyenne des modèles pour chaque paramètre). De façon similaire, le modèle médian peut être considéré. Enfin, il peut être utile de représenter le mode de chaque paramètre, c'est à dire le maximum de la distribution *a posteriori* marginale associée à chaque paramètre. Si les marginales sont toutes gaussiennes, ces trois modèles seront très similaires. La Figure 1.10 montre l'exemple d'une distribution normale multidimensionnelle où la valeur moyenne, médiane, et mode d'un des paramètres échantillonné estiment très bien le MAP, alors que le modèle avec la plus grande vraisemblance en est éloigné. Ce dernier n'est qu'un modèle parmi les quelques milliers composant la solution finale alors que les trois autres sont construit à partir de l'ensemble de la distribution *a posteriori*, et la représentent donc beaucoup mieux.

Chapitre 2

Revisiting the 1992 Landers earthquake : a Bayesian exploration of co-seismic slip and off-fault damage

2.1 Résumé du chapitre

Ce chapitre traite de l'utilisation d'AlTar pour l'étude du séisme de Landers qui a frappé le Sud de la Californie le 28 juin 1992. C'est un décrochement dextre de magnitude M_w=7.3, ce qui en fait l'un des évènements les plus puissants enregistrés aux États-Unis continentaux. Il a été très largement étudié au cours des 25 dernières années grâce au grand nombre d'observations disponibles et à l'intérêt porté à la géométrie complexe de sa rupture (ayant rompu au moins six failles différentes). De nombreux modèles de glissement co-sismique ont ainsi été produits en utilisant différents jeux de données, des géométries plus ou moins complexes, et des régularisations hétérogènes (e.g., Cohee and Beroza, 1994; Cotton and Campillo, 1995; Fialko, 2004b; Freymueller et al., 1994; Hudnut et al., 1994; Murray et al., 1993; Wald and Heaton, 1994; Xu et al., 2016). On y retrouve quelques points communs, mais aussi de grandes dissemblances. Par exemple, le maximum de glissement varie de 5 m à 8 m et se trouve tantôt proche de l'hypocentre au sud, tantôt dans la partie centrale de la rupture. Une autre caractéristique varie largement d'un modèle à l'autre : le déficit de glissement en surface (ou *shallow slip deficit* en anglais).

Pour certains séismes en décrochement, on observe plus de glissement entre ∼3 km et ∼7 km qu'à la surface (Simons et al., 2002). Ce déficit de glissement

superficiel ne semble pas être comblé par du glissement lent inter-sismique ou par de la déformation post-sismique. Les implications en termes d'estimation de risque sont importantes, car cela suggère que la déformation élastique accumulée n'a pas été entièrement relâchée par le séisme. Plusieurs phénomènes physiques non pris en compte dans les inversions ont cependant été avancés pour expliquer ce déficit, comme par exemple la déformation inélastique à proximité de la faille (Kaneko and Fialko, 2011). La présence d'une zone d'endommagement entourant la faille est une autre suspecte. Elle va se traduire par une variation latérale des paramètres élastiques, et sa non considération dans l'inversion va créer un biais dans la distribution de glissement en introduisant un déficit de glissement artificiel (e.g., Barbot et al., 2008).

Comme cela a été compilé par Fialko (2004a) et Xu et al. (2016), ce phénomène a notamment été observé pour les séismes d'Izmit (Turquie, 1999, M_w=7.6), d'Hector Mine (États-Unis, 1999, M_w=7.1), de Bam (Iran, 2003, M_w=6.5) et de Baja (Mexique, 2010, M_w=7.2) avec une intensité plus ou moins marquée. Le séisme de Bam présente 80% plus de glissement à 4 km de profondeur qu'à la surface, contre seulement 10% pour le séisme d'Izmit. Les estimations de déficit varient aussi grandement pour le séisme de Landers. Le modèle proposé par Zeng and Anderson (2000) contient ∼70% plus de glissement à 7km de profondeur qu'en surface, alors que celui proposé par Hernandez et al. (1999) ne présente pas de déficit. Cette variabilité peut en partie s'expliquer par les différentes techniques de régularisation utilisées pour contrer la non-unicité de la solution au problème inverse. Par ailleurs, ces modèles ne prennent pas en compte les incertitudes sur le modèle de Terre utilisé, et ne fournissent pas d'estimations d'incertitudes sur les modèles de glissement finaux. Il devient alors difficile d'analyser clairement les processus liés à la source sismique.

Dans cette étude, nous utilisons AlTar, un important jeu de données géodésiques, et une géométrie de faille réaliste pour produire une population de modèles de glissement du séisme de Landers. Les données se composent d'environ 80 stations GPS, d'un réseau de trilatération, de deux interférogrammes SAR issus de deux orbites différentes, et d'une mosaïque de photographies aériennes prises avant et après le séisme et cross-corrélées. Ces dernières observations fournissent le champ de déplacement horizontal en champ très proche. Nous incorporons méticuleusement les incertitudes sur les données et le modèle de Terre utilisé pour produire une population de modèles de glissement co-sismique.

La deuxième partie de ce chapitre porte sur l'étude de l'amplitude et de l'origine du déficit de glissement en profondeur. En moyenne nous observons 41% plus de glissement en profondeur qu'à la surface, et ce déficit de glissement est

observé dans l'intégralité des modèles de notre population. Nous discutons du fort impact qu'une régularisation de Tikhonov « standard » a sur le déficit de glissement dans les modèles, démontrant l'importance de l'approche Bayésienne dénuée de lissage spatial. Nous utilisons ensuite les données optiques haute-résolution pour investiguer l'impact d'une zone d'endommagement entourant la faille sur la distribution de glissement en fonction de la profondeur. Par l'inversion d'un profil de déplacement tracé à travers la faille, nous mettons en évidence un endommagement prononcé sur une largeur d'environ 1 km où le module de cisaillement est réduit d'un facteur 5. En utilisant le modèle proposé par Powers and Jordan (2010), nous montrons également que ces résultats sont en accord avec la distribution de sismicité autour des failles ayant rompu pendant le séisme. Si cet endommagement est homogène le long de la faille, il pourrait être responsable de plus d'un tiers du déficit observé à Landers. Cette étude démontre ainsi l'importance de considérer le milieu entourant la faille lorsque l'on analyse les modèles de glissement co-sismiques.

En bref

- Nous utilisons un vaste jeu de données géodésiques pour obtenir la distribution de probabilité des modèles de glissement du séisme de Landers.
- Notre population de modèles présente un déficit de glissement en surface de 41% en moyenne, qui ne semble pas être comblé par du glissement inter- ou post-sismique.
- Nous montrons que ce déficit peut en partie être attribué à une zone d'endommagement d'environ 500 m autour de la faille qui n'est pas prise en compte dans les modèles de glissement.

Ce chapitre fait l'objet d'un article réalisé en collaboration avec Zacharie Duputel, Romain Jolivet, Luis Rivera, Cécile Doubre, et Mark Simons et publié dans Geophysical Journal International (doi : 10.1093/gji/ggx455).

2.2 Summary

Existing models for the distribution of subsurface fault slip associated with the 1992 Landers (CA) earthquake ($M_w = 7.3$) show significant dissimilarities. In particular, they exhibit different amounts of slip at shallow depths (< 5km).

These discrepancies can be primarily attributed to the ill-posed nature of the slip inversion problem and to the use of physically unjustifiable smoothing or regularization constraints. In this study, we propose a new coseismic model obtained from the joint inversion of multiple observations in a relatively unregularized and fully Bayesian framework. We use a comprehensive dataset including GPS, terrestrial geodesy, multiple SAR interferograms and co-seismic offsets from correlation of aerial images. These observations provide dense coverage of both near- and far-field deformation. To limit the impact of modeling uncertainties, we develop a 3D fault geometry designed from field observations, co-seismic offsets and the distribution of aftershocks. In addition, we account for uncertainty in the assumed elastic structure used to compute the Green's functions. Our solution includes the ensemble of all plausible models that are consistent with our prior information and fit the available observations within data and prediction uncertainties. Using near-fault high-resolution ground deformation measurements and the density of aftershocks, we investigate the properties of the damage zone and its impact on the inferred slip at depth. We attribute a part of the inferred slip deficit at shallow depth to our models not including the impact of a damage zone associated with a reduction of shear modulus in the vicinity of the fault.

2.3 Introduction

Following the 1979 Imperial Valley earthquake more than three decades ago (Hartzell and Heaton, 1983; Olson and Apsel, 1982), finite-fault source models have been routinely constructed after most significant earthquakes. Despite the increasing volume and quality of available geodetic and seismological data, we still observe a significant variability in inferred subsurface fault slip for a given event. Estimating the distribution of fault slip from surface deformation is fundamentally an ill-posed inverse problem with different models that can fit the data equally well. Therefore, different finite-fault models for the same earthquake often display significant dissimilarities. Over the past decade, there have been considerable efforts in the seismological community to study this problem and characterize the variability of the models (e.g., Mai et al., 2016). Furthermore, data and forward predictions are imperfect and the corresponding uncertainties are often difficult to account for. A standard approach to overcome the non-uniqueness of the solution relies on Tikhonov regularization (e.g. Hansen, 1998) involving minimization of first or second order spatial derivatives of the slip model to enforce smoothness of the slip distribution. However, various regularization strategies can affect the solution. The impact of different approaches to regularization, coupled with the

lack of consideration of model uncertainties, can hamper our ability to draw clear conclusions about earthquake source processes.

Due to the availability of a comprehensive dataset, many finite-fault models have been published for the 1992 $M_w = 7.3$ Landers earthquake (e.g., Cohee and Beroza, 1994; Cotton and Campillo, 1995; Fialko, 2004b; Freymueller et al., 1994; Hudnut et al., 1994; Murray et al., 1993; Wald and Heaton, 1994; Xu et al., 2016). Common patterns emerge in the inferred slip distributions including the fact that most of the slip occurred in the central section of the rupture (i.e., the Homestead Valley Fault). However, there are also clear inconsistencies. In particular, published studies have inferred shallow slip to vary between 30% and 112% of the slip inferred at 7 km depth. Since there is no indication of large inter- or post-seismic slip at shallow depth (Fialko, 2004a; Savage and Svarc, 1997; Shen et al., 1994), the amount of the potential shallow co-seismic slip deficit has an impact on seismic risk assessment as this suggests that part of the accumulated strain is not released by the earthquake (Fialko et al., 2005; Simons et al., 2002). Simons et al. (2002) and Kaneko and Fialko (2011) suggested that such deficits might be an artifact due to inelastic response of the medium in the vicinity of the fault. Inelasticity would bias slip models where observations at short distances are modeled assuming elastic Green's functions. An apparent shallow slip deficit could also be caused by smoothing constraints and sparseness of near-fault data (Simons et al., 2002; Xu et al., 2016). Finally, unaccounted heterogeneities in the crust elastic properties can also result in a biased slip distribution at depth (Barbot et al., 2008). One way to evaluate these hypothesis is to derive all the models consistent with the available data without arbitrary regularization of the inverse problem and explore the potential mechanisms statistically.

We perform a Bayesian exploration of the 1992 Landers rupture to evaluate the population of plausible slip models given geodetic data and forward problem uncertainties. Our approach is exempt from any smoothing and allows us to assess the extent of any purported shallow slip deficit as constrained by available geodetic data. Using near-fault data, we also investigate the impact of lateral heterogeneities on the inferred slip distribution at depth.

2.4 Data overview

We use a large geodetic dataset composed of GPS measurements at 82 sites, 23 trilateration measurements, 2 SAR interferograms and 14 optical correlation images. This combination of data provides good coverage in both the near- and far-fields.

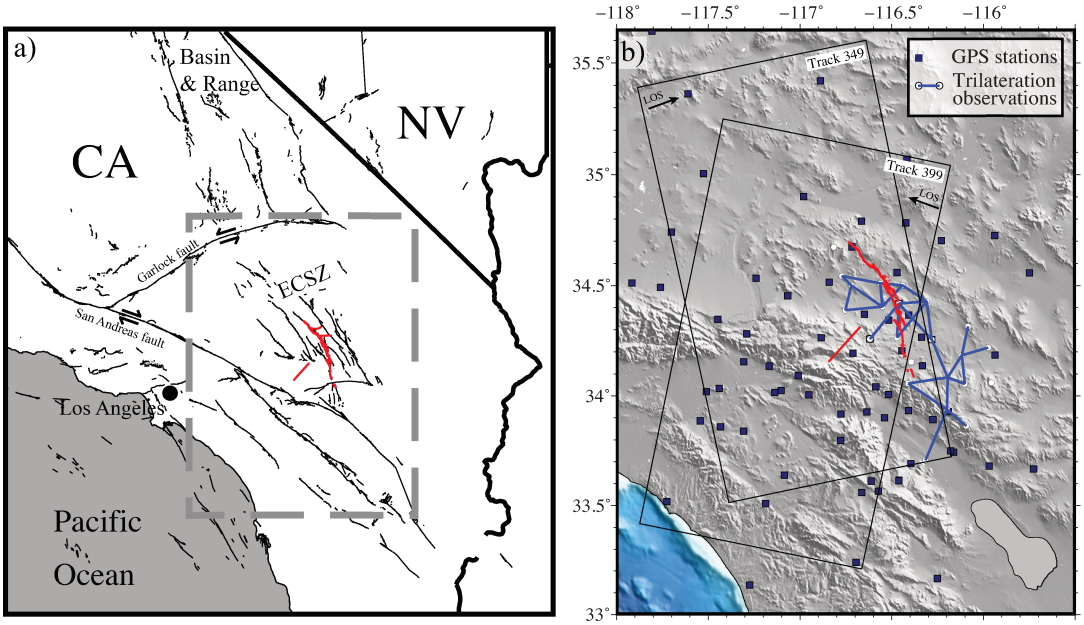

FIGURE 2.1 **General overview of the area. (a)** Tectonic context of Southern California. The dashed grey rectangle shows the extent of (b). The Landers earthquake surface rupture is plotted in red. The faults involved are part of the Eastern California Shear Zone (ECSZ). **(b)** Far-field observations used in this study. The thin black rectangles illustrate the InSAR track footprints. The ascending interferogram (Track 349) covers the time span between 26 May to 30 June 1992 and the descending interferogram (Track 399) between 24 April to 7 August. Topography is from the Space Radar Topographic Mission (SRTM) database.

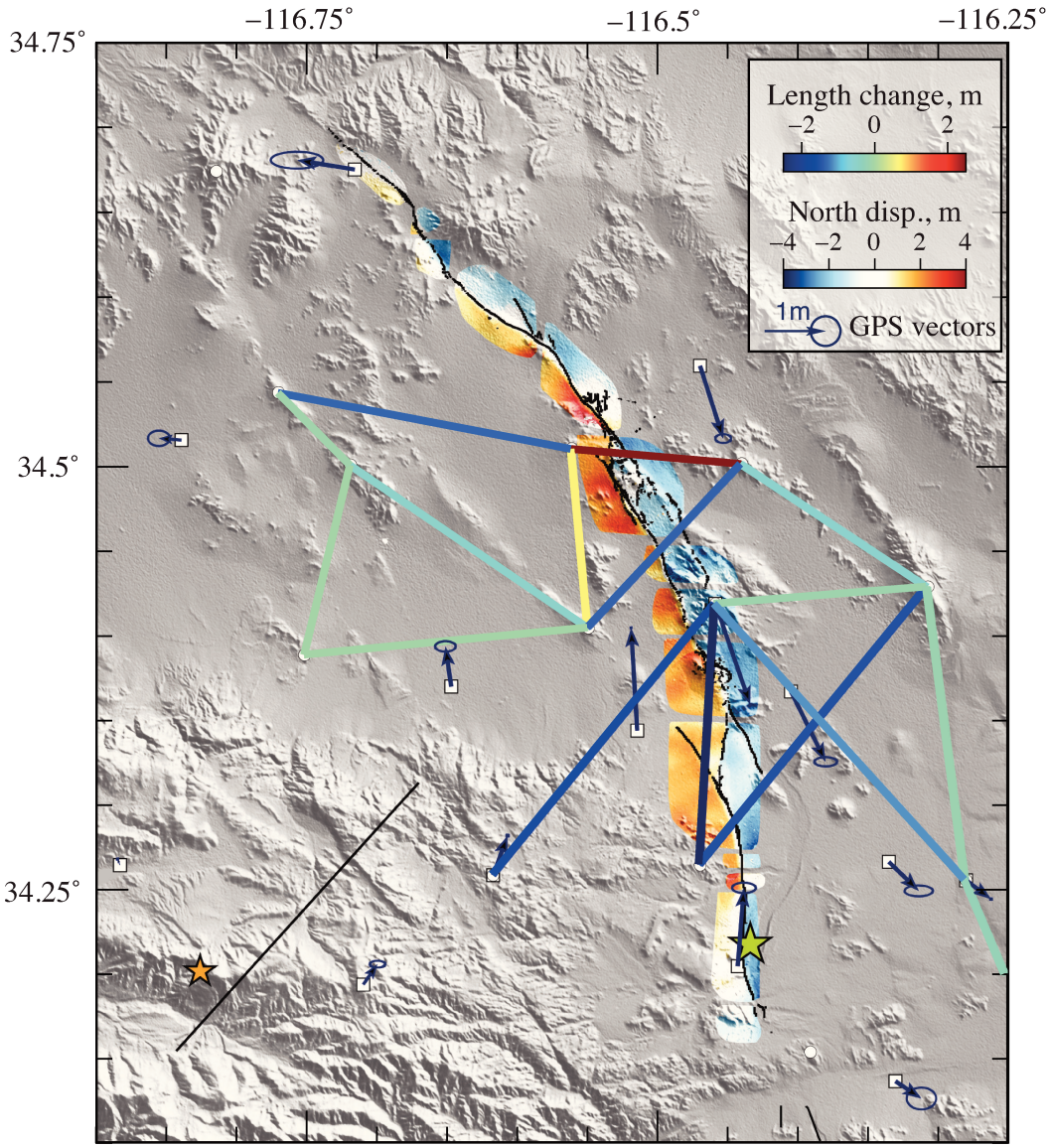

FIGURE 2.2 **Near field observations.** Lines are colored according to length changes in the trilateration network. The optical correlation mosaic is plotted around the fault trace from (Sieh et al., 1993). Mainshock and Big Bear aftershock ($M_w = 6.5$) hypocentres from the Southern California Earthquake Center are indicated with a green and an orange star, respectively.

2.4.1 GPS and trilateration data

We use 3-component observations from 82 GPS stations scattered across southern California (Hudnut et al., 1994) with a few stations in the vicinity of the fault (Figs 2.1 and 2.2). Observations of the vertical component of displacement is associated with significantly larger uncertainties than the horizontal components. In addition, a trilateration network covers the southern part of the rupture (Figs 2.1 and 2.2). We invert directly the horizontal relative line-length changes provided by Murray et al. (1993) instead of the pre-inverted displacement vectors of the trilateration stations. The GPS and trilateration data include up to a few months of inter-seismic and post-seismic deformation. However, the associated post-seismic displacements measured by GPS are expected to be less than ∼10 cm, which is substantially smaller than the ∼8 m of co-seismic displacement observed near the earthquake rupture. (Murray et al., 1993; Peltzer et al., 1998).

2.4.2 InSAR data

We use two SAR interferograms computed from pre- and post-earthquake acquisitions on both ascending and descending tracks of the ERS satellite (Fig. 2.1(b)). Interferograms are computed using the ROI_PAC software (Rosen et al., 2004). We downsample the unwrapped interferograms using a recursive quad-tree algorithm (Lohman and Simons, 2005; Simons et al., 2002) to reduce the number of observation points. The final downsampled ascending and descending interferograms contain 730 and 663 pixels, respectively. Downsampled observations, predictions, and residuals are shown in Fig. A.1 available in Appendix A. Using the procedure described by Jolivet et al. (2014) for each InSAR scene, we estimate an empirical data covariance function, which statistically represents atmospheric noise. We find standard deviations of 3.5 cm and 0.9 cm for the descending and ascending tracks, respectively. The correlation length is 11 km for both images. Covariance functions are shown in Fig. A.2. While the second image of the interferogram on the ascending track was acquired only two days after the mainshock, the interferogram on the descending track includes more than one month of post-seismic deformation.

2.4.3 Optical correlation images

We use optical correlation images of the ground displacement from Ayoub et al. (2009). Maps of ground displacement are made using 14 pairs of aerial photographs acquired before and after the earthquake. Cross-correlation is performed to derive

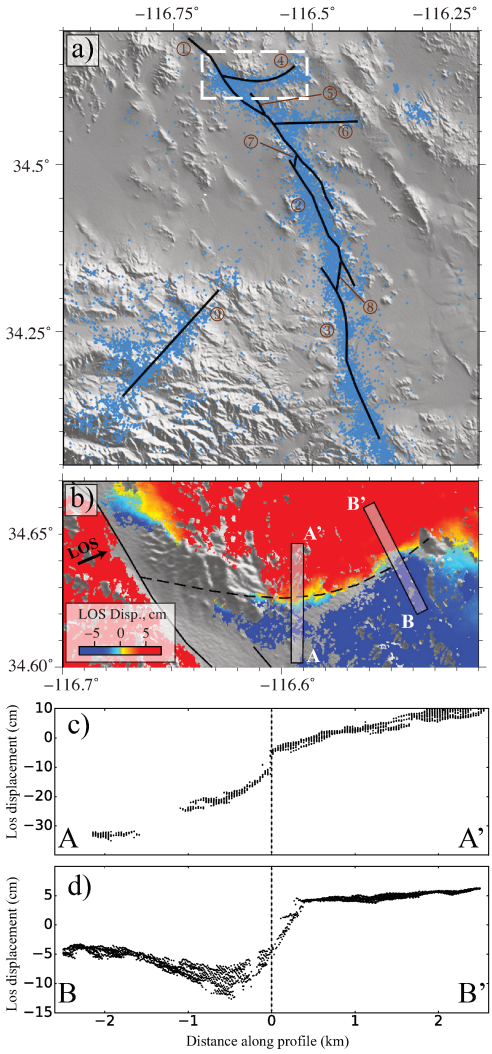

FIGURE 2.3 **(a)** Surface trace of the parametrized fault segments. Each segment is plotted as a thick black line. 1. Emerson and Camp Rock Faults, 2. Homestead Valley Fault, 3. Johnson Valley Fault, 4. Northern conjugate Fault, 5. Galway Lake Fault, 6. Southern conjugated Fault, 7. Emerson-Homestead Valley junction, 8. Kickapoo Fault, 9. Big Bear Fault. Blue dots represent aftershock locations from Hauksson et al. (2012). Dashed white rectangle shows the extent of (b). **(b)** Surface trace of the northern conjugate segment (dashed line). Rectangles show the position of the profiles shown in (c) and (d). Background color represents the InSAR ascending track LOS displacement pattern. **(c)** and **(d)** InSAR data profiles A-A' and B-B'

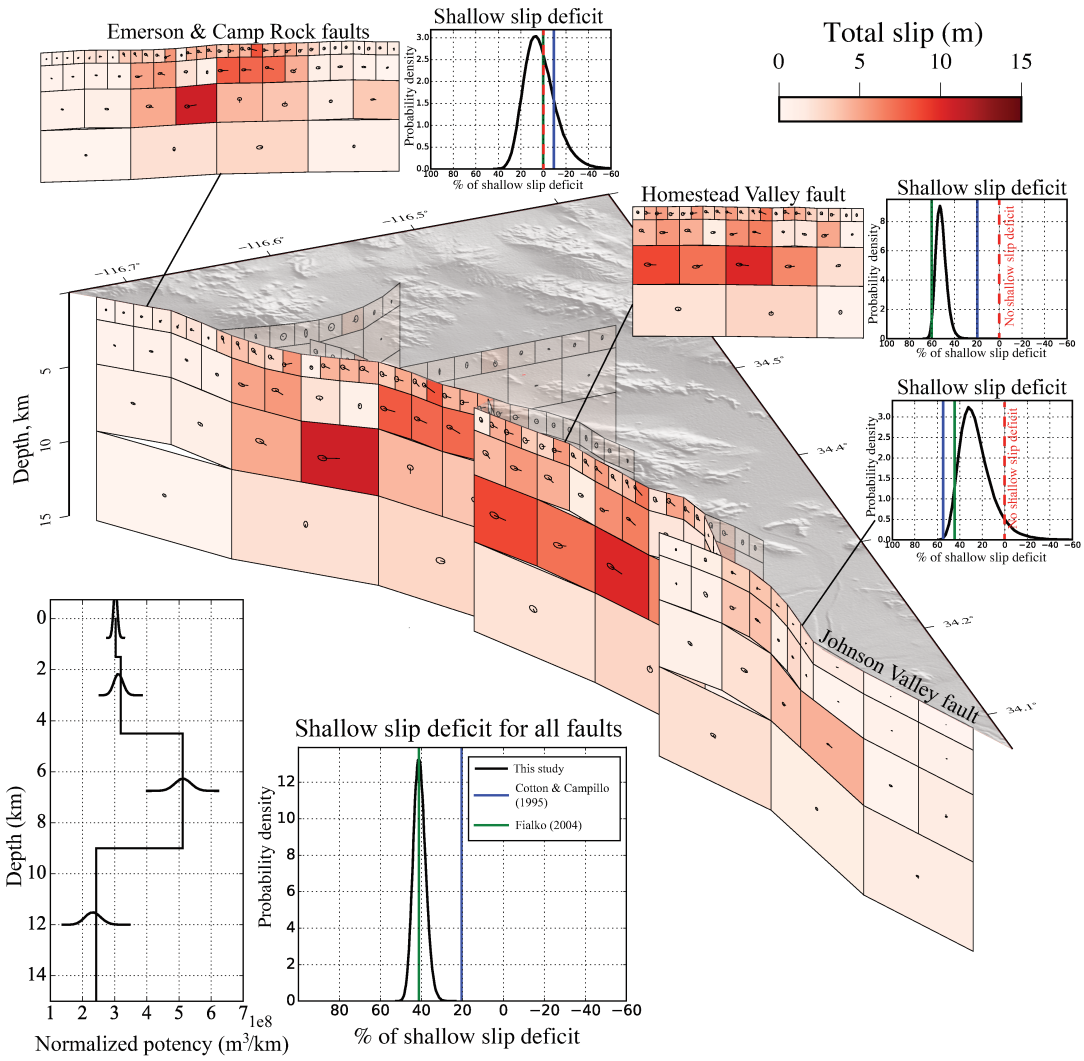

FIGURE 2.4 **Posterior mean co-seismic slip model**. The color of each subfault patch indicates the slip amplitude. Arrows and their associated 95% confidence ellipse indicate the slip direction and uncertainty. The bottom left inset shows the potency normalized by patch row width as a function of depth. PDFs of shallow slip deficit (SSD) are presented for the entire fault system and for individual fault segments. Vertical lines on the same plots indicate the SSD of two published models (Cotton and Campillo, 1995; Fialko, 2004b).

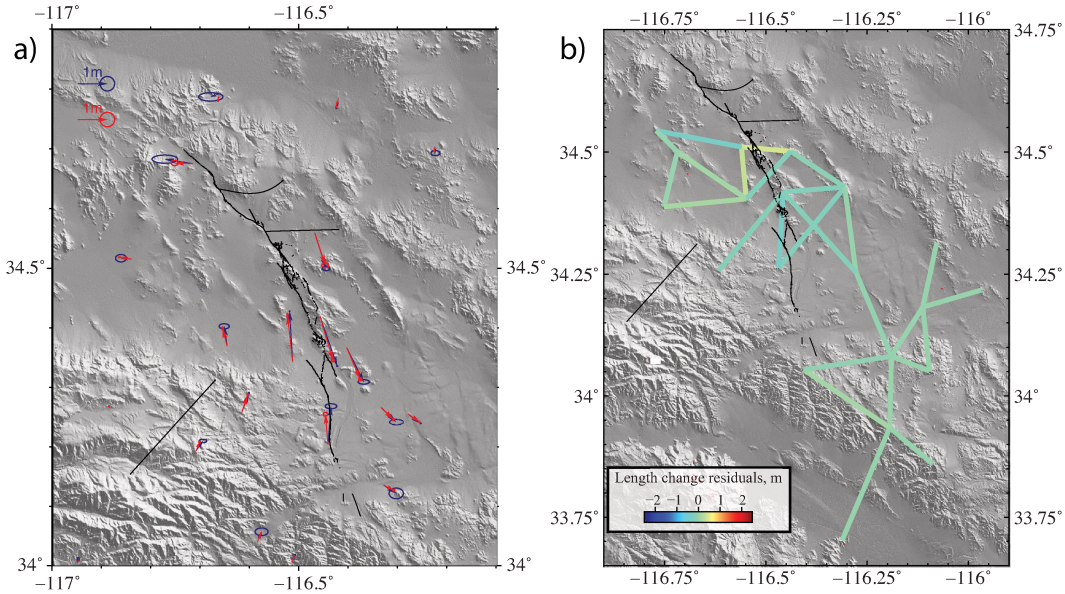

FIGURE 2.5 **Model performance for GPS and trilateration data. (a)** GPS observations (blue) and predictions (red) with their 1-sigma error ellipses. **(b)** Length changes residuals for the posterior mean model.

horizontal co-seismic displacements in the vicinity of the fault. Pre-earthquake photographs were acquired during the summer 1989 while post-earthquake were acquired during the autumn 1995. The footprint of each pair is slightly less than 10 x 10 km^2 and the dataset covers almost the entire surface rupture of the fault (Figs 2.2 and 2.7(a)). Because of their near-field coverage, optical data can finely constrain shallow slip in our models. However, as pointed out by Kaneko and Fialko (2011), near-fault observations may include inelastic effects that can bias slip estimates assuming linear elasticity. To avoid such artifact, we remove any near-fault pixels within 300 m of the fault. This cut-off length is in agreement with measurements by Milliner et al. (2015) showing that off-fault deformation is generally limited to a narrow zone around the fault (with an average half-width smaller than 80 m). Removing data in the vicinity of the fault also reduces the impact of modeling errors due to fault parameterization. Indeed, the assumption of constant slip in fault patches and the discretization of the fault trace (every ∼1.5 km) induce artifacts in the predicted deformation field very close to the fault (See Appendix A and Fig. A.3). In addition, using the same technique as for InSAR data in section 2.4.2, each image is downsampled and data covariance is estimated using empirical covariograms. The resulting standard deviation is typically around 30 cm and the correlation length ranges from 300 m to 1 km. Most of the post-seismic deformation is included in the timespan separating the

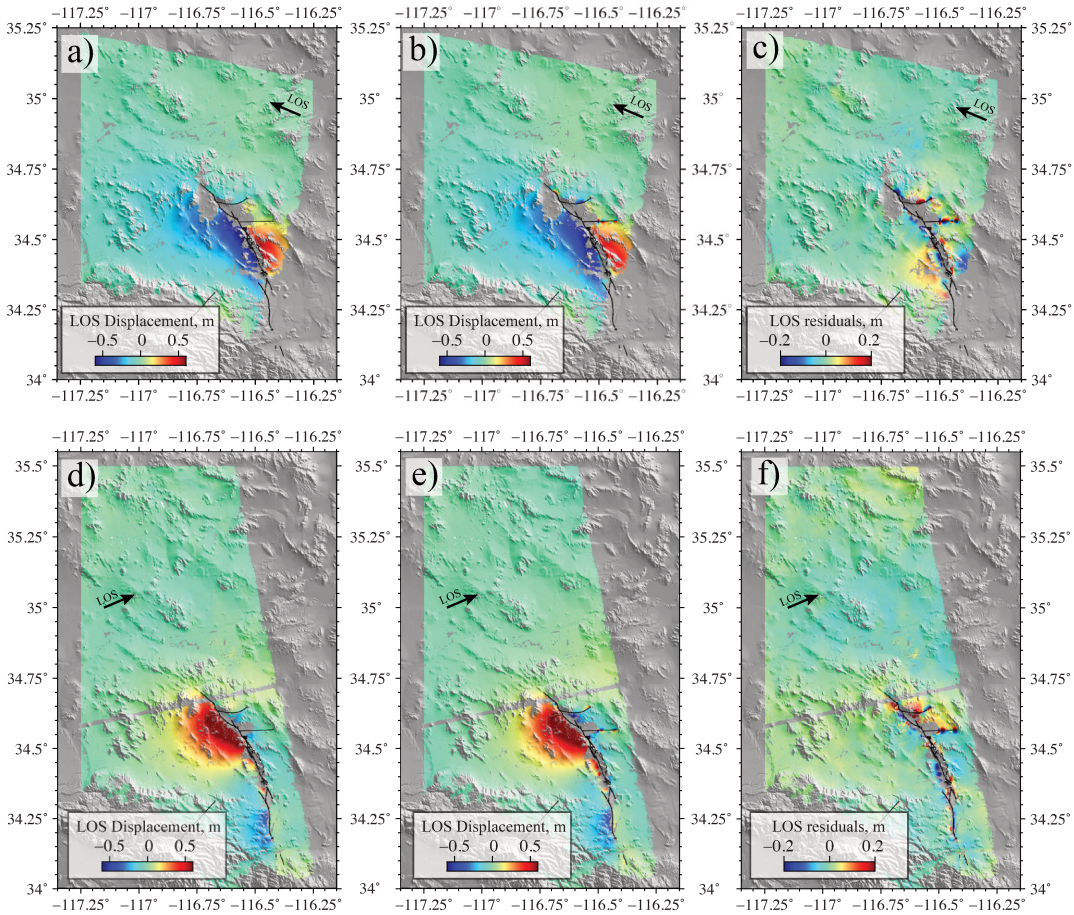

FIGURE 2.6 **Model performance for InSAR**. **(a, d)** InSAR observations. **(b, e)** Predictions for the posterior mean model. **(c, f)** InSAR residuals of the descending (top) and ascending (bottom) tracks.

two acquisitions (Fialko, 2004a). However, as mentioned by Milliner et al. (2015), the detection threshold of optical image correlation is about 10 cm, suggesting that ∼15 cm of near-field post-seismic deformation lie in the uncertainties of the measurement.

2.5 Probabilistic slip inversion

2.5.1 Model parametrization

While most previous studies used relatively simplified linear geometries, our fault parametrization shown in Fig. 2.3 consists of nine segments following the surface rupture trace. The three main segments are the Johnson Valley, Homestead Valley, and Emerson and Camp Rock faults (Sieh et al., 1993).

Those three segments are linked by two small junctions and completed by the small Galway Lake Fault in the northern part of the rupture. In addition, we parametrize two antithetic faults on the eastern side of the Emerson segment. These two faults were not directly mapped by Sieh et al. (1993) but have been previously incorporated as linear segments by Fialko (2004b) from the distribution of aftershocks. In the present study, the northern antithetic segment is refined as a curved fault from the detailed analysis of InSAR ground deformation profiles along with the Hauksson et al. (2012) relocated earthquake catalog (see Fig. 2.3). Finally, we use an additional fault corresponding to the $M_w = 6.5$ Big Bear aftershock, which orientation is derived from the Hauksson et al. (2012) catalog. Consistent with Fialko (2004b), faults segments are assumed to be vertical and to extend down to 15 km. Although this depth is roughly in agreement with the maximum depth of aftershock, we cannot exclude a more complex geometry at depth as often reported when multiple fault segments interact (Segall and Pollard, 1980). To evaluate the effect of such complexities, we propose an alternative geometry in which shallow parallel branches merge on a single deeper segment. This geometry is similar to a flower structure that can be observed in some strike-slip faults (e.g., Zigone et al., 2015).

For both assumed fault geometries, each segment is discretized in four rows of subfaults extending down to 1.5 km, 4.5 km, 9.0 km, and 15.0 km depth. The size of each subfault is designed to have an acceptable resolution at depth (resolution $R \geq 0.8$ as defined in the Appendix A for the strike-slip component, see Fig. A.4). This strategy ensures small posterior model uncertainty but more importantly, it enables good convergence of the Bayesian sampling algorithm used for the inversion.

2.5.2 Bayesian sampling

We use a Bayesian approach to obtain the full posterior probability density function (PDF) of the slip distribution given the observations and uncertainties. According to the Bayes-Laplace theorem, we write the posterior PDF as :

$$p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{\text{obs}}) \propto p(\mathbf{m}) \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{G}\mathbf{m})^{\text{T}}\mathbf{C}_{\chi}{}^{-\mathbf{1}}(\mathbf{d}_{\text{obs}} - \mathbf{G}\mathbf{m})\right] \tag{2.1}$$

where $\mathbf{m}$ is the model vector, $p(\mathbf{m})$ is the prior distribution, $\mathbf{d}_{\text{obs}}$ is the data vector, $\mathbf{G}$ is the Green functions matrix, and $\mathbf{C}_{\chi}$ is the misfit covariance describing both data and forward prediction uncertainties. We compute the Green's functions

for a semi-infinite stratified elastic medium using the EDKS software (Zhu and Rivera, 2002)

To sample the model space we use AlTar, a parallel Markov Chain Monte Carlo (MCMC) algorithm based on the CATMIP formalism (Minson et al., 2013). Using multiple MCMC chains in parallel, AlTar initially samples the prior PDF, $p(\mathbf{m})$, and then slowly increases the information brought by the data until it samples the posterior PDF. The implementation benefits from the use of high efficiency Graphic Processing Units (GPUs), allowing us to run more than 500 000 chains in parallel. Our final solution consists of an ensemble of models that are statistically distributed according to the posterior PDF. No spatial smoothing constraint is used in this procedure. We adopt different priors for the two different slip directions. The strike-slip component prior is a uniform PDF between -1 m and 30 m, hence promoting right-lateral faulting. The dip-slip prior is a Gaussian PDF centered on 0 m with a standard deviation of 5 m.

2.5.3 Model prediction uncertainties

Accounting for uncertainties in our forward predictions uncertainties is crucial since they correspond to one of the largest sources of variability between published slip models. Moreover, these uncertainties are important in our Bayesian framework as we do not use smoothing regularization. The model prediction uncertainties are described by the matrix $\mathbf{C}_\mathrm{p}$, which is added to the observation uncertainties matrix $\mathbf{C}_\mathrm{d}$ to obtain the misfit covariance :

$$\mathbf{C}_\chi = \mathbf{C}_\mathrm{d} + \mathbf{C}_\mathrm{p} \tag{2.2}$$

We build $\mathbf{C}_\mathrm{p}$ using the approach of Duputel et al. (2014) to account for uncertainties in the elastic model used to compute the Green's functions. The layered elastic model used in this study is derived from the Southern California Earthquake Center 3D velocity model (Kohler et al., 2003). Uncertainties on the elastic parameters are inferred by comparing different models in the source region along with the distribution of 3D velocity models from Kohler et al. (2003), as shown in Fig. A.5.

2.5.4 Probabilistic slip model

Using our Bayesian framework, we generate 500 000 models representing our posterior information on slip distribution given available geodetic data. To interpret this ensemble, we need to extract a representative model and the

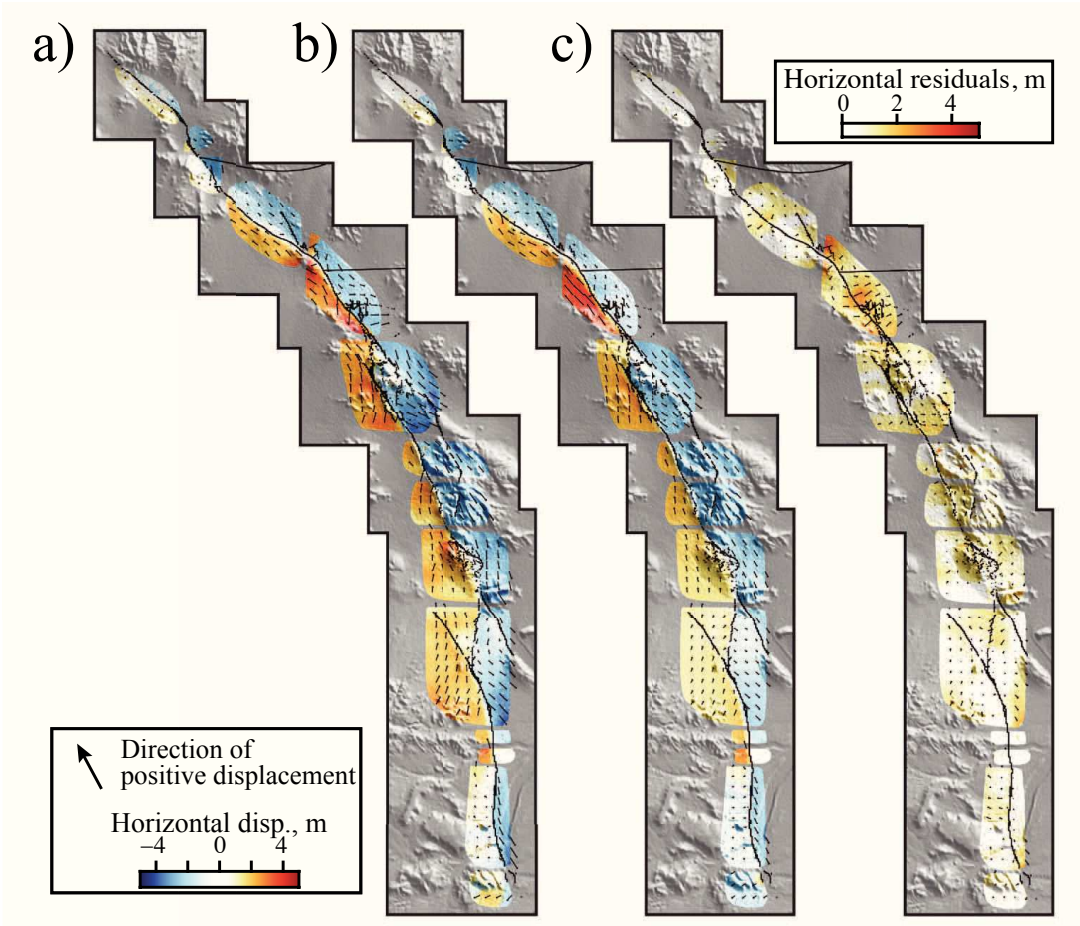

FIGURE 2.7 **Model performance for optical image correlation data**. **(a)** Observations. **(b)** Predictions for the posterior mean model. **(c)** Residuals. Positive displacements are toward the north-west (see arrow in the legend).

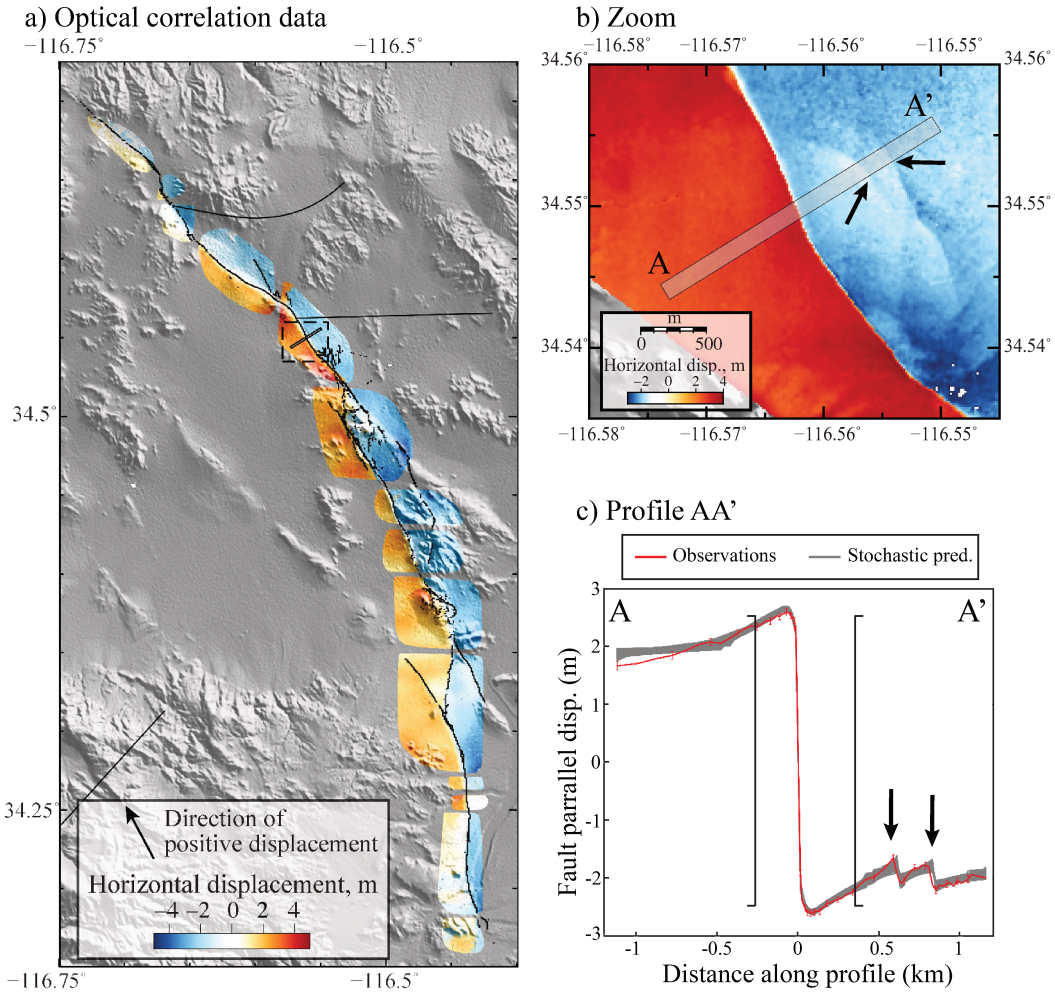

FIGURE 2.8 **Modeling of Near-field deformation data**. **(a)** Overall view of optical correlation data. The profile shown in (c) is localized with a black line. **(b)** Close up view of near-field data. Grey rectangle indicate the location of the profile shown in (c). **(c)** Comparison between observed displacement (in red) and the stochastic predictions (in grey). Black arrows labeled F1 and F2 in (b) and (c) highlight two small secondary ruptures visible in the data. These small ruptures are incorporated in our modeling approach assuming two vertical dislocations. Data inside the black brackets are not used in the inversion of the full 3D slip distribution presented in Fig. 2.4 to reduce the impact of inelastic effects in the vicinity of the main rupture.

corresponding uncertainties. In Fig. 2.4, we show the posterior mean model (i.e., the average of all sampled models) along with 95% confidence ellipses. A more detailed view is available in Fig. A.6. The posterior mean model is a common choice as the Bayesian approach encourages one to think in terms of an ensemble solution instead of one single model. However, as shown in Fig. A.7, other models can also be depicted such as the maximum a posteriori model (i.e., the mode of the posterior distribution) or the best fitting model (i.e., the sample in our population having the maximum posterior value). In our case, the maximum a posteriori model is insignificantly different to the posterior mean model since most marginal PDFs are nearly Gaussians (cf., Appendix A).

The results in Fig. 2.4 are based on vertical fault segments. They can be compared with the solution in Fig. A.8 obtained assuming a more complicated flower parameterization introduced in section 2.5.1. Despite different fault dips, the inferred slip distributions are fairly similar in both geometries, showing the lack of sensitivity to the parametrization at depth. Although posterior PDFs of both geometries generally overlap in fault patches with large slip, we still observe significant differences as shown in Fig. A.8. This suggests that modelling uncertainties included in $\mathbf{C}_\mathrm{p}$ are still underestimated as we only incorporate Earth model uncertainties and neglect errors in the fault parameterization. In the following, we focus on the results obtained using vertical fault segments.

As expected, we observe predominately strike-slip motion along the entire fault system. Most of the slip concentrates along the central and northern parts of the rupture, with a peak amplitude of $\sim$11 m. These features are to first order comparable to previous results, although published models have lower peak slip amplitudes (e.g. Cohee and Beroza, 1994; Fialko, 2004b; Xu et al., 2016). This difference is probably due to smoothing imposed in previous studies that decreases the maximum slip amplitude. The two small junctions (shown in Fig. A.6) show relatively large slip at depth, although they are associated with significant posterior uncertainties. In addition, these estimates are associated with significant along-dip correlation of slip amplitudes (cf., Fig. A.9).

The model predictions reproduce the observations reasonably well. The performance of the models for GPS and trilateration data is presented in Fig. 2.5 with associated posterior uncertainties. Posterior mean InSAR predictions and residuals are shown in Fig. 2.6 in high-resolution, and decimated in Fig. A.1. In high-resolution, we observe some moderate residuals in the vicinity of the fault, mainly due to the finiteness of the fault patches. Some larger wavelength residuals are visible on the southern part of the descending track. We suspect that this signal originates from post-seismic deformation (Fialko, 2004a) as the

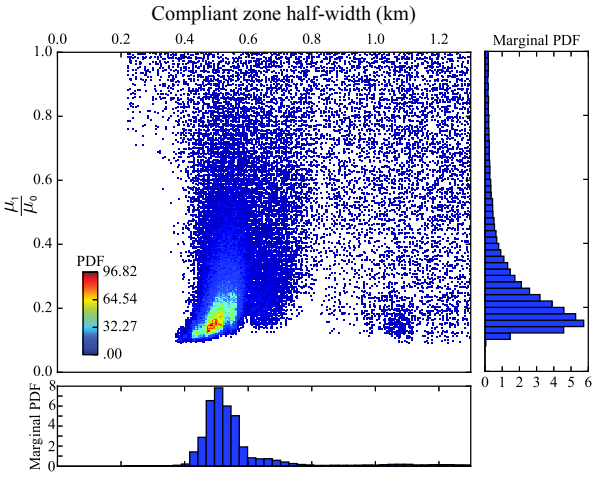

FIGURE 2.9 **Posterior joint probability distribution of the compliant zone half-width and shear modulus ratio**. Dots are model samples that are coloured according to the PDF value. Blue histograms are marginal PDFs for both parameters.

second pass of this track is 5 weeks after the mainshock. Finally, our model explains reasonably well the optical correlation images despite large uncertainties associated with this dataset (Fig. 2.7). We also computed an equivalent moment tensor and centroid location and tested it against long period seismological observations (details are provided in the Appendix A and Figs. A.10, A.11, and A.12.)

2.5.5 Shallow slip deficit

A shallow slip deficit is commonly observed for large strike-slip earthquakes (Fialko et al., 2005; Simons et al., 2002). Although, in a simple linear elastic model, a uniform slip distribution at depth is expected when averaged over many seismic cycles (Tse and Rice, 1986), this deficit does not seem to be recovered by either inter-seismic creep or post-seismic deformation (Fialko, 2004a). Some exceptions with no detectable shallow slip deficit have nonetheless been documented such as the 2013 $M_w = 7.7$ Balochistan earthquakes (Jolivet et al., 2014; Vallage et al., 2015).

Although a shallow slip deficit is observed in most published models of the Landers earthquake, there is a large variability in the actual amount of shallow slip deficit between different inversion results. To investigate this, we compute

the normalized potency as a function of depth :

$$P_k = \frac{\sum_i \Delta u_{ik} \times A_{ik}}{w_k} \tag{2.3}$$

where Δu_{ik} is the slip inferred in a patch of area A_{ik} and width w_k located in the k-th row and at an along-strike position i. This formulation allows us to avoid any bias due to the increase of patch size with depth. As shown in Fig. 2.4, we find a maximum potency on the 3rd row of patches (i.e., between 4.5 and 9 km depth, consistent with Simons et al. (2002)) that is nearly 1.7 times larger than surface estimates (i.e., at depth between 0 and 1.5 km). To highlight this for individual fault segments, we define the percentage of shallow slip deficit (SSD) as :

$$SSD = 100 \left(\frac{P_{k=3} - P_{k=1}}{P_{k=3}} \right) \tag{2.4}$$

According to this definition, $SSD > 0$ indicates some amount of shallow slip deficit while $SSD \leq 0$ means that potency is equal or larger at the surface than at depth (i.e., no shallow slip deficit). The posterior distribution of SSD is shown in Fig. 2.4 for the three main fault segments and the overall rupture. Results and probability estimates are also summarized in Table 2.1.

Although the overall rupture depicts a shallow slip deficit of about 41%, we find different behaviors for different fault segments. We observe the smallest deficit along the Emerson and Camp Rock segment where the probability of shallow slip deficit is only 0.62. The Johnson Valley fault is more likely to present a shallow deficit, but the SSD is relatively moderate (SSD∼25%). The largest deficit is measured for the Homestead Valley fault where the mean SSD is 52% with a probability close to 1 that the deficit is larger than 25%. The remaining fault segments are either too small, with too large uncertainties or did not slip enough to contribute significantly to the overall rupture estimate.

2.6 Discussion

As pointed out in Section 2.3, previously published models differ, in particular regarding the amount of shallow slip deficit. A detailed comparison between our solution and previous models is provided in Fig. 2.4 and A.13. The SSD values for previously published models extend from 70% (i.e. a large shallow slip deficit) to -12% (shallow slip exceeds slip at 7 km depth). Our slip deficit is thus smaller than some models (e.g., Zeng and Anderson, 2000) but larger than others (e.g., Cohee and Beroza, 1994; Cotton and Campillo, 1995; Hernandez

et al., 1999; Wald and Heaton, 1994). Overall, there is a fairly good agreement with the model of Fialko (2004b) which closely matches our estimate of slip deficit. Unlike most of these previous models, our inversion includes near-field optical images which give a solid constraint on slip along the shallow part of the fault, hence improving our estimates of SSD. This is presented in Fig. A.14 showing slip posterior uncertainties obtained with and without incorporating optical images, illustrating their significance in our inversion.

To assess the impact of smoothing constraints on the shallow slip deficit, we also performed damped least squares inversions incorporating a 2nd order Tikhonov regularization minimizing the roughness of the slip model $\mathbf{m_{est}}$ (Ortega, 2013; Segall and Harris, 1987) :

$$\mathbf{m_{est}}(\epsilon) = \left(\mathbf{G}^{\mathrm{T}}\mathbf{C}_{\chi}{}^{\mathbf{-1}}\mathbf{G} + \left(\epsilon\nabla^{\mathbf{2}}\right)^{\mathbf{2}}\right)^{-1}\mathbf{G}^{\mathrm{T}}\mathbf{C}_{\chi}\mathbf{d}_{\mathrm{obs}} \tag{2.5}$$

where ∇^2 is the Laplacian operator defined on fault slip surface coordinates, and ϵ is the damping parameter. As shown in Fig. A.15c-h, the larger the damping ϵ, the smoother the solution. Fig. A.15a shows that shallow slip deficit values vary widely as a function of ϵ, from 13% to 57%. Unsurprisingly, models with little regularization (e.g., $\epsilon \sim 0.1$) are quite consistent with our Bayesian solution, including in terms of shallow slip deficit. The choice of ϵ is to a large extent arbitrary. However, we still notice large variations of the SSD by selecting a few models localized around the corner of the L-curve (Fig. A.15b). Such a strong dependence on ϵ complicates any interpretation of the results of smoothed models in terms of shallow slip deficit. Of course, other factors can possibly impact the inferred slip distribution such as the choice of fault geometry or the datasets included in the inversion. As shown in Table A.2, we do not see any clear direct relationship between used datasets and the inferred SSD. For example, both Fialko (2004b) and Xu et al. (2016) used observations similar to ours but with different estimates of the SSD. Such variability do not seem to be explained by the assumed fault parametrization since both studies used a complex geometry similar to the one we use (cf., Table A). Another example is Cohee and Beroza (1994) and Zeng and Anderson (2000) that are based on similar fault planes and datasets but with different SSD estimates. Inversion results can be affected by other parameters such as fault discretization, data weighting, and elastic structure (whose uncertainty is accounted for in the present study). A better understanding of the variability of previous models would require extensive tests using different geometries, datasets, and weighting schemes, which is beyond the scope of this study.

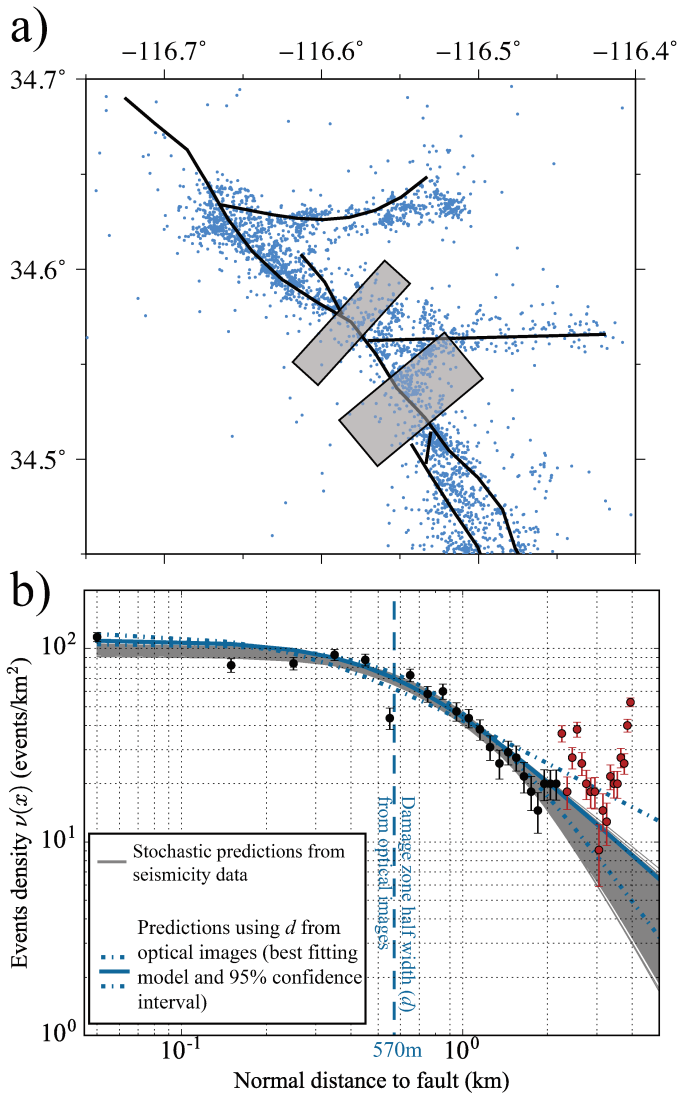

FIGURE 2.10 **Distribution of seismicity across the fault**. **(a)** Our parametrized fault trace is indicated with thick black lines. Blue dots are aftershock epicenters from Hauksson et al. (2012). Grey rectangles illustrate the location of profiles used for the seismicity density analysis. **(b)** Seismicity density as a function of fault normal distance. Densities are computed over the two stacked profiles using 100 m wide distance bins. Black circles are resulting event density measurements used in the power-law inversion. Red circles are observations not included in the inversion since they correspond to events located at distance larger than ∼2 km that may be partly linked to the southern antithetic fault segment. The 1-σ error bars were obtained by computing the standard deviation of density in each bin from 1000 random catalogs generated according to event location uncertainties.

Different artifacts affecting co-seismic slip models are often proposed to explain the shallow slip deficit inferred for large strike-slip earthquakes. One of them is the inelastic strain in the vicinity of the fault that is usually unaccounted in finite-fault inversions (e.g., Fialko et al., 2005; Simons et al., 2002). Such inelastic response can indeed bias slip inversions that are based on elastic Green's functions and artificially decrease the amount of slip at shallow depth (Kaneko and Fialko, 2011). However, as reported by Milliner et al. (2015), inelastic strain for the 1992 Landers earthquake is limited to a relatively narrow region around the fault (e.g., within ∼65 m of the fault trace in Fig. 2.8c). To avoid any strong bias due to our elastic assumption and reduce modeling errors due to fault discretization at shallow depth, we have removed displacement data within a minimum distance of 300 m from the fault trace (see section 2.4.3). This procedure is roughly equivalent to localizing the inelastic contribution of the strain field onto an idealized fault plane (Dahlen and Tromp, 1998). Although removing near-fault pixels should reduce artifacts due to inelastic effects, unaccounted lateral heterogeneities due to accumulated damage around the fault can also have a significant impact on surface deformation patterns and by extension on the inverted slip distribution (Barbot et al., 2008).

The fault zone is often regarded as a highly deformed core surrounded by a more or less broad damage zone of reduced stiffness (e.g. Ben-Zion and Sammis, 2003; Chester et al., 1993; Dor et al., 2006; Mitchell and Faulkner, 2009). The damage zone consists of cracks and microfractures in the host rock and can be associated with secondary faults reducing the elastic strain released on the main rupture interface (Chester and Chester, 1998; Dieterich and Smith, 2009). Such secondary cracks have been reported around the Landers fault system (McGill and Rubin, 1999). An example is given in Fig. 2.8, showing two secondary ruptures (labeled F1 and F2) visible in optical correlation images near the Emerson Valley fault. Such off-fault ruptures are not accounted for in our slip model presented in Fig. 2.4.

To investigate the properties of the damage zone and secondary ruptures, we analyze a profile across the fault using simple vertical elastic screw dislocations embedded in a compliant fault zone (Segall, 2010). Using a Metropolis algorithm, we invert for the slip distribution on each fault, a compliant zone half-width and an effective shear modulus contrast μ_1/μ_0 (where μ_1 is the shear modulus of the fault zone while μ_0 is the modulus of the surrounding crust). The compliant zone half-width and shear modulus ratio being typical Jeffreys parameters (Tarantola, 2005), they are sampled in the logarithmic domain. To avoid any effect of off-fault inelasticity, we remove the data within 65 m of the fault, which is consistent

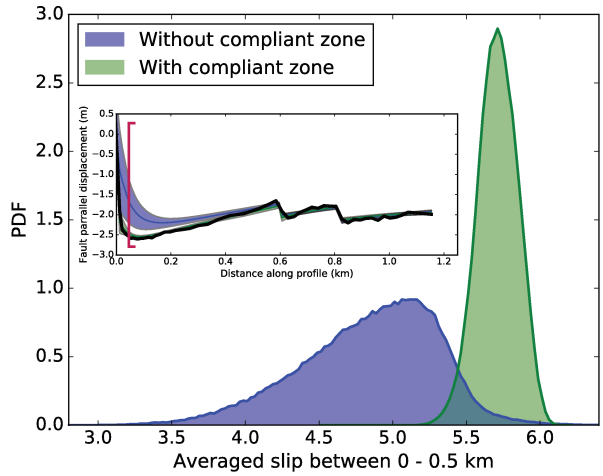

FIGURE 2.11 Comparison between shallow slip posterior PDFs assuming an homogeneous half-space (in blue) and accounting for a damage zone of reduced stiffness (in green). The inset shows stochastic predictions for both inversions. Observations are plotted as a thin black line. Blue results are inferred without the data inside the brackets in Fig. 2.8(c) and green results without the data inside the red brackets at ±65 m

with fault-width measurements by Milliner et al. (2015) at this location. The results presented in Fig. 2.8(c) indicate very shallow secondary ruptures with 32 ± 8 cm and 36 ± 5 cm of slip down to 84 ± 30 m and 180 ± 40 m respectively for faults F1 and F2. Although such slip amplitudes are not negligible, these off-fault dislocations are relatively shallow and thus represent only 3.3% of the total seismic slip inferred from the surface down to 0.5 km. Of course, these measurements are only valid locally since the properties of secondary faults might vary significantly along the main rupture (Lewis and Ben-Zion, 2010; Milliner et al., 2015; Thomas et al., 2017a).

The results shown in Fig. 2.9 highlight the existence of a ∼1.1 km wide compliant zone around this part of the fault. Although there is some correlation between the compliant zone width and rigidity, our solution indicates that shear modulus can be reduced by as much as a factor ∼5 within the damage zone (i.e., a shear modulus ratio of ∼0.2). This estimate is consistent with measurements from guided seismic waves (Li et al., 2007, 1994; Peng et al., 2003) that indicate shear modulus ratios between 0.1 and 0.4, corresponding to 80% of our models. On the other hand, these studies suggest relatively small damage zone widths of a few hundred meters, which is narrower than our estimates.

Using the aftershock catalog of Hauksson et al. (2012), we compare our estimates with the distribution of seismicity around the main fault, which is another indicator of distributed damage in the host rock (Amitrano, 2006; Powers

TABLE 2.1 Shallow slip deficit estimated for different fault segments and for the whole rupture. A zero or negative SSD means that there is no deficit. A SSD value of 50% means that there is twice more slip at depth than at the surface.

Fault segment	**Mean SSD**	**95% conf. interval**	**Probability than SSD is greater or equal than...**		
			0%	**25%**	**50%**
Emerson and Camp Rock	2.6%	-25.1% - 33.5%	62%	3.1%	0%
Johnson Valley	25.4%	-3.8% - 57.6%	94%	58.2%	<1%
Homestead Valley	51.7%	42.7% - 61.9%	100%	97.0%	67.5%
All faults combined	40.9%	35.2% - 47.3%	100%	99.9%	<1%
All faults combined taking into account a compliant zone	29.6%	14.32% - 46.4%	99.6%	75.8%	<1%

and Jordan, 2010). As shown in Fig. 2.10(a), we select two profiles across the main rupture surrounding the southern antithetic fault to avoid any bias due to events located on this segment. Following Powers and Jordan (2010), we compute the horizontal density $\nu(x)$ of seismicity where x is the fault normal distance, and assume a power law decay of the form

$$\nu(x) = \nu_0 \left(1 + \frac{x^2}{d^2}\right)^{-\gamma/2} \tag{2.6}$$

where ν_0 is the aftershock density at $x = 0$, d is the damage zone half-width and γ is the asymptotic roll-off of the seismicity away from the fault. Using a Metropolis inversion scheme, we then sample ν_0, d, and γ given the seismicity density, $\nu(x)$. Comparison between observations and stochastic predictions are shown in Fig. 2.10(b) and the full posterior PDFs for the 3 parameters are shown in Fig. A.16. Although the posterior mean damage-zone half-width $d \sim 800$ m is larger than what is inferred from optical images ($d \sim 570$ m), an inversion with a fixed $d = 570$ m also explains the data reasonably well (cf. Fig. 2.10(b)).

To estimate the impact of the damage zone on the inverted slip distribution, we also invert the fault-parallel displacement profile of Fig. 2.8(c) without a compliant zone and after removing the data within 300 m of the fault (i.e. the same way it is done in our main slip inversion). The posterior PDFs of shallow slip and stochastic predictions with and without accounting for the damage zone are shown in Fig. 2.11. Although far field deformation is well-predicted in both inversions, predictions neglecting a compliant zone fail to reproduce near-fault observations and underestimate slip at shallow depth. On average, accounting for the compliant zone increases shallow slip by a factor of 1.2. On the other hand, neglecting lateral shear modulus heterogeneities will systematically lead to smaller slip (with a probability of 98%). To roughly estimate the effect of the damage zone, we can empirically correct the surface mean slip of the Landers

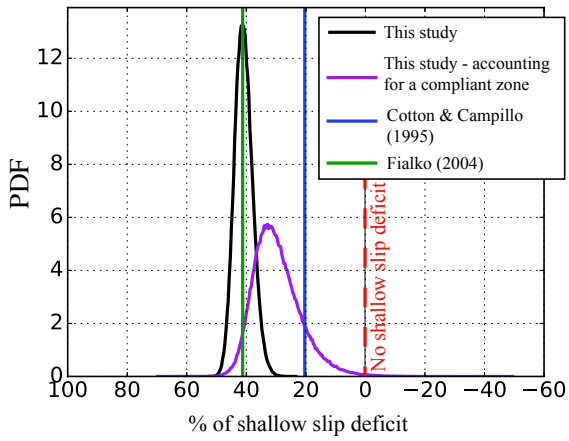

FIGURE 2.12 **Overall shallow slip deficit (SSD)**. The black PDF indicate the SSD for the overall rupture presented in Fig. 2.4. The purple PDF is the SSD corrected from the effect of the damage zone with reduced stiffness. Blue and Green vertical lines are the SSD for two published models (Cotton and Campillo, 1995; Fialko, 2004b).

rupture by factors drawn from posterior PDFs with and without accounting for the compliant zone. Results presented in Fig. 2.12 and Table 2.1, indicate that this significantly reduces the overall shallow slip deficit from 41% to 27%. These results should, however, be considered with caution, as the damage behavior can vary significantly along the fault (Lewis and Ben-Zion, 2010). We tried to conduct similar experiments in other locations on the fault but did not obtain reliable constraints on the compliant zone parameters (see for example Figs A.17 and A.18). Even if damage properties can widely vary along the fault, such structures will necessarily impact slip estimated at shallow depth, thereby reducing the inferred shallow deficit.

2.7 Conclusion

We used an extensive geodetic dataset, careful uncertainty estimates and a realistic fault geometry to produce a stochastic finite-fault model of the Landers earthquake. Our Bayesian approach to the inversion has two main advantages : (1) the solution is not biased by any kind of smoothing and (2) posterior parameter uncertainties are available and provide valuable information on the validity of the model. The predictions from our solution agree well with various observations.

Consistent with previous studies, our solution indicates a substantial shallow slip deficit that is particularly pronounced for the Homestead Valley Fault. We argue that part of this deficit results from unmodeled lateral heterogeneities in

shear modulus, corresponding to a damage zone surrounding the fault. Using high resolution optical correlation images, we highlight a ∼1 km wide damage zone on the Emerson Valley Fault responsible for an apparent reduction in shallow slip by a factor ∼1.2. Our results also show the presence of secondary ruptures with significant slip amplitudes at shallow depth. By reducing the elastic strain on the main fault, these features also contribute to the apparent slip deficit budget.

Although we do not include data in the immediate vicinity of the fault where inelastic behavior is commonly observed, we cannot rule out that some wide plastic deformation is included in our inversion and participates in the observed deficit. Following the same procedure, other near-field displacement data of large strike-slip earthquakes could provide new insights on fault zone properties and their link to co-seismic slip distribution.

2.8 Acknowledgment

We are grateful to J.P. Avouac and F. Ayoub for providing the optical images correlation observations. We also thank Y. Fialko for sending us his co-seismic slip model. This study contributed from fruitful discussions with Sarah Minson, Lijun Zhu, Michael Aivazis and Gilles Peltzer. Some GPUs used for this research were donated by the NVIDIA Corporation. This work was supported by the Initiative d'Excellence (IDEX) funding framework (Université de Strasbourg) and the CNRS PICS program (Zacharie Duputel). This work was also funded by NSF grant 1447107 awarded to Mark Simons. We thank the Editor, Martin Mai, and two anonymous reviewers for their constructive comments, which helped improve this manuscript.

Chapitre 3

A stochastic view on the strain budget of the Ecuador-Columbia subduction zone

3.1 Résumé du chapitre

Au cours des dernières décennies, les failles ont souvent été vues comme étant segmentées par des portions bloquées en période inter-sismique qui rompent indépendamment pendant les séismes. Ce modèle implique l'existence de « séismes caractéristiques » qui se répètent et qui cassent systématiquement la même portion de faille. De plus en plus d'observations contredisent cependant cette vision du cycle sismique. Ce chapitre propose une étude de la zone de subduction équatorienne où une large portion de l'interface a rompu en 1906 dans un grand séisme de magnitude M_w=8.6 (Gutenberg and Richter, 1949; Ye et al., 2016), suivi d'une série de plus petits évènements en 1942, 1958, et 1979 (Beck and Ruff, 1984; Kanamori, Hiroo and McNally, K C, 1982; Mendoza and Dewey, 1984). En avril 2016, le séisme de Pedernales de magnitude M_w=7.8 a rompu une région où avait déjà eu lieu un autre séisme de magnitude comparable en 1942 (He et al., 2017; Nocquet et al., 2017; Ye et al., 2016).

Les séismes équatoriens ne présentent pas qu'une complexité de distribution spatiale, mais également temporelle. En particulier, le moment co-sismique des séismes de 1942, 1958 et 1979 semble dépasser le déficit de moment accumulé depuis le grand tremblement de terre de 1906. De façon similaire, le séisme de 2016 est vraisemblablement associé à plus de glissement co-sismique que le déficit accumulé depuis l'évènement de 1942 (Nocquet et al., 2017). Cependant, d'autres études suggèrent que la déformation élastique accumulée dans la région depuis les

séismes de 1906 et 1942 est cohérente avec le moment sismique du séisme de 2016 (He et al., 2017; Ye et al., 2016; Yi et al., 2018). Ces résultats contradictoires résultent en partie du manque d'information sur les séismes historiques, mais également de la nature mal posée des inversions de glissement et de couplage. Cela démontre l'importance cruciale de considérer les différentes sources d'incertitudes affectant les modèles co- et inter-sismiques dans l'étude du bilan de déformation de la subduction équatorienne.

Dans cette étude, nous proposons une analyse stochastique de la séquence de séismes qui s'est produite le long de l'interface de subduction équatorienne. Nous prenons en compte les erreurs de mesures, de modélisation, mais aussi l'incertitude associée à la localisation et à la magnitude des événements passés. Nous réalisons ensuite des inversions Bayésiennes permettant de produire des solutions stochastiques qui ne sont pas affectées par un lissage spatial et qui permettent de caractériser l'incertitude a posteriori sur les paramètres du modèle. Premièrement, nous utilisons plusieurs années d'observations GPS pour produire une population de modèles de couplage inter-sismique de l'interface de subduction. Nous inversons ensuite la distribution cinématique de glissement co-sismique du séisme de Pedernales de 2016 en utilisant un jeu de données le plus complet possible. Il consiste en plusieurs scènes InSAR, des offsets GPS, des enregistrements tsunami, des données GPS haute-fréquence et des sismogrammes accélérométriques.

Nos résultats indiquent une hétérogénéité importante du couplage le long de l'interface qui semble en accord avec les modèles obtenus précédemment sans lissage excessif (Chlieh et al., 2014). Cette solution révèle une incertitude plus élevée à la fosse qui semble augmenter a mesure que l'on se rapproche de la frontière avec la Colombie. Au premier ordre, la solution co-sismique obtenue est également en accord avec des études publiées précédemment (Nocquet et al., 2017; Ye et al., 2016; Yi et al., 2018). Nous observons une propagation de la rupture vers le sud avec une distribution de glissement présentant deux aspérités distinctes qui coïncident avec deux régions de couplage plus important.

La marge de subduction équatorienne offre une opportunité unique d'étudier une faille sur plusieurs cycles sismiques. Nous mettons à profit la nature stochastique de nos solutions inter- et co-sismiques pour les comparer de manière probabiliste. Plus précisément, nous comparons le moment co-sismique au déficit de moment déduit du modèle de couplage. Ainsi entre 1906 et 2016, il est plus probable d'avoir un excès de moment co-sismique par rapport au déficit de moment. Les incertitudes restent cependant très importantes. Nocquet et al. (2017) observe un résultat similaire et propose la notion de supercycle sismique

s'expliquant par le fait que les séismes de 1906 et 1942 n'ont pas relâché toute la déformation accumulée. Cette interprétation semble cohérente avec la variabilité spatiale de couplage qui révèle une hétérogénéité dans les propriétés frictionnelles de la faille. Ceci pourrait expliquer le regroupement spatial et temporel de séismes avec une taille variable (Kaneko et al., 2010). Cette observation repose cependant sur l'hypothèse que les séismes de 1942 et 2016 partagent la même localisation, ce qui est remis en question par certaines études (Ye et al., 2016; Yi et al., 2018). Lorsque cette hypothèse est relachée, le déséquilibre de déformation sur l'interface n'est plus conforté par les observations co- et inter-sismiques.

En bref

- Nous produisons un modèle de couplage stochastique le long de la subduction équatorienne. La solution obtenue suggère une forte hétérogénéité spatiale des propriétés frictionnelles de l'interface ayant probablement un impact sur la complexité spatiale et temporelle du cycle sismique dans la région.
- Nous utilisons différentes observations géodésiques, tsunami et sismologiques en champ proche pour obtenir un modèle cinématique Bayésien de la rupture du séisme de Pedernales en 2016 (M_w=7.8).
- La comparaison probabiliste de ces deux populations de modèles révèle un probable excès de moment co-sismique par rapport au déficit de moment inter-sismique accumulé dans cette région de la marge équatorienne depuis les séismes historiques de 1942 et 1906. Ces observations suggèrent soit des variations temporelles du couplage inter-sismique soit le fait que les séismes historiques n'ont pas relaché toutes la déformation précédemment accumulées.
- Cependant, cette conclusion n'est valide que si le séisme de 1942 est co-localisé avec le séisme de Pedernales en 2016. Sans cette hypothèse, on trouve alors un moment co-sismique équivalent au déficit inter-sismique accumulé depuis 1906.

Ce chapitre fait l'objet d'un article en cours de préparation. Il a été réalisé en collaboration avec Zacharie Duputel, Romain Jolivet, Mark Simons, Junle Jiang, Cunren Liang, Eric Fielding, et Luis Rivera.

3.2 Abstract

The 2016 Pedernales earthquake (M_W=7.8) ruptured a portion of the Colombia-Ecuador subduction interface where several large historical earthquakes have been documented since the great 1906 earthquake (M=8.6). Considering all significant ruptures that occurred in the region, it has been suggested that the cumulative moment generated co-seismically along this part of the subduction over the last century exceeds the moment deficit accumulated inter-seismically since 1906. Such an excess challenges simple models with earthquakes resetting the elastic strain accumulated inter-seismically in locked asperities. These inferences are however associated with large uncertainties that are generally unknown. The impact of spatial smoothing constraints on co-seismic and inter-seismic models also prevents any robust assessment of the strain budget. We propose a Bayesian kinematic slip model of the 2016 Pedernales earthquake using the most comprehensive dataset to date including InSAR and GPS offsets, tsunami waveforms, and kinematic records from high-rate GPS and strong-motions. In addition, we use inter-seismic geodetic velocities to produce a probabilistic inter-seismic coupling model of the subduction interface. Our stochastic co-seismic and inter-seismic solutions include the ensemble of all plausible models consistent with our prior information and that fit the observations within uncertainties. The analysis of these model ensembles indicates that an excess of co-seismic moment during the 1906 - 2016 period is likely in Central Ecuador only if we assume that 1942 and 2016 earthquakes are colocated. If this assumption is relaxed, we show that this conclusion no longer holds given uncertainties in co- and inter-seismic processes. The comparison of 1942 and 2016 teleseismic records reveals large uncertainties in the location of the 1942 event, hampering our ability to draw strong conclusions on the unbalanced moment budget in the region. Our results also show a heterogeneous coupling of the subduction interface that coincides with two slip asperities in our co-seismic model for the 2016 Pedernales earthquake and with the location of historical ruptures in 1958, 1979 and 1998. The spatial variability in coupling and complexity in earthquake history suggest strong heterogeneities in frictional properties of the subduction megathrust.

3.3 Introduction

Over the past decades, a prevailing view was to consider faults to be paved with persistent fault segments remaining locked in the inter-seismic period and failing suddenly during earthquakes while the surrounding interface creeps conti-

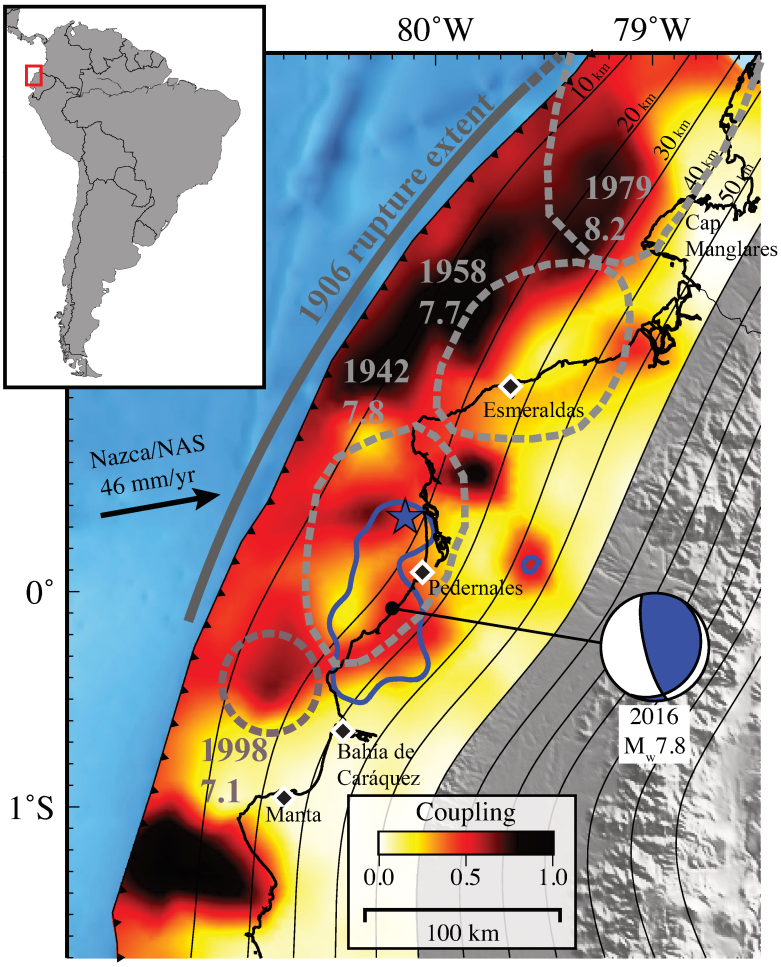

FIGURE 3.1 **Inter-seismic coupling and historical earthquakes map.** The colour scale indicates the geodetic coupling of the subduction interface obtained from inter-seismic GPS velocities (cf. section 3.4). Blue line and blue star are respectively the 2 m isocontours of co-seismic slip and hypocenter obtained for the 2016 Pedernales earthquake (cf., section 3.5). Grey dashed lines show the approximate extent of the 1942, 1958, 1979, and 1998 events (Chlieh et al., 2014; Kanamori, Hiroo and McNally, K C, 1982). The thick gray line shows the along-strike extent of the 1906 $M_w = 8.6$ earthquake. The focal mechanism of the 2016 Pedernales earthquake is presented in blue. Thin black lines are isocontours of the slab depth. The line with the adjacent black triangles shows the location of the trench. The black arrow illustrates the convergence direction of the Nazca plate toward the North Andean Silver plate (NAS, Chlieh et al., 2014).

nuously. This conceptual model predicts so-called "characteristic" earthquakes repeatedly rupturing the same locked fault segments with either periodic, time-predictable or slip-predictable behaviours (Schwartz and Coppersmith, 1984; Shimazaki and Nakata, 1980). This paradigm is contradicted by an increasing number of observations showing that the same fault area can break entirely in a single large earthquake (M_w>8.5) but also in a series of smaller ruptures. A remarkable example of such behaviour is the Colombia-Ecuador subduction zone that experienced a complex sequence of earthquakes since the beginning of the 20th century (see Figure 3.1). In 1906, the great M_w=8.6 earthquake broke a ∼500-km-long segment of the subduction interface (Gutenberg and Richter, 1949; Ye et al., 2016). Several decades later, the same area was re-ruptured by a series of smaller $M_w \leq 8.2$ events in 1942, 1958, 1979 and 1998 (Beck and Ruff, 1984; Chlieh et al., 2014; Kanamori, Hiroo and McNally, K C, 1982; Mendoza and Dewey, 1984). In April 2016, the region in the vicinity of the 1942 Ecuador event was again ruptured by the M_w=7.8 Pedernales earthquake (He et al., 2017; Nocquet et al., 2017; Ye et al., 2016; Yi et al., 2018).

In addition to such variability among successive ruptures, major earthquakes in the Colombia-Ecuador subduction zone seem to be clustered in time. Specifically, it has been recently suggested that the seismic moment of the 1942, 1958 and 1979 earthquakes exceeds the deficit accumulated since 1906 and that the 2016 Pedernales event may be associated with more fault slip that the deficit accumulated since the 1942 earthquake (Nocquet et al., 2017). Similar observations are reported in other regions, for example in 1797 and 1833 earthquakes in Sumatra (Sieh et al., 2008), 1812 and 1857 earthquakes in California (Heaton, 1990; Jacoby et al., 1988), and for the 2003 M_w=7.6 and 2013 M_w=7.8 Scotia sea earthquakes (Vallée and Satriano, 2014). Such spatial and temporal clustering can be caused by spatial variations of fault coupling associated with heterogeneous frictional properties (Kaneko et al., 2010). Moreover, there can be fluctuations in the patterns of inter-seismic fault coupling before large earthquakes (Mavrommatis et al., 2014; Perfettini and Avouac, 2004; Yokota and Koketsu, 2015) or during the post-seismic response of nearby large earthquakes (Heki and Mitsui, 2013; Melnick et al., 2017).

Although the existence of an anomalously large co-seismic slip associated with a supercycle behaviour is plausible, other studies suggest that the seismic moment of the 2016 Pedernales earthquake is actually consistent with the strain accumulated in the region since the 1942 and 1906 earthquakes (e.g., Ye et al., 2016; Yi et al., 2018; Yoshimoto et al., 2017). These contrasting statements result from the lack of information about past earthquakes (Yi et al., 2018) but

also from the ill-posed nature of inter- and co-seismic slip inversions used to evaluate the strain budget along the megathrust. Such inferences are affected by the lack of resolution near the trench during the inter-seismic period but also by non-physically-based smoothing constraints used to regularize slip inversions. In addition, inter- and co-seismic estimates usually do not incorporate rigorous uncertainties (or very often, no uncertainty at all), which complicates a quantitative assessment of the overall strain budget.

In this study, we conduct a probabilistic exploration of the Colombia-Ecuador earthquake sequence to fully account for uncertainties, including measurement errors, mismodeling, but also uncertainties in the location or magnitude of past events. Using a Bayesian framework, we explore both the inter-seismic geodetic coupling of the subduction interface and the co-seismic slip distribution of the M_w=7.8 Pedernales earthquake. These estimates do not rely on any spatial smoothing and provide full posterior probability distributions describing the ensemble of plausible models that fit the observations and are consistent with simple prior constraints (e.g., slip positivity in the direction of convergence).

3.4 Geodetic coupling

3.4.1 Stochastic inter-seismic modeling

We first compute a stochastic model to derive the geodetic coupling of the Ecuadorian subduction interface. We use inter-seismic GPS velocities computed by Chlieh et al. (2014) from 29 stations installed in Ecuador and Colombia. The fault geometry is based on a 3D surface following the Slab1.0 interface and discretized with a mesh of triangles (c.f., Fig. B.1 in Appendix B). Using a back-slip approach (Savage, 1983), we invert for the inter-seismic slip rate at each of the triangle knots assuming a barycentric interpolation scheme within the triangles. This approach avoids unphysical slip discontinuities contrarily to traditional parameterizations based on sub-faults with piecewise constant slip (Ortega, 2013).

We invert only for the slip-rate along the direction of convergence between Nazca and North Andean Sliver (NAS) plates. In our Bayesian inversion framework, the solution is the posterior ensemble of all plausible inter-seismic slip rate models ($\mathbf{m}_{\mathcal{I}}$) that fit the GPS data ($\mathbf{d}_{\mathcal{I}}$) and that are consistent with our prior hypotheses. This solution does not rely on any smoothing regularization and is based on a simple physical prior for the inter-seismic slip-rate : a uniform prior PDF $p(\mathbf{m}_{\mathcal{I}}) = \mathcal{U}(-0.05 \cdot V_p,\ 1.05 \cdot V_p)^M$ where V_p is the plate rate and M is the

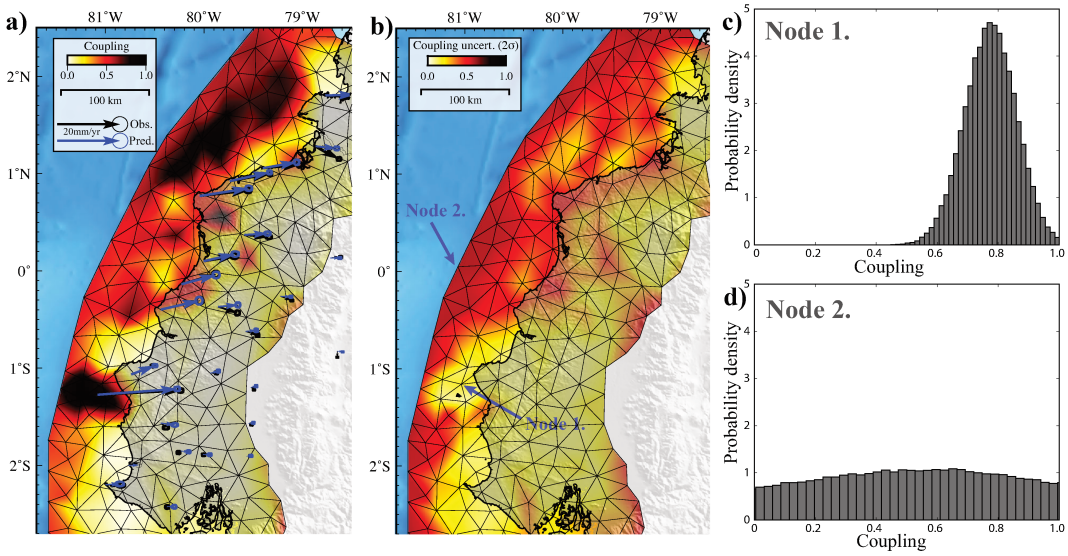

FIGURE 3.2 **Inter-seismic coupling of the Ecuadorian subduction margin. a)** Posterior mean coupling model. Thin black lines represent the fault parametrization. Coupling values are inverted at each triangle knot. Inter-seismic GPS displacement and model predictions are plotted as black and blue arrows, respectively. **b)** 2-σ uncertainties of the coupling model. **c)** et **d)** Marginal probability densities for the two nodes pointed out in b).

number of triangle knots (260 knots). Each point on the fault is thus forbidden from slipping significantly in a direction opposite to the long-term relative fault motion. Following Bayes' theorem, the posterior PDF is given by

$$p(\mathbf{m}_\mathcal{I}|\mathbf{d}_\mathcal{I}) \propto p(\mathbf{m}_\mathcal{I}) \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{d}_\mathcal{I} - \mathbf{G}_\mathcal{I}\mathbf{m}_\mathcal{I})^T \mathbf{C}_\mathcal{I}^{-1}(\mathbf{d}_\mathcal{I} - \mathbf{G}_\mathcal{I}\mathbf{m}_\mathcal{I})\right] \tag{3.1}$$

where $\mathbf{G}_\mathcal{I}$ is the Green's function matrix and $\mathbf{C}_\mathcal{I}$ is the misfit covariance matrix combining observational errors and prediction uncertainties. Green's functions are computed for a semi-infinite stratified elastic medium derived from regional velocity models shown in Fig. B.2 (Bethoux et al., 2011; Nocquet et al., 2017; Vallée et al., 2013). We account for prediction uncertainty due to inaccuracies in this layered model using the approach of Duputel et al. (2014). The uncertainty on the elastic structure, presented as grey histograms in Fig B.2, was estimated by comparing previously published models in the region.

We sample the posterior PDF $p(\mathbf{m}_\mathcal{I}|\mathbf{d}_\mathcal{I})$ using AlTar, a parallel Markov Chain Monte Carlo (MCMC) algorithm following the CATMIP algorithm introduced by Minson et al. (2013) and that we have previously used to investigate inter-seismic deformations (Jolivet et al., 2015; Klein et al., 2017). The resulting posterior

ensemble of slip-rate models in eq. (3.1) is then converted into stochastic coupling maps ($\mathbf{m}_{\mathcal{C}}$) using $\mathbf{m}_{\mathcal{C}} = 1 - \mathbf{m}_{\mathcal{I}}/V_p$.

3.4.2 Geodetic coupling results

Using our Bayesian framework, we generate 160 000 models corresponding to the posterior information on geodetic coupling given measured inter-seismic velocities. We find that this number is large enough to converge toward the posterior probability density. Representing the ensemble of posterior models is challenging for multidimensional problems such as those addressed in this study. To represent an ensemble solution, a common choice is to compute the posterior mean (i.e., the average of all model samples). The posterior mean coupling model is shown in Fig. 3.1 and Fig. 3.2a along with the associated 2-σ posterior uncertainties in Fig. 3.2b. We also show the posterior median model in Fig. B.3, which is actually very similar to the posterior mean since most marginal PDFs are nearly Gaussians.

Several features in our solution can be observed in previously published geodetic coupling models (e.g., Chlieh et al., 2014; Nocquet et al., 2014). In the South, there is a very clear coupled area offshore of the Manta peninsula, which has been previously identified as a region associated with transient slow-slip events (Nocquet et al., 2014; Vallée et al., 2013). As shown in Fig. 3.2a and Fig. 3.2c, this area is associated with small model uncertainties probably because of the GPS station located in La Plata Island, right above the coupled asperity. This asperity is bounded to the north by a low coupling corridor that might have acted as a creeping barrier for the 1906, 1942, 1998 and 2016 earthquakes (cf., Fig. 3.1 ; Chlieh et al., 2014).

Further North, we observe larger model uncertainties due the lack of offshore measurements (Fig. 3.2b). This is quite clear in Fig. 3.2d showing that marginal PDFs close to the trench are nearly uniform. To quantify this, we estimate the information gain from prior to posterior marginal PDFs using the Kullback-Leibler divergence, defined as :

$$D_{KL}{}^{i} = \int p({m_{\mathcal{C}}}^{i}|\mathbf{d}_{\mathcal{C}}) \log_2 \frac{p({m_{\mathcal{C}}}^{i})}{p({m_{\mathcal{C}}}^{i}|\mathbf{d}_{\mathcal{C}})} \, d{m_{\mathcal{C}}}^{i} \tag{3.2}$$

where ${m_{\mathcal{C}}}^{i}$ is the coupling sampled in i-th knot of the triangular mesh. The resulting map, presented in Fig. B.4, indicates how much information is brought by the data in different regions of the model. It clearly illustrates the difficulty to infer coupling properties close to the trench using land-based geodetic data.

TABLE 3.1 InSAR observations used in this study. λ is the correlation length.

Satellite	Orbit	Acquisition dates	N° of data pts	Std.	λ
ALOS-2	asc.	07/02/16 - 01/05/16	130	5.3 mm	2.88 km
ALOS-2	desc.	01/04/16 - 29/04/16	483	9.2 mm	11.90 km
Sentinel-1A	desc.	12/04/16 - 24/04/16	380	5.0 mm	15.0 km

Despite these fundamental limitations far offshore, it seems that the subduction interface north of Bahía de Caráquez is characterized by multiple patches of large geodetic coupling. At first order, such heterogeneity seems consistent with the "unsmoothed" solution of (Chlieh et al., 2014). This is unsurprising since our modeling approach is not affected by any spatial smoothing. The high coupling asperity directly offshore of Bahía de Caráquez probably ruptured individually during the 1998 M_w=7.2 earthquake while the coupled areas closer to Pedernales failed during the 1942 and 2016 earthquake (Fig. 3.1). On the other hand, the large region of high coupling between Esmeraldas and Cap Manglares was probably involved in the 1958 and 1979 ruptures (cf., Fig. 3.1).

3.5 Rupture process of the 2016 Pedernales earthquake

3.5.1 Data overview

Several geodetic datasets are available, covering both near-field and far-field static displacements (cf., Fig. 3.3). GPS data are gathered from 12 campaign stations, 14 permanent stations with daily solutions (CGPS), and 8 High-Rate stations (HRGPS). Static offsets of campaign and permanent stations are provided by Nocquet et al. (2017) and we estimate static displacements from HRGPS by measuring co-seismic offsets from the position before and after the event. We use 1-σ errors provided by Nocquet et al. (2017) for the campaign and CGPS and estimate uncertainties for HRGPS offsets from the standard deviation measured in 20 seconds pre- and post-event time windows. Vertical components of campaign GPS are not inverted as they show large uncertainties. In addition, we use three SAR interferograms including two ALOS-2 images from ascending and descending tracks, and a Sentinel-1 interferogram from a descending track. The number of pixels in the unwrapped interferograms is reduced using a recursive quad-tree algorithm (cf., Fig. B.5 ; Lohman and Simons, 2005). We estimate the uncertainties related to atmospheric noise following the procedure of Jolivet

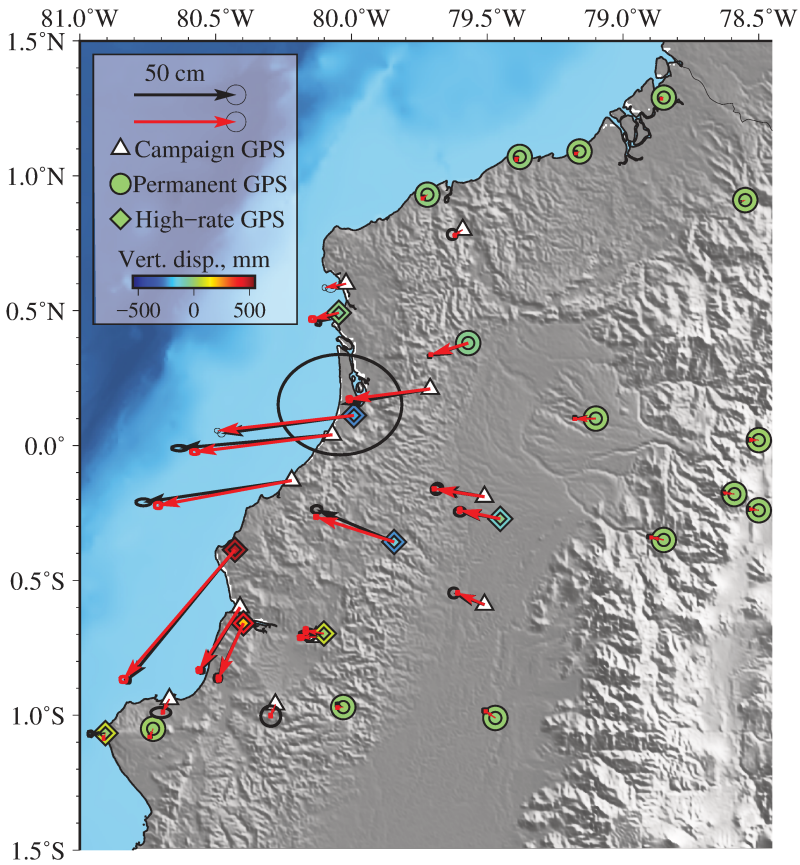

FIGURE 3.3 **GPS observations used in this study.** Black and red arrows show observed and predicted GPS horizontal displacements along with their 95%-confidence ellipses (representing observational and prediction uncertainties, respectively). For the permanent and High-rate GPS, the symbol colour represents the vertical displacement. The outer symbol is the observation while the inner symbol is the mean model prediction.

et al. (2012) by estimating empirical covariance functions for each InSAR scene. Estimated parameters are summarized in Table 3.1 and covariance functions are available in Fig B.6.

There are three nearby DART buoys (Deep-ocean Assessment and Reporting of Tsunamis) that monitored the tsunami generated by this event. Unfortunately, the waveform recorded by the closest station (D32067) is unusable for modeling due to multiple data gaps and contamination by seismic waves. On the other hand, the tsunami waveforms recorded at DART stations D32413 and D32411 (cf., Fig. 3.5) can be used to constrain the up-dip part of the rupture. To remove tidal signals and reduce high-frequency noise, we band-pass filter the waveforms between 8 min and 3 hours using a third order Butterworth filter. Observational uncertainties are derived from standard deviations computed in 140 and 100 min windows before the first arrivals respectively for buoys D32413 and D32411.

Our dataset also includes near-field seismic waveforms recorded by 10 strong-motion accelerometers and 8 HRGPS stations (c.f. Figs. 3.6 and 3.7). We integrate the accelerometric data twice and downsample them to 1 sps to match the HRGPS sampling rate. As described in Table B.1, waveforms are bandpass filtered between 0.015 Hz and 0.08 Hz, except for a few noisy records for which we increased the lower corner frequency to 0.037 Hz. Waveforms are inverted in a 150 s-long time window starting from the origin time of the mainshock (23 :58 :36 UTC).

3.5.2 Stochastic co-seismic modeling

Our kinematic modeling of the 2016 Pedernales earthquake is based on a non-planar fault geometry in which the dip varies from 10° to 27° between 10 and 50 km depth, following the bending of the Slab1.0 model (cf., Fig. B.7 ; Hayes et al., 2012). The fault is discretized with 15×15 km patches in which we sample static ($\mathbf{m}_{\mathcal{S}}$) and kinematic ($\mathbf{m}_{\mathcal{K}}$) model parameters. The static model vector $\mathbf{m}_{\mathcal{S}}$ includes two components of static slip in each patch (i.e., the final integrated slip) and extra nuisance parameters to account for InSAR orbital errors (i.e., 3 parameters per interferogram to model a linear function of range and azimuth). The two components of static slip are $U_{\parallel}$, aligned with the direction of convergence between Nazca and NAS plates, and $U_{\perp}$, which is perpendicular to $U_{\parallel}$. The vector of kinematic parameters $\mathbf{m}_{\mathcal{K}}$ includes rupture velocity and rise time in each patch, along with hypocenter coordinates (i.e., the point of rupture initiation). Each point on the fault is only allowed to rupture once during the earthquake and we prescribe a triangular slip velocity function.

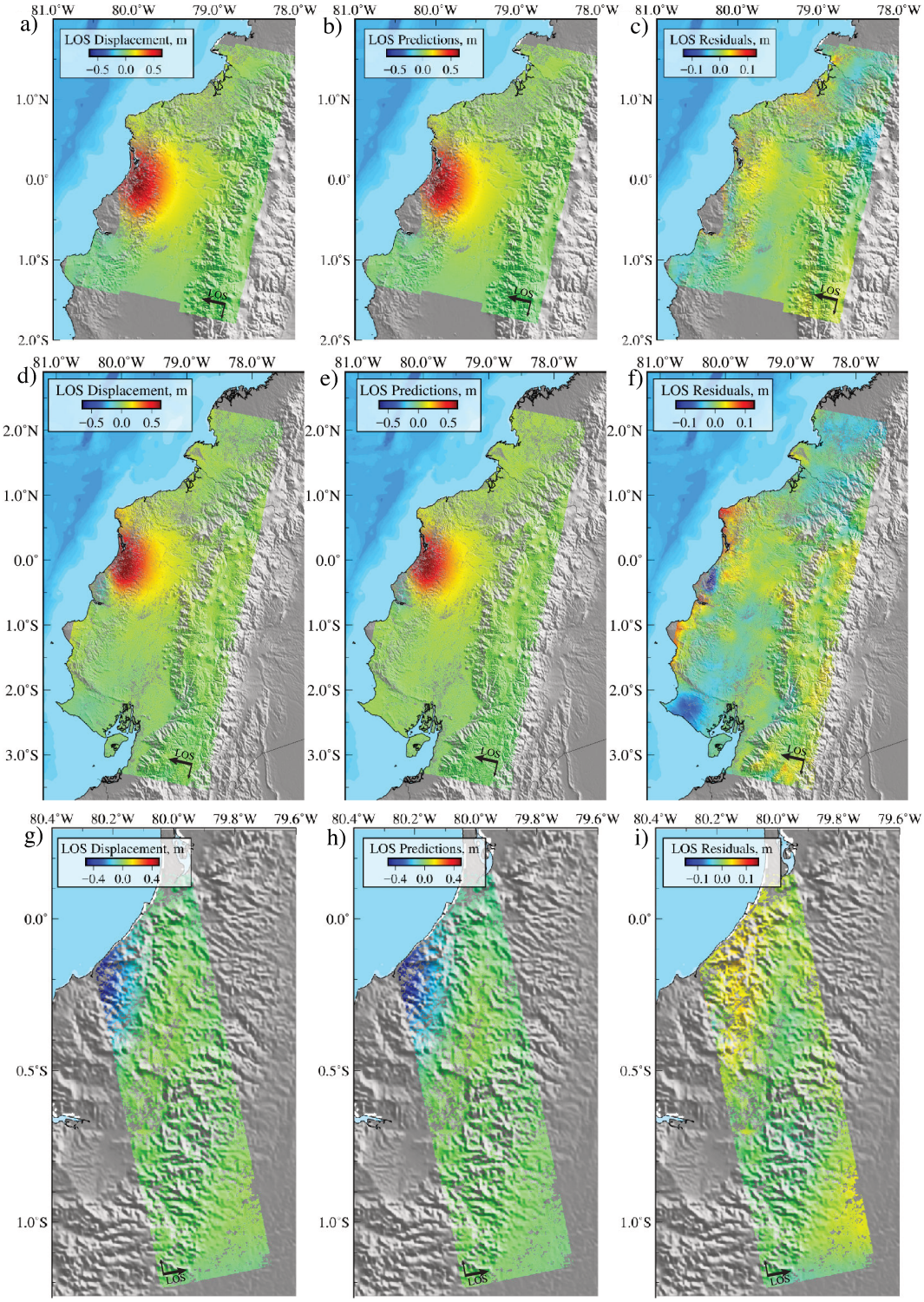

FIGURE 3.4 **Model performance for InSAR**. **(a, d, g)** InSAR observations. **(b, e, h)** Predictions for the posterior mean model. **(c, f, i)** Residuals of the Sentinel (top row), descending ALOS-2 (middle row), and ascending ALOS-2 (bottom row) interferograms. Decimated observations, predictions, and residuals are shown in Fig. B.5

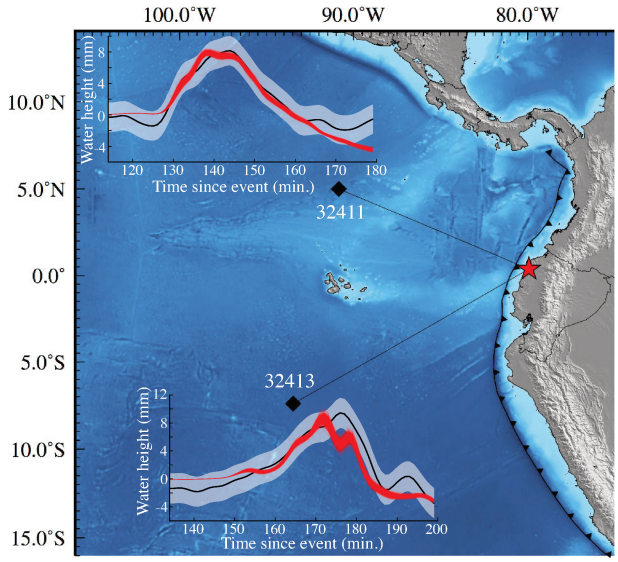

FIGURE 3.5 **Observed and predicted tsunami waveforms.** The red star defines the event epicenter while black diamonds are the locations of the two DART buoys that recorded the tsunami. For each of them, the amplitude of the first arrival is plotted as a thick black line. The surrounding shaded area marks the 2-σ confidence interval. Stochastic forward model predictions are plotted in red.

Following the approach of Minson et al. (2013), we start to solve the static part of the problem by inverting for the final slip distribution (i.e., $\mathbf{m}_\mathcal{S}$) given available static observations ($\mathbf{d}_\mathcal{S}$), i.e., InSAR, GPS offsets and tsunami data. Using AlTar, we thus sample the posterior distribution :

$$\begin{aligned} p(\mathbf{m}_\mathcal{S}|\mathbf{d}_\mathcal{S}) &\propto p(\mathbf{m}_\mathcal{S})\, p(\mathbf{d}_\mathcal{S}|\mathbf{m}_\mathcal{S}) \\ &\propto p(\mathbf{m}_\mathcal{S}) \exp\Big[-\frac{1}{2}(\mathbf{d}_\mathcal{S}-\mathbf{G}_\mathcal{S}\mathbf{m}_\mathcal{S})^T\mathbf{C}_\mathcal{S}^{-1}(\mathbf{d}_\mathcal{S}-\mathbf{G}_\mathcal{S}\mathbf{m}_\mathcal{S})\Big] \end{aligned} \tag{3.3}$$

where $\mathbf{G}_\mathcal{S}$ is the matrix including Green's functions that are computed using the same layered elastic medium to the one used for the inter-seismic coupling model (cf., section 3.4). The tsunami waveforms are simulated using COMCOT (Liu et al., 1998) assuming a time step of 1 sec and a 30-arc second bathymetry (Weatherall et al., 2015). As in eq. (3.1), the misfit covariance $\mathbf{C}_\mathcal{S}$ describes observational errors and prediction uncertainties due to innacuracies of the assumed elastic structure. The prior PDF $p(\mathbf{m}_\mathcal{S})$ is composed of a simple uniform prior $\mathcal{U}(-1\,\mathrm{m},\, 15\,\mathrm{m})$ along the direction of convergence ($U_\parallel$) and a Gaussian distribution $\mathcal{N}(0,\, 0.5\,\mathrm{m})$ in the perpendicular direction ($U_\perp$). We thus promote a dominant thrust motion while allowing local variations of the slip direction.

In a second step, we address the full joint inversion problem by incorporating kinematic observations $\mathbf{d}_{\mathcal{K}}$, which are composed of HRGPS and strong motion data. This new dataset provides information on kinematic parameters $\mathbf{m}_{\mathcal{K}}$ and brings additional constraints on $\mathbf{m}_{\mathcal{S}}$. The posterior PDF is then given by (Minson et al., 2013) :

$$p(\mathbf{m}_{\mathcal{S}}, \mathbf{m}_{\mathcal{K}}|\mathbf{d}_{\mathcal{S}}, \mathbf{d}_{\mathcal{K}}) \propto p(\mathbf{m}_{\mathcal{K}})\, p(\mathbf{m}_{\mathcal{S}}|\mathbf{d}_{\mathcal{S}})\, p(\mathbf{d}_{\mathcal{K}}|\mathbf{m}_{\mathcal{S}}, \mathbf{m}_{\mathcal{K}}) \tag{3.4}$$

$$\propto p(\mathbf{m}_{\mathcal{K}})\, p(\mathbf{m}_{\mathcal{S}}|\mathbf{d}_{\mathcal{S}}) \tag{3.5}$$

$$\times \exp\Big[-\frac{1}{2}(\mathbf{d}_{\mathcal{K}} - \mathbf{g}_{\mathcal{K}}(\mathbf{m}_{\mathcal{S}}, \mathbf{m}_{\mathcal{K}}))^T \mathbf{C}_{\mathcal{K}}^{-1}(\mathbf{d}_{\mathcal{K}} - \mathbf{g}_{\mathcal{K}}(\mathbf{m}_{\mathcal{S}}, \mathbf{m}_{\mathcal{K}}))\Big]$$

where $\mathbf{g}_{\mathcal{K}}(\mathbf{m}_{\mathcal{S}}, \mathbf{m}_{\mathcal{K}})$ corresponds to the (non-linear) forward predictions for HRGPS and strong motion waveforms that are based on the Herrmann (2013) implementation of the discrete wave-number method (Bouchon and Aki, 1977). As in eq. (3.3), $\mathbf{C}_{\mathcal{K}}$ is the misfit covariance describing measurement errors and predictions uncertainties due to Earth model innacuracies. The prior $p(\mathbf{m_k})$ is a combination of uniform priors $\mathcal{U}(1\,\mathrm{s},\ 12\,\mathrm{s})$ and $\mathcal{U}(1\,\mathrm{km/s},\ 4\,\mathrm{km/s})$ for rise-time and rupture velocity and a Gaussian PDF $\mathcal{N}(\mathbf{x}_h,\ \sigma = 5\,\mathrm{km})$ for the hypocenter coordinates ($\mathbf{x}_h$).

3.5.3 Co-seismic modeling results

The posterior mean co-seismic slip model and associated uncertainties are shown shown in Fig. 3.8a-b while snapshots of cumulative slip and slip velocity are shown in Fig. 3.9. Posterior model uncertainties indicate that we have relatively good constraints on slip amplitude through the fault plane. Moreover, stochastic rupture fronts presented in Fig. 3.8a show that rupture initial times are well resolved in large slip areas. There is however a tradeoff between rupture initial times and rise times as illustrated in Fig. 3.8c-d. This is because our seismic observations are mostly sensitive on subfault centroid times rather than on rupture times and rise times, resulting in a negative correlation with a slope -1 between the two later parameters.

As noticed previously, the Pedernales rupture is mainly unidirectional with a significant southward directivity (Nocquet et al., 2017; Ye et al., 2016; Yi et al., 2018). The inverted hypocenter (0.31° N, -80.15° W, depth=19.6 km ; indicated by the red star in Fig. 3.8), is consistent with estimates from the Instituto Geofísico de la Escuela Politécnica Nacional (0.35° N, -80.16° W, depth=17.0 km ; http://www.igepn.edu.ec). Our solution depicts two large slip asperities separated by ∼500 km that coincides roughly with two high-coupling

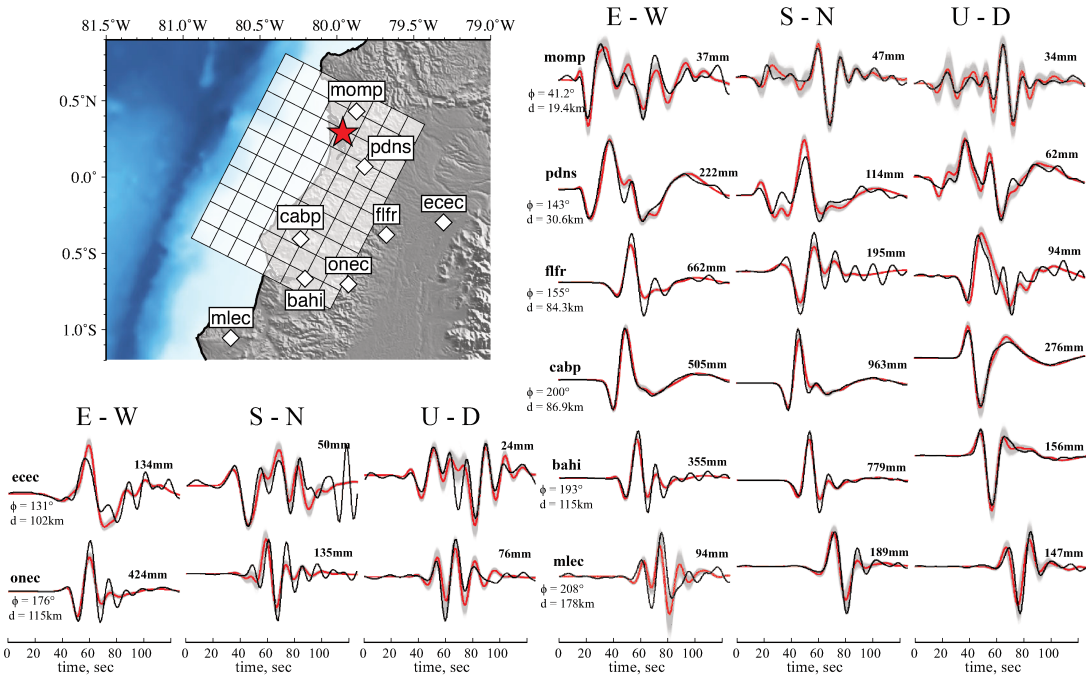

FIGURE 3.6 **High-rate GPS observations and model predictions.** The white diamonds on the top-left map indicate the position of the stations. The red star marks the inverted epicenter location. White rectangles are the fault parametrization. The East, North, and vertical components of each station are plotted around the map. For each waveform, the bold number indicates its maximum amplitude. The station azimuth Φ and distance d to the epicenter are also given. The black line is the recorded waveform. The gray lines are the stochastic predictions for our posterior model. The red line is the mean of the stochastic predictions.

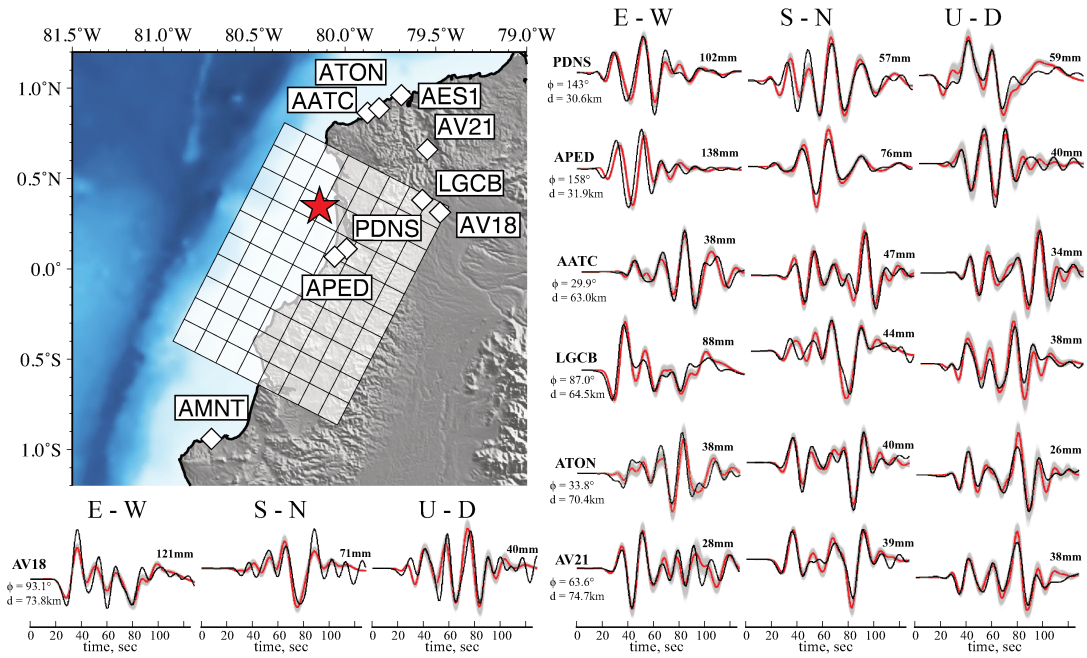

FIGURE 3.7 **Strong-motion observations and model predictions.** Same as Fig. 3.6. We show only the stations where three components are available. The remaining 5 waveforms from 3 additional stations and the associated model predictions a shown in Fig. B.8

zones north and south of the equator in Fig. 3.1. As shown in Fig. 3.9, the first asperity is located close to the epicenter and fails within 15 s after the origin time. The second slip asperity ruptures about 10 s later and contributes to more than 60% of the total seismic moment. The rupture directivity and the location of the southernmost asperity, with slip up to 8 m below the coastline, can probably explain the large damages that have been reported south of the city of Pedernales (Nocquet et al., 2017).

The southward directivity is clearly visible on HRGPS and strong motion data that show large ground motion amplitudes south of the rupture. This is well captured by our stochastic model predictions as shown in Fig. 3.6 and Fig. 3.7. Although our approach accounts for prediction uncertainties due to innacuracies in the assumed layered structure, some discrepancies are visible in the late arrivals, which are probably due to unaccounted 3D heterogeneities. Geodetic measurements provide good constraints on the static slip pattern, with large static displacements observed above the large slip asperity in the south. Our solution is able to predict GPS measurements (Fig. 3.3) and InSAR data, with small residuals for Sentinel and ALOS-2 data (Fig. 3.4). We notice larger misfits for the ALOS-2 descending track, probably due to atmospheric noise since this interferogram is associated with significant spatially-correlated observational noise (cf., Fig. B.6).

Our solution also provides satisfactory fit to tsunami waveforms despite their relatively small amplitude (<1 cm, Fig. 3.5). These tsunami observations are important since they clearly show the absence of slip in the shallow portion of the fault (shallow slip produces large amplitude waves arriving too early at DART stations). This is also reported by Ye et al. (2016) that conducted trial and error teleseismic inversions, progressively removing shallow rows of patches to match the onset of tsunami signals.

3.6 Strain budget along the Colombia-Ecuador subduction zone

The Colombia-Ecuador subduction zone provides an outstanding opportunity to study the behaviour of a megathrust fault over multiple earthquake cycles. As mentioned above, before the 2016 Pedernales earthquake, the subduction interface experienced a sequence of megathrust ruptures that started with a large M_w=8.6 event in 1906 followed by a series of smaller earthquakes in 1942, 1958, 1979 and 1998. Because these events seem to be clustered in time, it has been recently suggested that the strain released by most recent earthquakes exceeds the deformation accumulated inter-seismically since 1906 (Nocquet et al., 2017; Yi et al., 2018).

The strain budget along the megathrust can be investigated by comparing the co-seismic moment generated by earthquakes with the moment deficit accumulated during previous inter-seismic periods. We define the moment deficit accumulated over an inter-seismic time-span T in a fault area A as :

$$\begin{aligned} M_0^{deficit} &= T \iint_A \mu(\mathbf{x}) \Big[V_p - m_{\mathcal{I}}(\mathbf{x}) \Big] d\mathbf{x} \\ &= T\, V_p \iint_A \mu(\mathbf{x}) m_{\mathcal{C}}(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \end{aligned} \tag{3.6}$$

where V_p is the long-term convergence rate of the subduction and $\mu(\mathbf{x})$ is the shear modulus at the location $\mathbf{x}$ of the subduction interface. In the above equation, $m_{\mathcal{I}}(\mathbf{x})$ and $m_{\mathcal{C}}(\mathbf{x})$ are respectively the geodetic slip-rate and coupling models introduced in section 3.4. Using such approach, the estimates of Nocquet et al. (2017) suggest that the co-seismic moment of the 1942 and 2016 earthquakes are much larger than the deficit accumulated since the 1906 earthquake (by a factor of 3 to 5 times for the 1942 event and 1.3 to 1.6 times for 2016). This seems also true for northern segments and in particular for the 1958 earthquake that has a seismic moment 1.5 to 1.8 times larger than the moment deficit estimated from

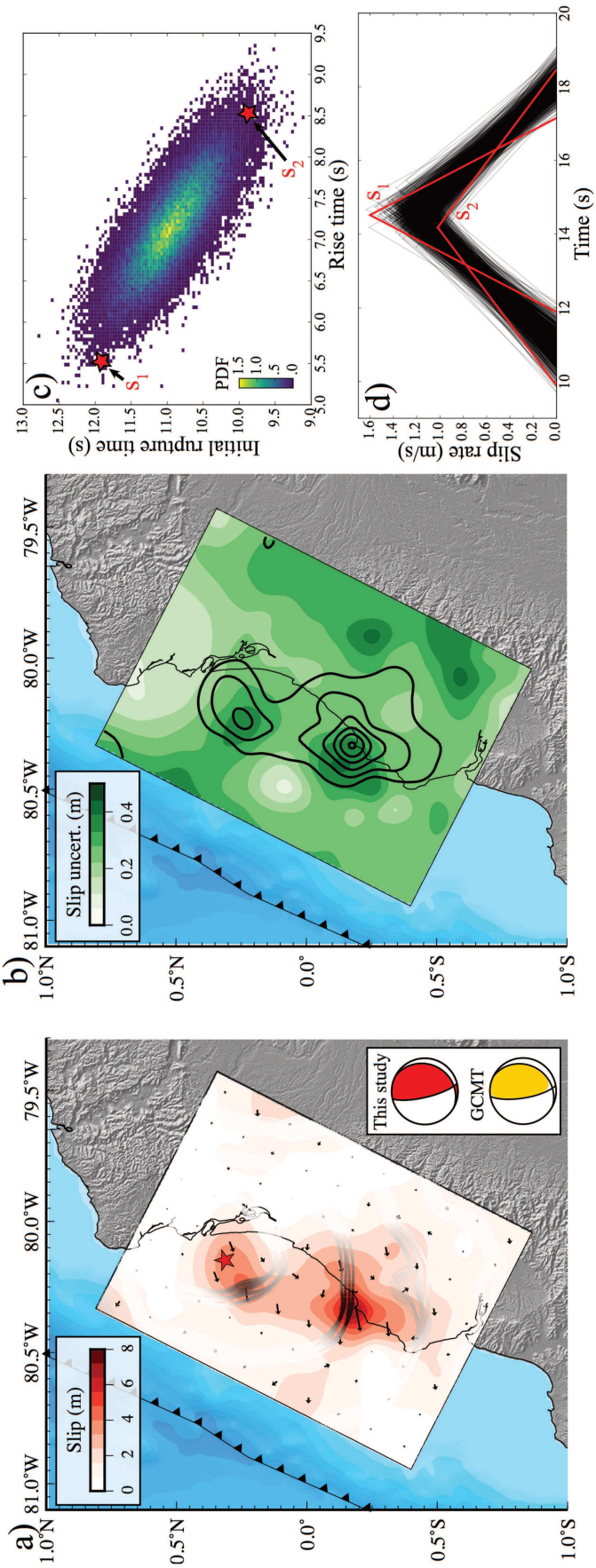

FIGURE 3.8 **Final co-seismic slip distribution. a)** The colour and arrows on the fault plane indicate the amplitude and direction of slip, respectively. Gray-scale lines are stochastic rupture fronts inferred from our model population plotted at 10s, 20s, and 30s. The darker the lines, the larger the slip at that location. The red star marks the hypocenter location. **b)** Slip uncertainty. The colour on the fault represents the absolute slip uncertainties. Black contour lines show the co-seismic slip every 1 m, starting from 2 m. **c)** Marginal probability distribution of rise time and initial rupture time in the first slip asperity (located close to the hypocenter). **d)** Posterior ensemble of source time functions at the same location of the fault. The source time functions labeled s_1 and s_2 in (d) correspond to initial rupture times and rise times that are indicated with red stars in (c).

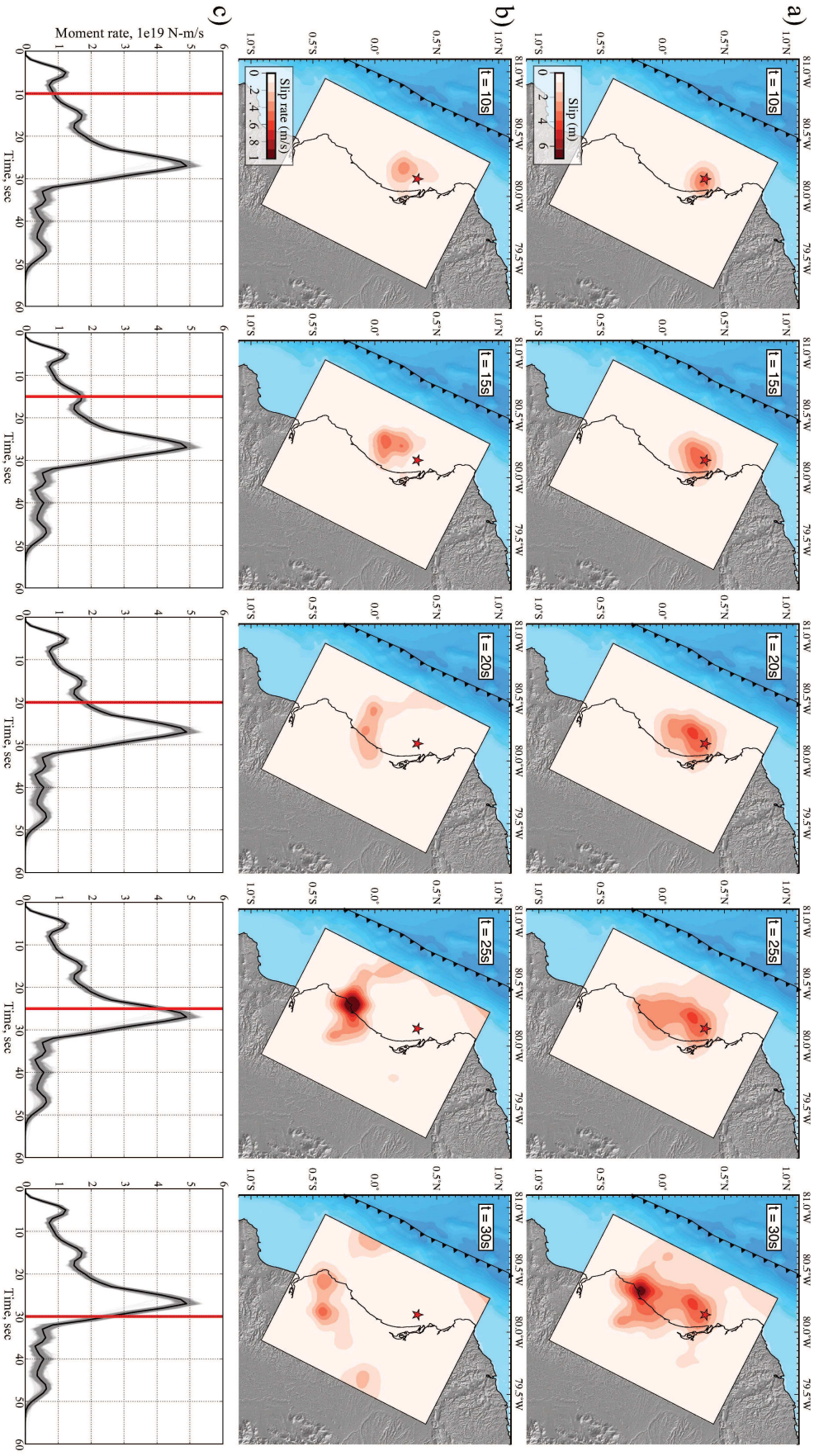

FIGURE 3.9 **Temporal evolution of co-seismic slip. a)** Cumulative slip on the fault 10 s, 15 s, 20 s, 25 s, and 30 s after the origin time. The red colour-scale indicates slip amplitude. The red star marks the epicenter location. **b)** Evolution of slip rate on the fault. **c)** Source time function (STF) of the event. Grey lines are stochastic STFs inferred from our model population while the black curve represents the posterior mean STF. Vertical red lines indicate the temporal position of each one of the snapshots

the modeling of geodetic coupling. As discussed by Nocquet et al. (2017) and Yi et al. (2018), these estimates remain however questionable given the uncertainties of co-seismic and coupling models.

Hereafter, we use our stochastic co-seismic and inter-seismic solutions to fully account for posterior uncertainties and address the strain budget probabilistically. We assume a magnitude of M_w=7.8 ± 0.2 for the 1942 earthquake following Swenson and Beck (1996) and Ye et al. (2016). Fig.3.10 compares the probability distributions of seismic moment generated by 1942 and 2016 earthquakes with the moment deficit accumulated since 1906. Assuming that the two events are co-located, maximum a posteriori models indicate that the seismic moment for the 1942 and 2016 events are larger than the accumulated deficit by a factor of 2.0 and 1.2, respectively. Taken together for the 1906-2016 period, the moment generated co-seismically is 1.3 times larger than the moment deficit accumulated inter-seismically. Those estimates are subject to considerable uncertainties leading to an overlap between the PDFs as shown in Fig. 3.10. Although this overlap is not negligible, there is a relatively small probability of about 5% to have a moment deficit larger or equal than the seismic moment of the 1942 and 2016 earthquakes. This indicates that since 1906, an excess of co-seismic moment is likely given available observations.

Our analysis clearly shows that this conclusion only holds if the 2016 rupture largely overlaps with the 1942 earthquake, whose location is still debated. In particular, Yi et al. (2018) suggests that the 1942 earthquake occurred at shallower depth than the 2016 rupture from the comparison of macroisoseismic maps of 1942 and 1958 events (Swenson and Beck, 1996). If we use the alternative hypothesis proposed by Nocquet et al. (2017) that the 1942 earthquake occurred between lat 0.5°S-0.5°N at a depth shallower than 40 km, Fig. 3.11a,b shows that the negative moment balance no longer holds. In this case, the probability of having a deficit equivalent or larger than the co-seismic moment is larger than 70%. Fig. 3.11c,d shows that this remains true if we further restrain the location of the of the 1942 event to be located updip of the 2016 earthquake (as proposed by Yi et al., 2018).

We conducted a similar analysis for the 1958 northern Ecuador earthquake, assuming a magnitude M_w=7.6±0.2 (according to Ye et al., 2016). Maximum a posteriori models in Fig. B.9b show that the seismic moment generated by the 1958 earthquake is quite similar to the accumulated deficit between 1906 and 1958. This contradicts Nocquet et al. (2017) that estimated that the 1958 earthquake had a seismic moment exceeding by 50% to 180% the moment accumulated co-seismically. In our case, we clearly see that the PDF of the moment deficit falls

within uncertainties of the 1958 co-seismic moment. As shown in Fig. B.9, this still holds if we assume different location for the 1958 earthquake, which discards the negative moment balance issue reported for 1942 and 2016 earthquakes.

3.7 Discussion and Conclusion

We develop stochastic models of the inter-seismic slip-rate along the Colombia-Ecuador subduction and of the 2016 Pedernales earthquake, which provide new constraints on uncertainties of inter- and co-seismic slip processes. These results are at first order consistent with some previously published models (e.g., Chlieh et al., 2014; Nocquet et al., 2017). In particular, our coupling model is similar to the "unsmoothed" model of Chlieh et al. (2014) since it is not affected by smoothing regularization. Despite large uncertainties due to the lack of geodetic observations far offshore, our solution clearly depicts an heterogeneous coupling of the subduction interface (cf., Fig. 3.2).

Such heterogeneity seems to correlate with the spatial complexity of the 2016 earthquake revealed by our co-seismic solution. Results presented in section 3.5.3 indicate a unidirectional rupture towards the South with two large slip zones that coincide with two high-coupling asperities in the inter-seismic solution (cf., Fig. 3.1). Stochastic co-seismic estimates in Fig. 3.8 also reveals a noticeable tradeoff between rupture times and rise times across the fault plane. Both inter- and co-seismic solutions are then used to conduct a probabilistic exploration of the strain budget along the megathrust by comparing the seismic moment generated by earthquakes and the moment deficit accumulated inter-seismically. In particular, we evaluate the possibility that the seismic moment generated by the 1942 and 2016 earthquakes is larger than the moment deficit accumulated since the great 1906 earthquake (as suggested by Nocquet et al., 2017). Our analyses show that this conclusion only holds if we assume that there is a large overlap between 1942 and 2016 ruptures. If this particular assumption is loosened, results indicate that such an unbalanced moment budget is no longer required by observations. North of the Pedernales rupture, we also show that the seismic moment of the 1958 earthquake is not necessarily larger than the deficit accumulated since 1906 given uncertainties in co- and inter-seismic processes.

Perhaps the best clue favouring an overlap between 1942 and 2016 earthquakes comes from the analysis of teleseismic waveforms recorded at a similar location for both events. In particular, Ye et al. (2016) and Nocquet et al. (2017) show that the discrepancies between waveforms observed at DBN station (De Bilt, Netherlands) could be mostly explained by differences in the hypocenter location

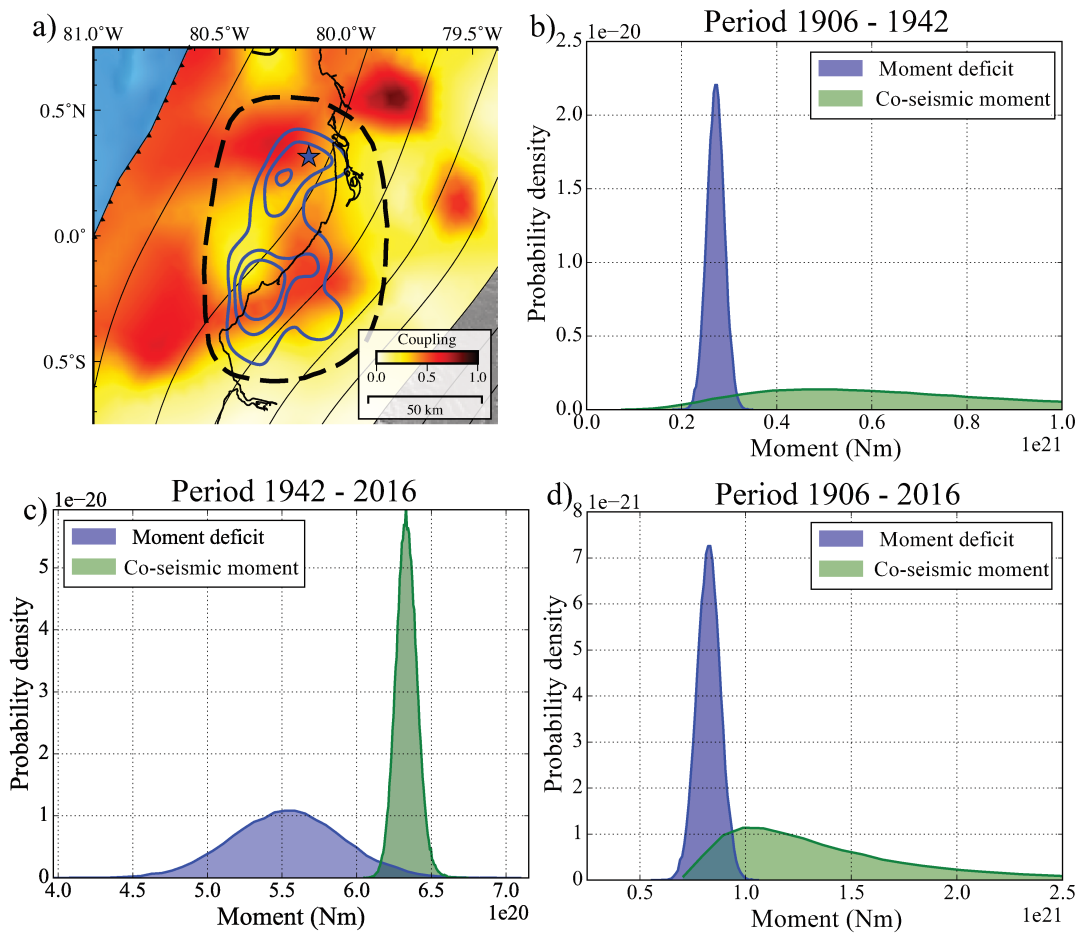

FIGURE 3.10 **Comparaison of co-seismic moment and moment deficit. a)** The background colour represents the coupling posterior mean model. The blue stars shows the hypocentre location. Blue lines are the 2m, 3m, and 4m co-seismic slip isocontours. The black dashed line delimits the area where the co-seismic moment and moment deficit are computed. **b)** Probability densities of the co-seismic moment released by the 1942 earthquake and the moment deficit accumulated between 1906 and 1942 within the dashed ellipse shown in a). **c)** Probability densities of the co-seismic moment released by the 2016 earthquake and the moment deficit accumulated between 1942 and 2016. **d)** Probability densities of the co-seismic moment released by the sum of the 1942 and 2016 events, and of the moment deficit during the 1906 - 2016 period.

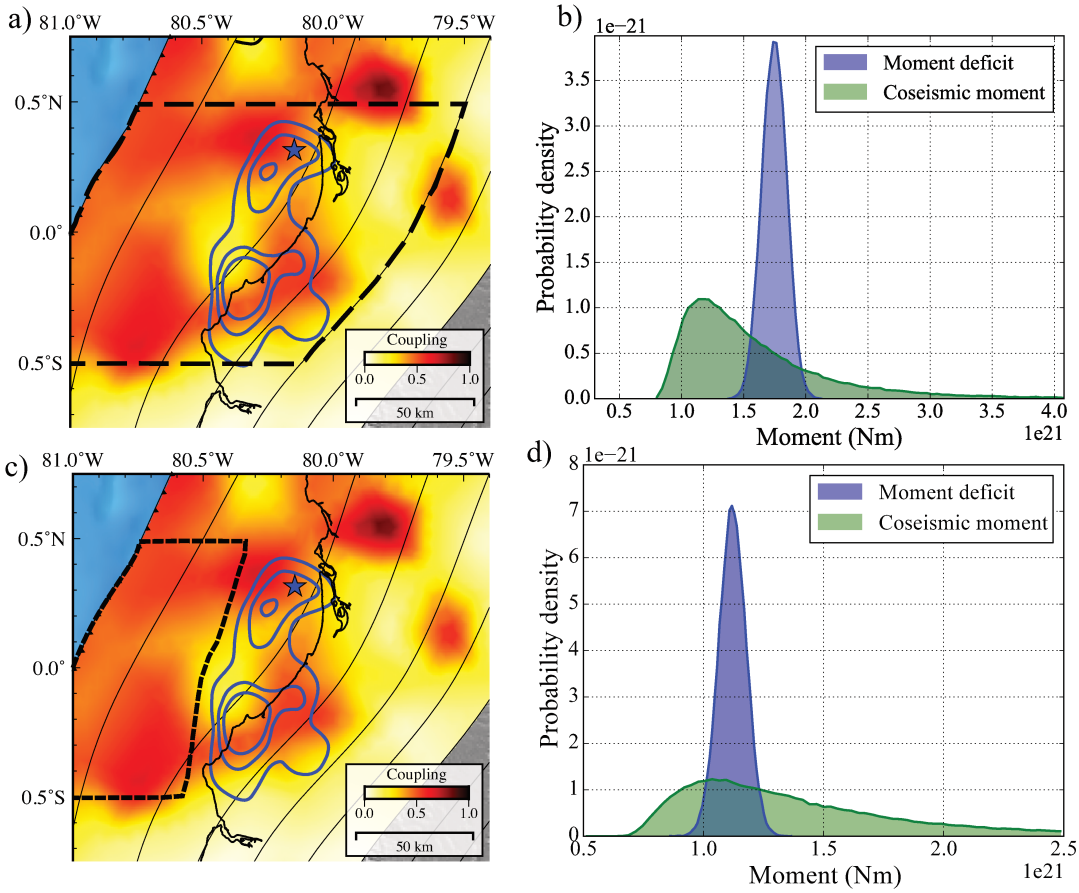

FIGURE 3.11 **Comparaison of co-seismic moment and moment deficit considering the 1942 event happened at a different location. a)** Same as Figure 3.10a. The black dashed line delimits the area between 0.5°S and 0.5°N where the co-seismic moment and moment deficit are computed. **b)** Probability densities of the co-seismic moment and moment deficit in the 1906-2016 period. The co-seismic moment is the sum of the 1942 and 2016 events moment. **c)** Same as a), but the dashed black area shows where the 1942 earthquake could have been located. **d)** Probability densities of the co-seismic moment and moment deficit. The co-seismic moment is the sum of the 1942 and 2016 events moment. The moment deficit is the sum of the moment deficits computed in the updip section (shown in c)) for the 1942 - 2016 period and in the downdip section (ellipse in 3.10a) for the 1906 - 2016 period.

with similar final slip distributions for both events. If there is indeed a large overlap between both earthquakes, our results show that there is a 95% probability that the moment generated by 1942 and 2016 ruptures is larger than the moment deficit accumulated since 1906. Such an unbalanced moment budget can possibly be explained by temporal variations in strain accumulation, which have been observed for example before and after the 2011 M_w=9.0 Tohoku earthquake (e.g., Heki and Mitsui, 2013; Mavrommatis et al., 2014) and after the 2010 Maule earthquake (Loveless, 2017; Melnick et al., 2017). Alternatively, Nocquet et al. (2017) propose a "supercycle" model where the apparent excess of co-seismic moment results from the fact that the 1906 and 1942 earthquakes did not release all of the accumulated strain along the megathrust. This is consistent with the modeling of old tsunami records suggesting that the 1906 earthquake mainly ruptured the shallow part of the subduction without involving much slip close to the 2016 Pedernales event (Yoshimoto et al., 2017). However, these estimates might be biased by the poor sensitivity of tsunami data to deep slip, which can explain the relatively low magnitude of their resulting model (M_w=8.4). The fact that the surface wave magnitude M_s=8.6 is otherwise consistent with M_w also suggests that the 1906 earthquake is not a typical "tsunami" earthquake and is therefore probably not associated with a predominantly shallow rupture (Kanamori, 1972a).

The complex behavior of the Colombia-Ecuador subduction can be related with the large heterogeneity of our coupling solution, which suggests significant spatial variability of fault friction properties (cf., Fig. 3.1). As shown for example by Kaneko et al. (2010), such heterogeneity can produce earthquakes of different sizes re-rupturing the same fault region at short time intervals. Complex earthquake sequences can also be promoted by partial stress drop of past events that produces significant stress heterogeneity along the fault (Cochard and Madariaga, 1996). The fact that large earthquakes (like the 1906 event) are rapidly followed by sequences of smaller ruptures (e.g., in 1942, 1958, 1979, 1998 and 2016) can then be understood if static stress drop is small compared to the increase of dynamic stresses at rupture fronts (Heaton, 1990; Melgar and Hayes, 2017).

As instrumental observations accumulate, there is a growing record of large earthquakes that breaks portion of faults that experienced previously documented large ruptures. These earthquakes continuously provide new observations suggesting complex earthquake sequences with substantial spatial and temporal variability among successive ruptures of the same fault system. As shown here, the study of long-term earthquake sequences and the associated strain budget still relies on many assumptions and are affected by large uncertainties. To address

the seismogenic behaviour of active faults, we need to quantify how large are these uncertainties and how much information we have gained compares to our preconceptions. Such quantitative analysis is essential to understand how strain accumulates inter-seismically and is released by earthquakes, which is needed to improve seismic hazard assessment along subduction zones.

3.8 Acknowledgment

The ALOS-2 original data are copyright JAXA and provided under JAXA RA4 PI Project P1372002. The Copernicus Sentinel-1 data were provided by the European Space Agency (ESA). Contains modified Copernicus data 2016, processed by ESA and NASA/JPL. Permanent GPS and strong-motion data belongs to the Instituto Geofísico de la Escuela Politécnica Nacional, with support from Geoazur and IRD, France.

Chapitre 4

The 2017 Mw=8.2 Tehuantepec earthquake : unraveling the mechanisms of intermediate depth intraslab events

4.1 Résumé du chapitre

Le 8 septembre 2017, un important séisme de magnitude M_w=8.2 a frappé la province de Chiapas au sud du Mexique. Les inversions rapides du tenseur moment sismique à partir de données sismologiques longue-période révèlent un événement sur une faille normale à une profondeur intermédiaire, à l'intérieur de la lithosphère en subduction. Ces grands séismes sont assez rares dans ce contexte tectonique compressif, mais des grands évènements intra-slabs ont déjà été observés dans plusieurs zones de subduction à travers le monde (e.g., Abe, 1972; Ye et al., 2014), y compris au Mexique (Mikumo et al., 1999; Singh et al., 1985). Ces séismes sont une importante source de risques car ils se trouvent souvent plus près des côtes (et donc du continent habité) que les séismes se produisant sur l'interface de subduction. Le séisme de Tehuantepec a ainsi provoqué la mort de 98 personnes. Douze jours plus tard se produisait le séisme intra-plaque de Puebla (M_w=7.1), 600 km plus au Nord (la grande distance séparant les deux évènements suggère qu'ils ne sont pas liés, Segou and Parsons, 2018). En raison de sa localisation sous le continent, le séisme de Puebla a causé la mort de 370 personnes et provoqué des dégâts considérables. Malgré la source de risques que représentent ces séismes, nos connaissances des forces en jeu à l'intérieur du slab restent limitées. Les nouveaux moyens d'observations

disponibles pour le séisme de Tehuantepec (tels que l'InSAR ou les données tsunami) offrent donc une opportunité unique d'étudier ces phénomènes.

Deux hypothèses sont souvent avancées pour expliquer le caractère extensif de ces séismes. La première considère la flexure de la lithosphère plongeante comme le moteur principal en créant des contraintes extensives dans la partie superficielle du slab là où le pendage augmente brutalement, et dans la partie inférieure là où le slab se redresse (Goto et al., 1985; Kawakatsu, 1986; Ranero et al., 2005). La deuxième hypothèse avance que ce sont les forces liées à l'étirement du slab qui prédominent. Dans la continuité du slab d'une partie fortement couplée de l'interface, la flottabilité négative de la lithosphère plongeante va entrainer son étirement, créant de fortes forces extensives sur toute l'épaisseur du slab (Ranero et al., 2005). Un glissement se propageant au travers de toute l'épaisseur de la lithosphère a ainsi de fortes chances d'avoir pour origine l'étirement du slab. D'un autre coté, un glissement localisé dans la partie superficielle de la lithosphère est compatible avec un évènement de flexure puisque ce type de phénomène génère des forces compressives dans la partie inférieure du slab qui ne favorisent pas un glissement en faille normale en profondeur (Astiz et al., 1988). Des résultats contradictoires ont ainsi été publiés pour le séisme de Tehuantepec. Alors que certaines études proposent un glissement profond (Gusman et al., 2017; Ye et al., 2017), d'autres obtiennent un glissement superficiel et avancent que le séisme est lié à la flexure du slab (Okuwaki and Yagi, 2017). La variabilité des résultats peut être attribuée à la mauvaise connaissance de la position de la faille, aux différents jeux de données utilisés, ou encore à la régularisation du problème inverse. Par ailleurs, l'absence d'estimation des incertitudes associées aux modèles empêche de tirer des conclusions claires sur l'origine de ce séisme.

Dans cette étude, nous tentons de déterminer l'étendue spatiale de la rupture afin de déterminer le mécanisme prédominant à l'origine de ce séisme. Nous utilisons d'abord des formes d'onde télésismique à longue-période et une approche de recherche par quadrillage afin de déterminer la profondeur optimale du *centroid*. Afin de limiter les erreurs liées à la modélisation des formes d'onde, nous prenons en compte les hétérogénéités 3D de la Terre à l'échelle globale. Nous trouvons que la profondeur optimale du *centroid* est relativement profonde, à 40 km, et qu'une source plus superficielle (à 20 km de profondeur) ne permet pas d'expliquer les données. La deuxième partie de cette étude consiste à déterminer la distribution statique du glissement. Pour cela, nous commençons par utiliser 3 interférogrammes InSAR et des déplacements mesurés par GPS pour trouver la localisation et la géométrie de la faille (via une nouvelle recherche par quadrillage). Nous utilisons ensuite ces données accompagnées d'enregistrements tsunamis

pour retrouver le glissement sur la faille. Pour cela, nous utilisons une approche d'échantillonnage Bayésienne qui nous donne accès à la densité de probabilité des modèles étant données nos observations. Cette approche est ici cruciale pour deux raisons. Elle donne accès à l'incertitude *a posteriori*, particulièrement grande pour ce séisme dû au manque de données en champ proche. Ensuite, nos modèles sont dépourvus de tout lissage spatial qui pourrait fausser notre interprétation en étalant le glissement dans des régions qui ne glissent pas réellement. Notre solution stochastique révèle une rupture s'étendant profondément dans la lithosphère avec un maximum de glissement à ∼50 km de profondeur. L'analyse du profil de *seismic potency* en fonction de la profondeur démontre que le séisme a probablement rompu une portion significative de l'épaisseur du slab. Par ailleurs, la faille n'étant pas située au maximum de courbure de l'interface de subduction, ces résultats suggèrent que le mécanisme prédominant à l'origine du séisme de Tehuantepec serait l'étirement du slab (i.e., *slab-pull*) plutôt que sa flexure (i.e., *slab-bend* ou *slab-unbend*). Cela pourrait potentiellement signifier un détachement local du slab de la lithosphère de Cocos (Astiz et al., 1988).

En bref

- En combinant des données sismologiques longue-période et différentes observations géodésiques, nous évaluons d'abord la profondeur et la géométrie de la faille du séisme intra-slab de Tehuantepec survenu en 2017 au sud du Mexique (M_w=8.2).
- Des données GPS, InSAR et tsunami sont ensuite intégrées à un modèle probabiliste décrivant la distribution spatiale de glissement lors du séisme.
- Les résultats indiquent que la rupture s'est propagée profondément dans le slab, en rompant une épaisseur significative de la lithosphère. Ces observations suggèrent que le séisme de Tehuantepec est vraisemblablement lié à l'étirement du slab causé par sa flottabilité négative sous une région couplée à faible profondeur.

Ce chapitre fait l'objet d'un article en cours de préparation. Il a été réalisé en collaboration avec Zacharie Duputel, Mark Simons, Eric Fielding, Junle Jiang, Luis Rivera, David Bekaert, Cunren Liang, Angelyn W. Moore, et Zhen Liu.

4.2 Abstract

On September 8th 2017, a regionally destructive M_w=8.2 intraslab earthquake struck Mexico in the Gulf of Tehuantepec. While large intermediate depth intraslab earthquakes are a major seismic hazard, we have only a limited knowledge of the strain budgets within subducting slabs. Several mechanisms have been proposed to explain intraplate earthquakes in subduction zones. Bending stresses might cause the occurrence of seismic events located at depths where the slab dip changes abruptly. However, an alternative explanation is needed if the ruptures are found to propagate through the entire lithosphere. Depending on the coupling of the subduction interface, intraplate earthquakes occurring updip or downdip of the locked zone could also be caused by the negative buoyancy of the sinking slab (i.e., slab-pull). The increasing availability of near-fault data provides a unique opportunity to better constrain the seismogenic behaviour of large intraslab earthquakes. Teleseismic analyses of the 2017 Tehuantepec earthquake lead to contrasting statements about the depth extent of the rupture : while most of long period centroid moment tensor inversions yield fairly large centroid depths (>40 km), some finite-fault models suggest a much shallower slip concentrated at depths less than 30 km. In this study, we analyze GPS, InSAR, tsunami and seismological data to constrain the earthquake location, fault geometry and slip distribution. We use a Bayesian approach devoid of spatial smoothing to characterize the range of allowable rupture depths. In addition, to cope with potential artifacts in centroid depth estimates due to unmodeled lateral heterogeneities, we also analyze long-period seismological data using a full 3D Earth model. Despite large posterior uncertainties, preliminary results suggest a rupture extending deep within the slab. We hence favour a slab-pull process breaking a significant proportion of the lithosphere and potentially reflecting at least a local detachment of the slab.

4.3 Introduction

In Southern Mexico, the Cocos plate is subducted under the North American plate at a rate of 7.6 cm/yr. In this region, the slab dip transitions progressively from a very shallow dip under the Guerrero State to a steeper angle as we progress further South under the Oaxaca State (Pardo and Suárez, 1995). These segments have had several large megathrust earthquakes over the last 100 years (Astiz et al., 1987), but no historical inter-plate events have been documented in the Gulf of Tehuantepec (McNally and Minster, 1981). The region between 94°W

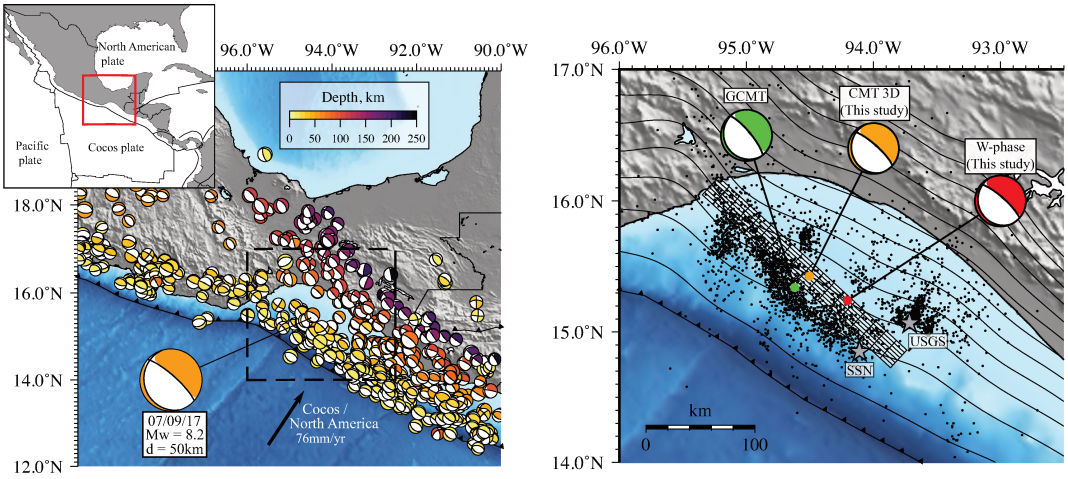

FIGURE 4.1 **Tectonic setting of the region. (left)** : Historical seismicity 2000-2017 from the Global CMT catalog (Ekström et al., 2012). Dashed rectangle shows position of right panel. The black arrow indicates the motion of the Cocos plate relative to the fixed North-American plate (computed with the UNAVCO *Plate Motion Calculator* using the MORVEL model, DeMets et al., 1990). **(right)** Zoom on the Gulf of Tehuantepec. Black dots are aftershocks following the 2017 earthquake from the SSN catalog (http://www2.ssn.unam.mx:8080/catalogo/). White rectangle shows the fault location used in this study. Grey stars are the mainshock hypocentre from SSN and USGS.

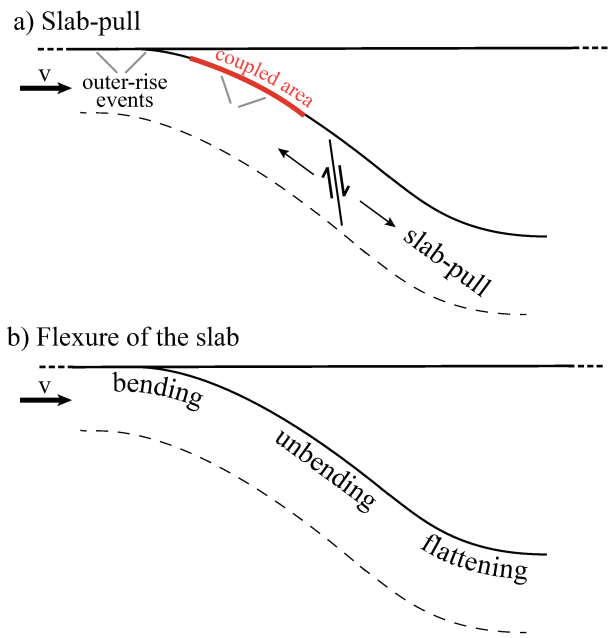

FIGURE 4.2 **Two mechanisms explaining intraslab earthquakes. a)** Slab-pull process. **b)** Slab bending, unbending and flattening. The thin grey lines in (a) correspond to faults involved in outer-rise earthquakes.

and 96°W is therefore known as the "Tehuantepec seismic gap" (e.g., Bravo et al., 2004; Singh et al., 1981).

On September 8th 2017, the region was stuck by a powerful M_w=8.2 normal-faulting earthquake. Its mechanism and hypocenter location (93.90°W, 15.02°N, 47.4 km deep according to the US Geological Survey catalogue, https://earthquake.usgs.gov/earthquakes/eventpage/us2000ahv0#origin) quickly revealed that the event occurred on a steep plane within the subducting Cocos plate and not on the megathrust interface (c.f. Figure 4.1). It generated considerable damage and caused 98 casualties in the States of Oaxaca and Chiapas. It was followed 12 days later by the M_w=7.1 Puebla earthquake near Mexico City, another intraslab earthquake that caused 370 casualties. Although they occur close in time, there is a large distance between the two events (more than 500 km) and there is no evidence of static or dynamic triggering of the M_w=7.1 Puebla event by the M_w=8.2 Tehuantepec earthquake (Segou and Parsons, 2018).

Although uncommon, large intraslab earthquakes have been reported in major subduction zones, such as in Peru (Abe, 1972), in Japan (e.g., Abe, 1977), in Chile (Kausel and Campos, 1992), in Aleutian islands (e.g., Ye et al., 2014), or in Indonesia (Spence, 1986). Other large ($M_w \geqslant$7.1) intraslab earthquakes have been reported along the Mexican subduction margin, like in 1931 (Singh et al., 1985), in 1997 (Mikumo et al., 1999), and in 1999 (Singh et al., 2000). The mechanics of these intraslab earthquakes is not well understood. Two mechanisms have been proposed to explain their extensional nature in the compressional context of an active subduction (cf., Figure 4.2). The first one is linked to the flexure of the slab. Where the dip angle changes abruptly, the bending and unbending of the slab create extensional stresses in the upper and lower part of the subducted lithosphere, respectively (Kawakatsu, 1986). For example, the slab bending forces have been proposed to explain some normal-faulting events in the Banda Sea, Indonesia (Fitch and Molnar, 1970; Isacks and Molnar, 1971). The second hypothesis relies on the slab sinking due to its negative buoyancy. As the slab sinks in the mantle, it stretches downdip of the locked megathrust interface creating the extensional forces needed for such events (Kanamori, 1971). This mechanism is known as slab-pull, and it has been widely used to explain normal-faulting intraplate events (e.g., Abe, 1972; Delouis and Legrand, 2007; Isacks and Molnar, 1971; Warren et al., 2007). A sketch of the slab flexures is shown in Figure 4.2. The two main arguments to discriminate between these mechanisms are the position of the fault (i.e. if it is located in a region of high bending stresses), and the extent of the rupture at depth. A normal-faulting event rupturing the entire lithosphere width implies that the slab is on a tensional

state over its whole thickness. In contrast, a slab bending or unbending event is expected to rupture mainly the shallow or deepest part of the slab as the other section will be in a compressive state (Astiz et al., 1988; Goto et al., 1985).

Many near field geodetic and tsunami observations recorded the surface deformation caused by the Tehuantepec earthquake. It hence provides a unique opportunity to study an intraslab event, for which such near-field observations are usually not available. Despite its good instrumentation, contrasting statements have been issued regarding the 2017 Tehuantepec earthquake depth. While Global CMT, W-phase and SCARDEC CMT solutions suggest a centroid depth of about 45 km (c.f. Table 4.1), other solutions propose a deeper centroid (64 km ; Okuwaki and Yagi, 2017, https://geofon.gfz-potsdam.de/eqinfo/event.php?id=gfz2017rpdi). The point-source analysis of Okuwaki and Yagi (2017) actually suggests that two possible centroid depths (20 km and 64 km) can explain teleseismic P-waves. Finite fault models also differ significantly. From the inversion of tsunami waveforms, Gusman et al. (2017) infer a 6 m peak slip at 50 km depth. The use of teleseismic body waves yields to a larger peak slip amplitudes with a large depth uncertainty, with 13 m of slip at 38 km for (Ye et al., 2017) and 18.6 m of slip at 28 km for Okuwaki and Yagi (2017). These differences can be explained by a variety of factors, such as the datasets used to constrain the models, the elastic parameters used to construct the Green's functions, the position of the fault, and the choice of smoothing (which is often arbitrary). These discrepancies traduce the strong non-uniqueness of the inverse problem, which can hamper our ability to draw clear conclusions about the source processes. In particular, these different estimates of slip at depth with no uncertainties estimates may lead to different interpretations regarding the mechanical origin of this event.

In this study, we use both long-period data and near-field geodetic observations to investigate the centroid depth of the event and to define an optimum fault geometry. Subsequently, we investigate the co-seismic slip distribution of the Tehuantepec earthquake based on a fully Bayesian framework using geodetic data (GPS and InSAR) along with tsunami observations. Our approach is deprived of any spatial smoothing and gives us access to the full probability density function (PDF) of the models, allowing us to infer the associated posterior uncertainties. We then perform a probabilistic analysis the distribution of slip as a function of depth to infer what might be the dominant mechanism explaining the Tehuantepec rupture.

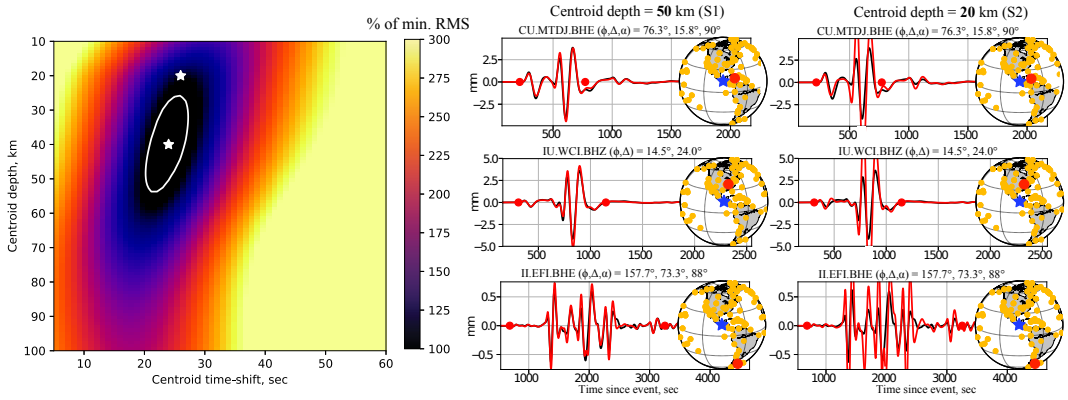

FIGURE 4.3 **Grid-search result of centroid moment tensor inversion. (left)** Normalized RMS misfit for different centroid depths and time-shifts. The white stars mark parameters used for the right panel plots. S1 corresponds to the parameters associated with the minimum RMS misfit. The white ellipse is a contour at 110% of minimum RMS. **(right)** Examples of long-period observations and predictions obtained for the two different centroid depths and time-shifts at S1 and S2 in the left figure. On each map, the blue star marks the epicenter location, the red dot shows the station position, and the yellow dots indicate the location of all stations used in this study.

4.4 Estimating first-order source properties and fault geometry

4.4.1 Long-period centroid moment tensor inversion

Centroid moment tensor (CMT) estimates can provide a first clue regarding the geometry and extent of the rupture at depth. We conduct a centroid moment tensor inversion using 222 broad-band teleseismic waveforms filtered in the 100-500 s passband with a 4th order Butterworth filter. The W-phase being usually associated with a relatively limited sensitivity to centroid depth (Duputel et al., 2016), we extend the inverted time-window to incorporate both W-phase and fundamental mode surface waves. The major inconvenient of this approach is that surface waves can be strongly affected by shallow lateral heterogeneities (e.g., caused by the oceans and continents). To better resolve centroid moment tensor parameters and reduce uncertainties due to unaccounted structural heterogeneities, our inversion is thus based on a 3D Earth model based on S362ANI (Kustowski et al., 2008) and CRUST2.0 (available at http://igppweb.ucsd.edu/~gabi/rem.html). This is done using the GPU implementation of the spectral element code `SPECFEM3D_GLOBE` (Komatitsch and Tromp, 2002) by running Green's functions calculation on 48 GPUs. Using a grid-search approach, we explore a large range of centroid depths

Table 4.1 Centroid depth and fault geometry estimations of the 2017 M_w=8.2 Tehuantepec earthquake. Global CMT solution (Ekström et al., 2012) is available at http://www.globalcmt.org/. The USGS solution is available at https://earthquake.usgs.gov/earthquakes/eventpage/us2000ahv0#moment-tensor. The SCARDEC solution (Vallée et al., 2011) is available at http://geoscope.ipgp.fr/index.php/en/catalog/earthquake-description?seis=us2000ahv0. The GEOFON solution is available at https://geofon.gfz-potsdam.de/eqinfo/event.php?id=gfz2017rpdi

	Centroid depth	**Strike**	**Dip**
Global CMT	50.2 km	320°	77°
USGS	45.5 km	314°	73°
SCARDEC	44.0 km	313°	77°
GEOFON	64.0 km	319°	71°
Okuwaki and Yagi (2017)	20.0 km	316°	81°
W-phase (this study)	50.0 km	312°	78°
CMT 3D (this study)	40.0 km	312°	78°
Grid-search (this study)	N/A	313°	76°

(h_c) and time-shifts (τ_c). For a given centroid location and timing, the moment tensor inversion is conducted using a simple linear-Gaussian least-square inversion scheme (Tarantola, 2005).

As depicted in Figure 4.3, we find an optimum centroid depth of h_c=40 km and a centroid time-shift of τ_c=24 s. The resulting CMT solution presented in Figure 4.1a has a strike angle ϕ=312° and a dip angle δ=78°. For comparison, we also conduct a W-phase inversion at longer period (in the 500-1000 s passband). As shown in Table 4.1, this solution provides similar estimates (h_c=50 km, τ_c = 26 s, ϕ=312° and δ=78°). We find that solutions associated with more than 10% relative increase in RMS residual poorly fit the waveforms. This is illustrated in Figure 4.3, which shows that a shallow centroid depth h_c=20 km yields to a significantly larger misfit than the optimum location (h_c=40 km). Assuming the domain with less than 10% increase in RMS misfit, we thus estimate that reliable centroid depth estimates lie within 40±12 km (white ellipse in Figure 4.3). This provides a first evidence of a deep rupture within the slab rather than localized slip in the upper part of the subducted lithosphere.

4.4.2 Inference of fault-geometry from geodetic data

Instead of fixing the fault geometry based on long-period moment-tensor inversions, we use an extensive geodetic dataset to define an optimum fault location and orientation. The observations consist of 71 static GPS offsets and 3

Table 4.2 InSAR observations used in this study. All the images were corrected from topographic phase delay (Ansari et al., 2016; Bekaert et al., 2015; Fattahi et al., 2017; Yu et al., 2017) and dowsampled using a recursive quad-tree algorithm (Lohman and Simons, 2005; Simons et al., 2002)

Satellite	**Orbit**	**Acquisition dates**	**N°of data points after downsampling**
ALOS-2	ascending	14/08/16 - 17/09/17	216
ALOS-2	descending	31/08/17 - 28/09/17	193
Sentinel-1A	ascending	03/09/17 - 15/09/17	166

InSAR scenes. GPS data are scattered across Central America, but 15 stations are located within 500 km of the fault (cf., Figure 4.4). We use InSAR interferogramms from two different orbits of the ALOS-2 satellite and one from a Sentinel-1A ascending orbit. As shown in Figures 4.5a, 4.5d and 4.5g, interferometric data are contaminated with large wavelength noise, likely due to tropospheric phase delays. Part of it was removed using water vapor models (Yu et al., 2017) About 20 cm of line of sight (LOS) displacement away from the satellites was recorded on the coast of the gulf of Tehuantepec. We downsample the unwrapped interferograms using a recursive quad-tree algorithm (Lohman and Simons, 2005; Simons et al., 2002) to reduce the number of observation points. To incorporate the effect of the remaining atmospheric noise in our error model, we define a parametric data covariance function by fitting each InSAR scene empirical covariogram with an exponential function as described by Jolivet et al. (2012). Details regarding the InSAR observations are summarized in Table 4.2 and covariance functions are shown in Figure C.1 in Appendix C.

To derive a fault geometry, we define an initial fault plane orientation based on the aftershock catalog from SSN (http://www2.ssn.unam.mx:8080/catalogo/) and the Global CMT solution. Because aftershocks are distributed within a wide range of depths along a narrow NW-SE corridor, we assume that the rupture occurred on the steeply dipping nodal plane depicted by the Global CMT solution (ϕ=320°, δ=77°). This hypothesis is consistent with previous finite fault studies conducted by Okuwaki and Yagi (2017) and Ye et al. (2017). We then assume the fault to be roughly within ±40 km and ±5° of these initial estimates and grid-search on the fault horizontal position, strike angle and dip angle. For each tested geometry, the geodetic dataset is inverted using a coarse discretization of 3 patches and a simple least-square inversion scheme (Tarantola, 2005). As shown in Figure 4.6, the optimum geometry is located only 10 km away from our initial estimate. As shown in Table 4.1, the strike ϕ=313° and dip angles δ=76° are

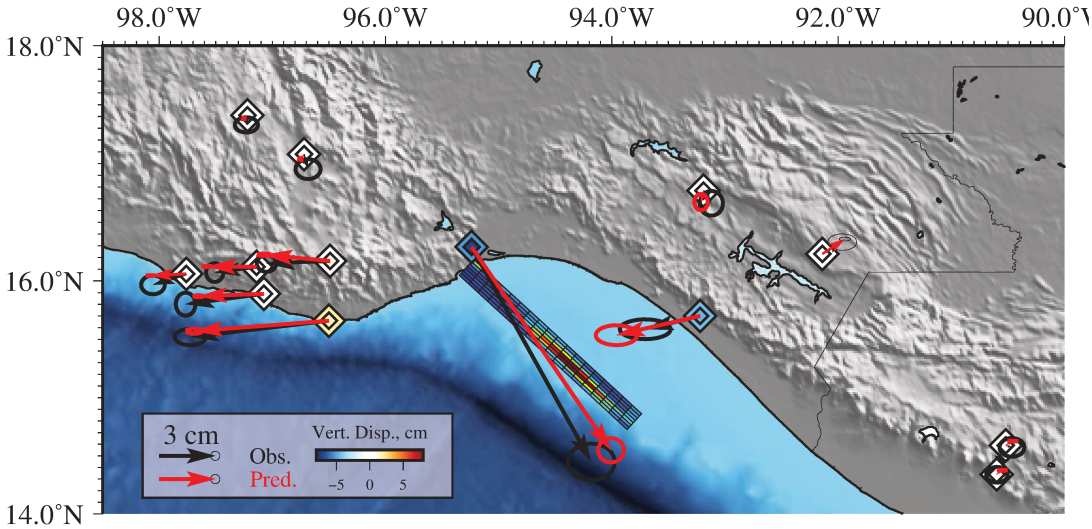

FIGURE 4.4 **GPS offsets** observations (in black) and model predictions (in red). Black and red ellipses are 1-σ observational and posterior model prediction uncertainties, respectively. The colour of each diamond indicates the vertical displacement observed (outter diamond) and modeled (inner diamond). The surface projection of the finite-fault model presented in Figure 4.8 is also shown.

different from Global CMT (ϕ=320°, δ=77°) but are in good agreement with the 3D CMT results and the W-phase solutions presented in section 4.4.1 (ϕ=312° and δ=78°). Our fault is also similar to Ye et al. (2017) solution derived from teleseismic data. In the next section, we use this optimum geometry to invert for the spatial distribution of slip on the fault.

4.5 Slip distribution of the Mw=8.2 Tehuantepec earthquake

4.5.1 Data overview

To compute the final slip distribution of the Tehuantepec earthquake, we use the same geodetic dataset described in section 4.4.2 with the addition of tsunami waveforms that were recorded by three DART buoys (Deep-ocean Assessment and Reporting of Tsunamis). GPS and InSAR observations are shown respectively in Figure 4.4 and 4.5(a,d,g). As shown in Figure 4.7, the closest buoys (D43413) is located about 800 km from the fault and recorded a maximum wave height of ∼9 cm. The two other buoys are offshore Ecuador further south and recorded maximum amplitudes of roughly 3 cm. The tsunami records are de-tided by removing a best-fitting polynomials over a time window that covers 24 hours

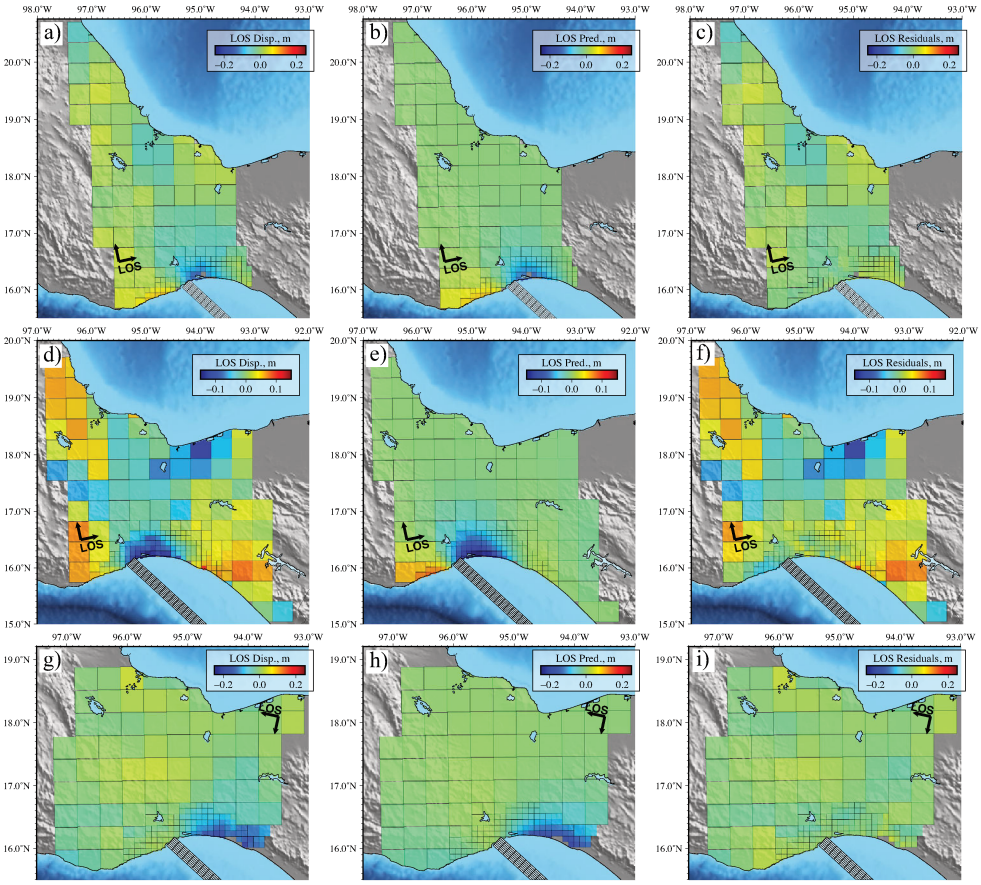

FIGURE 4.5 **Model performance for InSAR.** (a, d, g) Decimated InSAR observations. (b, e, h) Predictions for the posterior mean model. (c, f, i) InSAR residuals of the ascending Sentinel-1A (top row), ascending ALOS-2 (middle row), and descending ALOS-2 (bottom row) tracks. The fault parametrisation is marked with white rectangles. High-resolution data, predictions, and residuals are shown in Figure C.2.

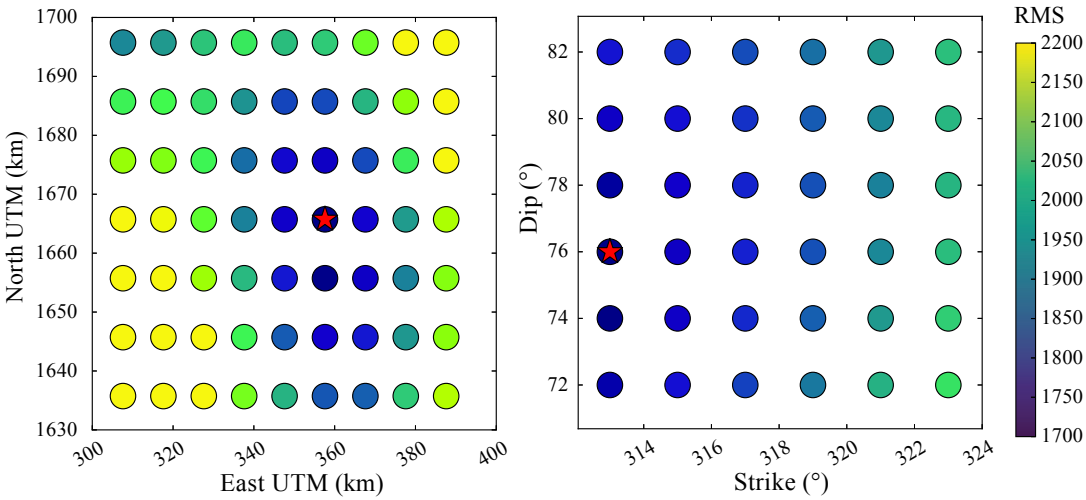

FIGURE 4.6 **Result of the grid-search on the fault geometry. (left)** RMS of tested East and North position for the optimal fault geometry. **(right)** RMS of tested fault angles for the optimal horizontal position. The red star marks the minimum RMS

before and 10 hours after the earthquake. Waveforms are then lowpass filtered at 5 minutes and sampled at 1 point per minute. Uncertainties are derived from standard deviation computed in a 100 min time window before the first arrivals. To avoid any contamination from mismodeled coastal reflections, we invert only the first peak of the tsunami waveforms. It corresponds to 36 min of signal at buoys D43413 and 45 min of signal at buoys D32411 and D32413.

4.5.2 Stochastic co-seismic modeling

We used the fault parameters inferred in section 4.4.2 to construct a finer parametrisation consisting in 126 subfault patches, each with a dimension of 12x12 km^2. We build the model vector $\mathbf{m}$ to include two components of static slip in each patch (along-strike and along-dip directions) and nuisance parameters to account for InSAR orbital errors (i.e., 3 parameters per interferogram to model a linear function of range and azimuth).

We solve the problem using AlTar, an algorithm based on the approach described by (Minson et al., 2013). It allows us to obtain the full posterior probability distribution of the models that fit the observations and that are consistent with the prior information. Our solution does not rely on any spatial smoothing and provides accurate estimates of the posterior slip uncertainty. To do so, we sample the probability density of the static slip distribution $\mathbf{m}$ given

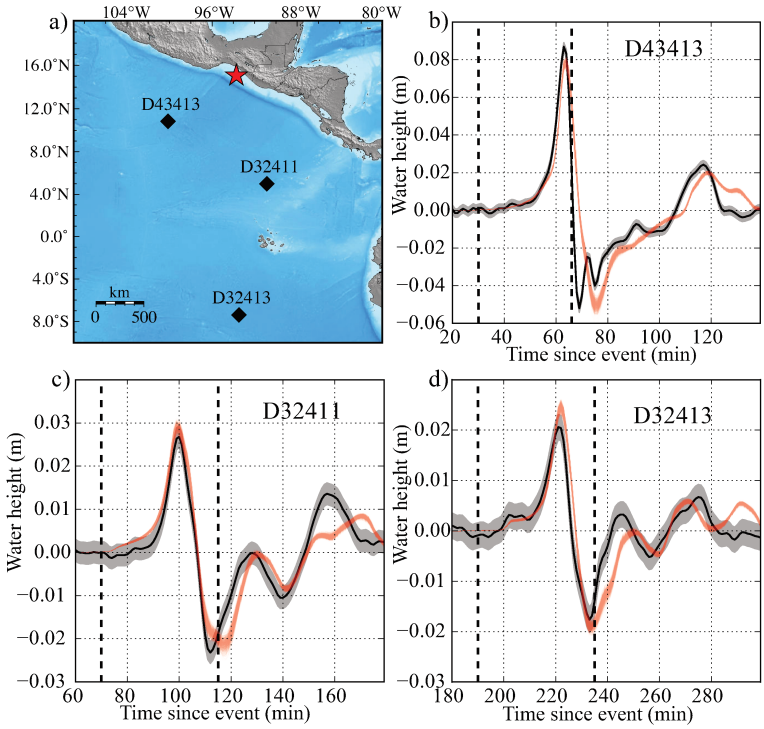

FIGURE 4.7 **Tsunami observations and modelling. a)** Location of the DART buoys (black diamonds) and earthquake epicentre (red star) **b-d)** Waveform observations with their 1-σ uncertainties (in grey) and stochastic model predictions (in red). The station name is indicated in the upper-right corner. Vertical dashed lines indicate time windows used in inversion.

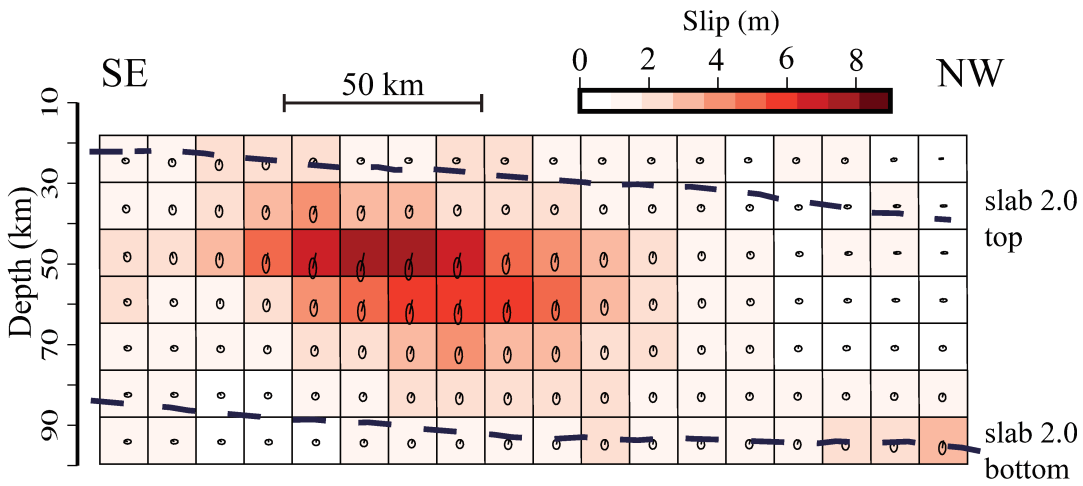

FIGURE 4.8 **Posterior mean co-seismic slip model of the Tehuantepec earthquake** The colour on the fault plane indicates the slip amplitude in each fault patch. The arrows and ellipses show the slip direction and associated 1-σ uncertainties, respectively. The dashed lines represent the top and bottom of the Slab2.0 model (G. Hayes, personal communication)

the observations concatenated in a data vector $\mathbf{d}$:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{m}|\mathbf{d}) &\propto p(\mathbf{m})\, p(\mathbf{d}|\mathbf{m}) \\ &\propto p(\mathbf{m}) \exp\Big[-\frac{1}{2}(\mathbf{d}-\mathbf{G}\mathbf{m})^T \mathbf{C}_\chi^{-1} (\mathbf{d}-\mathbf{G}\mathbf{m}) \Big] \end{aligned} \tag{4.1}$$

where $\mathbf{G}$ is the matrix containing the Green's functions that are computed using a semi-infinite stratified elastic medium computed using the EDKS software (Zhu and Rivera, 2002). We assume the earth model shown in Fig. C.3 derived from several regional studies (Campillo et al., 2013; Iglesias et al., 2001, 2010; Valdes et al., 1986). The tsunami waveforms are simulated using COMCOT (Liu et al., 1998) and are empirically shifted earlier by 1% of initial arrival times to account for unmodeled long-wave dispersions (Allgeyer and Cummins, 2014). The misfit covariance matrix $\mathbf{C}_\chi$ in equation 4.1 describes both observational errors and prediction uncertainties due to inaccuracies in the elastic structure used to compute the Green's functions (Duputel et al., 2014).

The prior PDF $p(\mathbf{m})$ is composed of a simple uniform prior $\mathcal{U}(-0.5\,\mathrm{m},\ 15\,\mathrm{m})$ in the along-dip direction and a Gaussian distribution prior $\mathcal{N}(\mu = 0\,\mathrm{m},\ \sigma = 1.5\,\mathrm{m})$ in the along-strike direction. It naturally promotes a mostly normal-faulting motion as revealed by long period CMT inversions and still allows variations of the slip rake.

4.5.3 Co-seismic modeling results

The posterior mean co-seismic slip model of the 2017 Tehuantepec earthquake is shown in Figure 4.8. We observe a single ∼100 km wide slip asperity, approximately extending from 30 km to 80 km depth with a peak slip of 8.2 m±4.0 m. The inferred seismic moment is 2.35×10^{21} N.m, which corresponds to a magnitude M_w=8.18. As shown in Figure 4.8, uncertainties on the slip values are important. This is likely due to the offshore location of slip, on which onland geodesy data have little constraint. The origin of the deep slip in the North-West corner (bottom right of the model in Figure 4.8) is unclear, but seems to be fitting a long-wavelength signal in the InSAR data. Although this region of the fault shows 3.7 m of slip, it is associated with a considerable 1-σ uncertainty of more than 2.5 m.

Despite large posterior uncertainties, this solution provides a good fit to the observations. GPS predictions for the mean model and associated uncertainties are shown in Figure 4.4. The fit is overall good for every stations. Station OXTH, which shows the largest displacement, have a slightly larger misfit but is affected

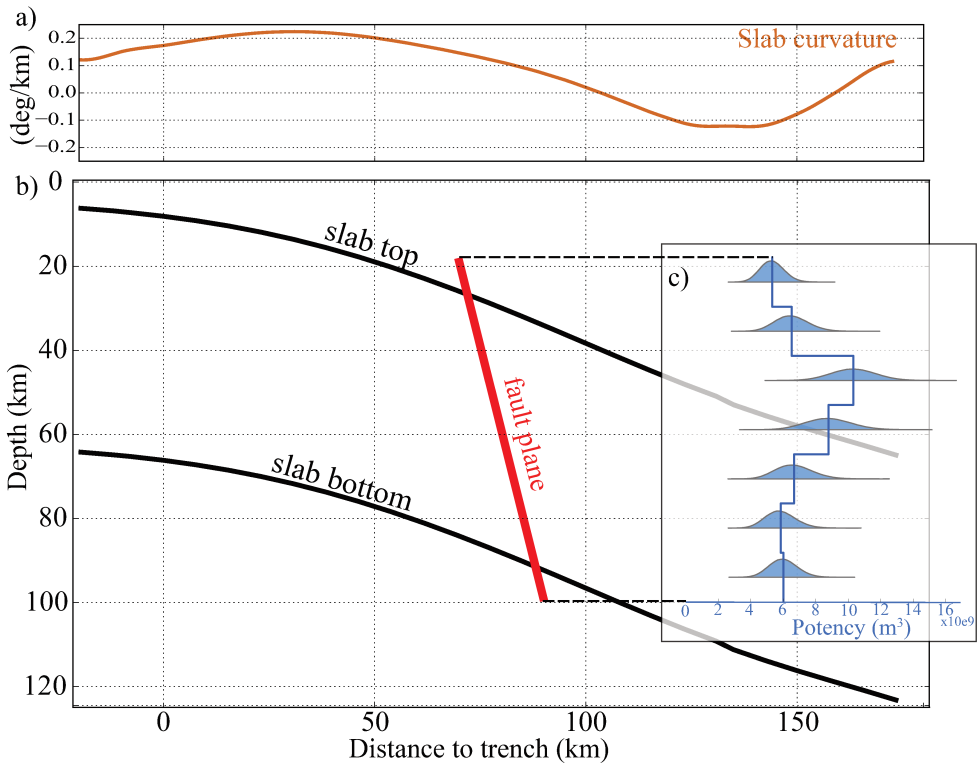

FIGURE 4.9 **Slab geometry in the gulf of Tehuantepec. a)** Curvature of the slab top along the profile drawn perpendicular to the fault shown in b). The curvature is computed as the derivature of the slab dip. **b)** Slab2.0 depth as a function of the distance to the trench (G. Hayes, personal communication). The profile is perpendicular to the fault (red line) at the centroid location. **c)** Co-seismic potency integrated along-strike as a function of depth. Histograms show the posterior probability density in each row of patches while the solid line shows the posterior mean potency profile.

by a data gap and likely includes significant post-seismic deformation. InSAR predictions and residuals are shown in Figure 4.5b,e,h. and c,f,i, respectively. Large residuals due to the atmospheric error are still present, but the tectonic signal on the Gulf of Tehuantepec coast is fairly well explained. Stochastic model predictions of the tsunami waveforms are presented in Figure 4.7. Later arrivals suffer from mismodeling, probably due to reflection in the shallow gulf. The first peaks arrival timing and amplitude are however very well explained with our solution.

4.6 Discussion

At first order, our solution is consistent with previously published model. More specifically, the source dimensions reported by Okuwaki and Yagi (2017), Ye et al. (2017) and Gusman et al. (2017) are similar to the main slip zone of the posterior mean model presented in Figure 4.8 ($100\times50\,\mathrm{km}^2$). However, there is a significant variation of peak slip amplitude between published models. While our model indicates a peak slip of $8.2\,\mathrm{m}\pm4\,\mathrm{m}$, previous estimates range from $\sim$6 m when inverting only tsunami waveforms (Gusman et al., 2017) to 13 m and 18.6 m in teleseismic models (Okuwaki and Yagi, 2017; Ye et al., 2017). The depth of peak slip also differs from one study to another. Our solution shows a maximum of slip at 47 km$\pm$10 km depth, in agreement with Gusman et al. (2017) estimates at 50km and Ye et al. (2017) estimates of $\sim$38km. On the other hand, Okuwaki and Yagi (2017) obtains a significantly shallower slip of 28 km depth. The variability between different estimates is well represented by our stochastic solution associated with 1-σ uncertainties of 4 m and 10 km respectively for peak slip and depth estimates. With a probability smaller than 1% of having a peak-slip depth shallower than 30 km, our results are however inconsistent with the shallow depth reported by Okuwaki and Yagi (2017)

To investigate the matter further, we look at how the slip distributes within the Cocos lithosphere. Figure 4.8 shows where the fault intersects the top and the bottom of the slab. We use the Slab2.0 model (G. Hayes, personal communication), an updated version of the Slab1.0 model (Hayes et al., 2012). The depth of the slab roof ranges from 21 km at the South-East end of the fault to 39 km at its North-West end, hence spanning the first two rows of subfault patches. The Slab2.0 model estimates the lithosphere thickness to be approximately 58 km in that region, which may be a high bound since other studies proposed a slightly thinner slab of about 50 km (Manea and Manea, 2008). The slip asperity is

confined to the subducting slab, and did not propagate in the overlying North American plate. As visible on the posterior mean slip distribution, a significant part of the lithosphere ruptured during this event. From our posterior population of models, we find a probability close to 95% of having the maximum of slip between 41 km and 76 km (i.e., the three middle rows of subfaults in our slip model). Another way of looking at the extent of the rupture is to consider the seismic potency integrated along-strike in each row of patches, which we compute as :

$$P_k = A \sum_i \Delta u_{ik} \tag{4.2}$$

where P_k is the potency in the k-th row of patches, A is the area of each subfault patch (12x12 km^2), and Δu_{ik} is the slip in the i-th patch of row k. We can compute P_k for each model in our population, giving us access to the whole probability density of the potency as a function of depth. The posterior PDFs of seismic potency shown in Figure 4.9b indicates that a significant portion of the potency is located at large depth. Specifically, more than 80% of our models have at least half of the seismic potency in the three middle rows of patches, corresponding to a significant section of the core region of the slab (between 41 km and 76 km). Such rupture behaviour with large slip at depth is unexpected for a slab bending event that would mainly rupture the shallow part of the slab, where bending forces may induce large extensional stresses.

If bending stresses are the predominant forces at the origin of the rupture, we expect it to be located where the curvature of the slab is the largest (Goto et al., 1985). We thus compute the derivative of the slab dip on a profile drawn perpendicular to the fault, which is shown in Figure 4.9a. The slab is rather flat close to the trench, and bends down as we get closer to the Mexican coast. At approximately 120 km from the trench, the slab flattens to a smaller dip angle (Bravo et al., 2004; Manea et al., 2013). As shown in Figure 4.9a, the fault is clearly not located where the slab is flattening and is ∼50 km away from the largest bending point that is closer to the trench. Bending and flattening mechanisms are thus unlikely given the fault location. However, we cannot completely rule out some effect of the unbending forces in this region of the slab (cf., Figure 4.2 ; Kawakatsu, 1986). Unbending would however be associated with extensional stresses in the bottom of the slab, which looks inconsistent with our results showing that a large portion of the lithosphere thickness was ruptured by the Tehuantepec earthquake. Given the large extent of slip at depth and the offset of the fault location relative to the maximum of curvature, we thus argue that this event can be classified as a “slab-pull” earthquake in agreement with Ye et al.

(2017). Our results therefore provide new evidence for a strong coupling of the subduction interface updip of the Tehuantepec earthquake. This is also suggested by inter-seismic GPS velocities despite the difficulty to model geodetic coupling in this region (Franco et al., 2012). Given the lack of large historical earthquakes reported in the Gulf of Tehuantepec (Singh et al., 1981), such strong coupling has significant implications in terms of seismic hazard. Nevertheless, bending stresses can still play an important role in the occurrence of the Tehuantepec event. More specifically, it has been suggested that intermediate depth intraslab earthquakes could be a reactivation of old faults formed on the oceanic plate during bending in the outer-rise portion of the subducting lithosphere (Ranero et al., 2005; Savage, 1969). The few outer-rise earthquakes present in the Global CMT catalogue in that region occured on fault planes with an average dip of $\sim 45°$. The slab having a 25° dip angle at the 2017 event location, the steep dip angle inferred from the grid-search of the 2017 event is roughly in agreement with that hypothesis. So even if it is indeed a "slab-pull" earthquake, the fault can possibly originates from bending forces at the trench.

4.7 Conclusion

The large depth of intraslab earthquakes makes them challenging to study due to the lack of near-field observations. The Tehuantepec event provides a unique opportunity to study such an earthquake with the availability of near-field geodetic and tsunami observations that captured the deformation field caused by the earthquake. We first analyze both long-period seismological data and geodetic observations to estimate the centroid depth and define an optimal fault geometry for this event. We then retrieve the static slip distribution of the 2017 Mw=8.2 Tehuantepec earthquake using an extensive geodetic dataset along with tsunami waveforms. Despite significant uncertainties on the slip distribution, we find a compact source extending deep within the subducted slab. Thanks to our Bayesian approach, the slip distribution is not affected by any spatial smoothing, hence increasing our confidence that a large portion of the lithosphere thickness actually ruptured during the event. This observation, coupled with the geometry of the lithosphere at that location, let us believe that the pulling forces due to the negative buoyancy of the slab are predominant for this event, as it has been observed for other earthquakes (Abe, 1972; Mikumo et al., 1999).

This event demonstrates the strong non-uniqueness of the finite-fault model inversion, as different studies lead to very different results. Tsunami observations are crucial here since only them provide a good constraint on the seafloor

displacement, and forbid a model exclusively involving shallow slip. The intraslab earthquakes are not well understood, and their slip distributions are generally difficult to study. They are however often used to simulate tsunami propagation scenarios (Álvarez-Gómez et al., 2013; Ramírez-Herrera et al., 2018) and coulomb stress changes induced on the megathrust interface (King et al., 1994). They also represent a major source of seismic risk because of they are often located right underneath the populated continent, as opposed to the megathrust earthquakes located offshore. For example, the 2014 M_w=7.4 Papanoa earthquake on the megathrust interface generated no casualties and little damage compared to the 370 deaths caused by the 2017 M_w=7.1 intraslab Puebla earthquake. A better understanding of these events is thus crucial for a better assessment of seismic hazard.

4.8 Acknowledgements

The ALOS-2 original data are copyright JAXA and provided under JAXA RA4 PI Projects P1372002 and P1385002. The Copernicus Sentinel-1 data were provided by the European Space Agency (ESA). Contains modified Copernicus data 2017, processed by ESA and NASA/JPL. We are thankful to Timothy Dixon (University of Miami), Peter LaFemina (Pennsylvania State University), UNAVCO, John Braun (UCAR), Darren Kelly (CAYMAN), Ramon Avilez (INETER), Nathan Vary (FAA), Guido Alejandro Gonzalez (INEGI), Enrique Cabral (Universidad Nacional Autonoma de Mexico), Gregory Waite (Michigan Technological University), Carlos Rodriguez (Centro Nacional de Registros), and Tomas Rojas (DGCG) for providing the raw GPS data.

Conclusion générale

Dans ce travail de thèse, nous avons montré l'intérêt de l'échantillonnage Bayésien pour déterminer le glissement inter- et co-sismique sur les failles. Les approches standards d'optimisation souffrent en effet de plusieurs limitations majeures. La première provient de l'utilisation très fréquente d'un terme de lissage spatial pour répondre à la non-unicité de la solution et dont l'amplitude est relativement arbitraire. Cette forme de régularisation peut biaiser les modèles, ce qui pose particulièrement problème lorsque l'on souhaite analyser précisément l'étendue de la distribution du glissement, ou comparer les glissements sismiques et asismiques. La deuxième limitation correspond à l'absence d'estimation des incertitudes associées aux modèles. Ces dernières sont pourtant indispensables à une analyse rigoureuse des résultats, en permettant d'évaluer la confiance que l'on peut accorder à certaines caractéristiques du modèle. Pour répondre à ces problèmes, les méthodes Bayésiennes proposent de calculer la distribution de probabilité des modèles étant données les observations. Bien que l'absence de lissage ne garantisse pas l'unicité de la solution, la population de modèles de glissements obtenue peut être analysée de manière probabiliste, sans être biaisée par une régularisation qui n'est pas physiquement justifiable. Dans le contexte Bayésien, la solution est vue comme un ensemble de modèles qui expliquent les données et qui sont compatibles avec nos hypothèses a priori (e.g., positivité du glissement dans la direction de convergence).

Nous avons appliqué ces méthodes dans trois contextes tectoniques différents. Nous avons d'abord analysé le séisme de Landers, survenu en Californie en 1992 avec une magnitude M_w=7.3. Malgré le grand nombre de données disponibles en champ proche pour ce séisme en décrochement, les modèles de glissement précédemment publiés présentent une importante variabilité. Ces différences sont particulièrement visibles lorsque l'on s'intéresse à la distribution du glissement en fonction de la profondeur. De nombreux modèles présentent en effet un déficit de glissement à la surface, dont l'amplitude varie de manière significative. Ce faible glissement co-sismique superficiel, observé pour différents séismes en

décrochement, pourrait pourtant avoir une implication importante en termes d'aléa sismique puisque ce déficit ne semble pas être comblé en phase inter- ou post-sismique. Nous avons utilisé un vaste jeu de données géodésiques pour produire une population de modèles de glissement co-sismiques du séisme de Landers. Cette solution indique un déficit de glissement superficiel de l'ordre de 41%. En utilisant des données de corrélation optique à haute résolution, nous avons montré que l'endommagement autour de la faille, qui n'est généralement pas pris en compte dans les inversions en faille finie, est responsable d'une partie significative de ce déficit. Cette étude démontre l'importance de considérer le milieu autour de la faille, qui présente souvent des propriétés mécaniques différentes à cause des différents degrés de fracturations générés par les séismes successifs.

Au cours de ce travail, nous nous sommes également intéressés au bilan de déformation dans la zone de subduction équatorienne. Cette région présente un cycle sismique complexe, où on observe un regroupement spatial et temporel des grands séismes. L'interface a en effet rompu sur une longeur de ∼500 km lors d'un grand séisme de magnitude $M \sim 8.6$ en 1906, puis en une série de plus petits évènements en 1942, 1958, 1979, 1998, et enfin 2016 avec le séisme de Pedernales de magnitude M_w=7.8. Ce dernier est particulièrement intéressant car il est bien instrumenté et localisé à proximité du séisme de 1942 d'une magnitude similaire. Par ailleurs, il a été récemment proposé que le moment sismique associé aux séismes de 1942 et 2016 excède le déficit de moment accumulé en phase inter-sismique dans la région depuis 1906 (Nocquet et al., 2017). Nous avons étudié la question de manière stochastique en calculant deux populations de modèles *a posteriori*. En utilisant une approche Bayésienne, nous avons commencé par obtenir le couplage de l'interface de subduction à partir de données GPS inter-sismiques, puis la distribution cinématique du glissement du séisme de Pedernales en utilisant un vaste jeu de données géodésiques, tsunamis, et sismologiques en champ proche. Nous avons ainsi pu comparer stochastiquement le moment co-sismique généré par les séismes de 1942 et 2016 avec le déficit de moment sismique accumulé depuis 1906. Notre étude prend en compte de manière réaliste les erreurs observationnelles et de modélisation ainsi que l'incertitude associée à la magnitude et à la localisation du séisme de 1942. Nous montrons que si les séismes de 1942 et 2016 sont co-localisés, alors il est très probable que le moment co-sismique excède effectivement le déficit de moment depuis le séisme de 1906. Cela suggère soit que le séisme de 1906 n'a pas relaché toutes les contraites accumulées dans la région (Nocquet et al., 2017), soit des variations temporelles dans les propriétés de couplage de l'interface (Mavrommatis et al.,

2014; Perfettini and Avouac, 2004). Cependant, si les deux séismes ne sont pas co-localisés, nos résultats indiquent un déficit de moment équivalent au moment co-sismique. La considération des incertitudes *a posteriori* est ici cruciale car elle donne une indication sur la confiance à accorder à chaque scénario.

Enfin, la dernière partie de cette thèse se consacre à l'étude des mécanismes associés aux séismes intra-slab en faille normale à des profondeurs intermédiaires. Le séisme de Tehuantepec de magnitude M_w=8.2 survenu dans le sud du Mexique le 8 septembre 2017 en est un très bon exemple, et sa magnitude élevée permet d'avoir suffisamment de déplacement en surface pour déterminer sa distribution de glissement. Ces séismes sont effectivement mal connus malgré les risques qu'ils posent, comme le fort aléa sismique ou la possibilité qu'ils rapprochent l'interface de subduction de la rupture. Nous nous sommes intéressés en particulier à l'état de contrainte à l'intérieur du slab, en tentant de déterminer si le séisme de Tehuantepec résulte de l'étirement du slab ou de sa flexure. Les analyses longues-périodes révèlent un *centroid* profond, aux alentours de ∼XX km plutôt incompatible avec un séisme de flexure. Nous utilisons ensuite un jeu de données géodésiques et tsunamis pour obtenir la distribution de glissement finale du séisme. Les modèles révèlent une forte probabilité que ce séisme ait rompu une épaisseur importante de lithosphère. Malgré les fortes incertitudes, ce résultat favorise donc l'hypothèse selon laquelle la région hypocentrale est en extension à cause de la flottabilité négative du slab. Ceci indique un possible détachement local de la lithosphère de Cocos sous la lithosphère Nord-Américaine.

Chacune de ces études démontre à sa manière l'avantage fondamental que possèdent les méthodes Bayésiennes à ne pas utiliser de lissage spatial. Dans le cas des séismes de Landers et de Tehuantepec, l'analyse des résultats repose en grande partie sur l'évolution du glissement en fonction de la profondeur. Comme nous l'avons montré avec le séisme de Landers, différents choix de lissage peuvent fortement impacter la distribution du glissement, voire changer complètement l'interprétation des phénomènes en cours sur la faille (cf., Figure A.15 dans l'annexe A). Pour un séisme superficiel en particulier, l'utilisation d'un lissage laplacien peut significativement diminuer l'amplitude du glissement proche de la surface libre. La comparaison entre les distributions de glissement sismique et asismique peut également être biaisée par l'étalement spatial causé par ce type de régularisation. Notre comparaison entre le déficit de moment inter-sismique (qui dépend de notre estimation du couplage géodésique) et le moment co-sismique dans la zone subduction équatorienne n'est donc pas affectée par ce type de biais. Cette approche "non-lissée" et l'estimation d'incertitude a posteriori permettent ainsi d'accroître la fiabilité des résultats obtenus.

L'estimation des incertitudes associées aux modèles permet également d'améliorer l'interprétation de nos résultats. Nous pouvons ainsi proposer des réponses probabilistes à certaines questions scientifiques, comme par exemple la probabilité d'avoir un excédent de moment co-sismique en Équateur en faisant différentes hypothèses sur la localisation des séismes historiques. La présentation de toute une population de modèles comme solution à part entière permet également de mettre en évidence les différents trade-offs qui peuvent exister. Un bel exemple est observé dans le chapitre 3, où l'on observe l'anti-corrélation bien connue entre le temps de montée et le temps de rupture dans certaines parties de la faille. D'autres types de corrélation, moins souvent examinées, peuvent également être observées et quantifiées comme par exemple les corrélations entre l'amplitude du glissement dans différentes régions de la faille. Ceci est observé pour le séisme de Landers (chapitre 2), où certaines portions de faille présentent une anti-corrélation entre le glissement profond et superficiel.

Les dernières décennies ont vu une véritable explosion du nombre et de la variété des observations disponibles. Ces nouveaux jeux de données encouragent la création de modèles de glissement co-, inter-, et post-sismique dont la résolution ne fait qu'augmenter. De nombreuses pistes existent également pour améliorer les théories utilisées dans le problème direct associé à ces modèles. Tout au long de ce travail de thèse, nous avons considéré que la Terre présentait une structure stratifiée 1-D. Si à grande échelle cette hypothèse semble raisonnable pour certains séismes, elle est beaucoup plus discutable pour d'autres événements comme dans les zones de subduction. Ces dernières sont intrinsèquement hétérogènes et asymétriques avec une lithosphère froide et rigide s'enfonçant dans un manteau chaud et visqueux. A échelle plus locale, notre étude du séisme de Landers a révélé l'importance de considérer les variations de rigidité autour des failles causées par l'endommagement produit par les séismes successifs. Ces zones d'endommagement sont également présentes autour des interfaces de subduction (Bebout and Penniston-Dorland, 2016; Sutherland et al., 2012), et devraient idéalement être prises en compte dans les inversions du glissement. L'utilisation d'un modèle de Terre 3-D et l'incorporation des incertitudes associées constituent donc la prochaine étape vers des modèles de glissement plus fiables. Certains outils existent déjà pour construire les fonctions de Green dans un tel milieu, tels que les codes en éléments finis Pylith (Aagaard et al., 2013) ou en éléments spectraux SPECFEM3D (Komatitsch and Tromp, 2002). Leur utilisation est cependant encore limitée par la capacité de calcul nécessaire. Un degré de complexité supplémentaire consisterait à intégrer les formes complexes souvent observées que prend cette zone d'endommagement (Choi et al., 2018; Milliner

et al., 2015; Vallage et al., 2015). Une solution pour prendre en compte toutes ces hétérogénéités dans la structure élastique de la Terre consisterait à l'inverser conjointement avec le glissement sur la faille, mais cette approche semble encore difficile avec les moyens de calculs actuels.

La plupart des inversions actuelles supposent également que l'intégralité la déformation est élastique et que la rupture se propage sur un ou plusieurs segments plans. Or l'endommagement autour des failles prouve que de la déformation co-sismique n'est pas concentrée sur un plan mais est en réalité distribuée dans le volume environnant, à quelques centaines de mètres voire kilomètres autour de la rupture principale (Vallage et al., 2015). Ce type de déformation autour de la faille principale doit donc être considéré comme un même ensemble lorsque l'on s'intéresse au glissement sismique (Thomas et al., 2017a). Ceci est d'autant plus vrai que l'absence de considération pour la déformation inélastique peut conduire à des biais dans les distributions de glissement co-sismique (Kaneko and Fialko, 2011).

Malgré l'amélioration significative de la résolution temporelle des données géodésiques (en 2018, Sentinel-1A a par exemple un temps de retour de 6 jours contre 35 jours pour ERS-1 et 2 dans les années 1990), ces observations correspondent encore souvent à une superposition de signal inter-, co-, et post-sismique. Afin de caractériser au mieux les différents phénomènes de glissement sur la faille, il semble important de pouvoir reconstruire l'évolution temporelle continue du glissement sismique et asismique au cours du cycle sismique. Ce type d'approche est d'autant plus importante que plusieurs études récentes semblent indiquer des variations temporelles de couplage (ou du taux de glissement inter-sismique) (Loveless and Meade, 2016), ou des glissements lents transitoires précédant les séismes (e.g., Mavrommatis et al., 2014; Radiguet et al., 2016; Socquet et al., 2017).

Les perspectives d'évolution sont nombreuses, et l'augmentation permanente des capacités de calcul permet désormais d'envisager l'application des méthodes d'inversion stochastique à des problèmes de dimension bien plus importante que ce qui était possible il y a encore quelques années. Comme cela a été démontré au cours de cette thèse, ces méthodes présentent de nombreux atouts pour l'étude des phénomènes de glissement sur les failles, et encouragent une nouvelle manière de considérer les résultats. A plus long terme, l'approche Bayésienne pourrait servir à développer une vision plus globale du cycle sismique.

Annexes

Annexe A

Supplementary information on Chapter 2

Supporting text T1 : Modelling errors due to fault parameterization

This study incorporates optical correlation images providing direct measurements of near-fault horizontal displacements (cf., section 2.4.3 in Chapter 2). Due to the proximity of observation points from the rupture, there can be significant modelling errors due to fault discretization at shallow depth. To limit the impact of such artefacts, we thus remove pixels within 300 m of the fault trace.

To quantify the remaining modelling errors due to fault parameterization, we compare the deformation field predicted assuming a finely discretized fault (with 300 m-long patches) to a coarser fault geometry (with 1.5 km long patches as used in this study). This test is presented in Fig. 9b for the southern portion of the Emerson fault where we observe large slip of ∼4.1 m at shallow depth. Comparing the results for the loose and fine geometries (Figure A.3), we observe a maximum modelling error of 23 cm due to the use of a simplified fault geometry. The mean modelling error is 8 cm. These values being directly proportional to fault slip, they can be considered as upper bounds since we consider a region of large slip (more than twice the average shallow slip over the entire rupture), In addition, these errors fall within the observations uncertainties (which are ∼42 cm on this image) and represent only 6% of the data amplitude.

Supporting Text T2 : Maximum a posteriori model

For a linear problem with Gaussian likelihood and uniform priors, the posterior is simply a truncated Gaussian PDF. For such probability distributions, the maximum a posteriori (MAP) model can be estimated from the mode of each marginal PDF (Figure A.7a). The MAP can also be estimated from the best fitting model (i.e., the sample in our population having the maximum posterior value ; Figure A.7b). For large dimensional problems, the latter is actually a very poor estimate of the MAP. For example, assuming a Gaussian posterior in our case (424 dimensions, 500000 samples), the probability of having a sample in our population within 1-σ of the MAP is 2.5×10^{-65}. This is illustrated in Figure A.7c where we see relatively large differences between the best fitting model and the MAP (i.e., the posterior mode model). The posterior PDFs being nearly Gaussian, we also notice that the posterior mean is quite similar to the MAP.

Supporting text T3 : Model prediction for long period seismological data

We compute the moment tensors and centroid locations equivalent to our posterior ensemble of slip models. The resulting solution presented in Table A.1 and Figure A.10 has a scalar moment $M_0 = 9.15 \pm 0.38 \times 10^{19}$ N.m corresponding to a moment magnitude Mw = 7.24. Although this equivalent point-source mechanism is globally consistent with GCMT or W-phase CMT solutions, we notice some differences in particular in terms of centroid location. Our solution is more consistent with the location of the fault trace along with large deformations observed in near-field.

To validate our equivalent moment tensor source, we thus compute waveform predictions for various broadband seismological stations. We assume a triangular source time function following the Global CMT (Ekström et al., 2012) parameters (a 19.2 s half-duration and 17.7 s centroid time-shift). Synthetics are computed by simulating the wavefield in the 3D Earth model S362ANI (Kustowski et al., 2008) using `SPECFEM3D_GLOBE` (Komatitsch and Tromp, 2002). We then compare the observed and predicted waveforms after bandpass filtering in the 100-500 s period range using a 4th-order Butterworth causal filter. As shown in Figs S10, S11 and S12, the predictions agree remarkably well with the observed waveforms.

Table A.1 Source parameters for 3 solutions. Wphase (Duputel et al., 2012b), Global CMT (Ekström et al., 2012), and this study.

	Lon.	Lat.	Depth (km)	Half-duration (s)	Centroid time-shift (s)	m_{rr} (10^{19} N.m)	$m_{\theta\theta}$ (10^{19} N.m)	$m_{\phi\phi}$ (10^{19} N.m)	$m_{r\theta}$ (10^{19} N.m)	$m_{r\phi}$ (10^{19} N.m)	$m_{\theta\phi}$ (10^{19} N.m)
Wphase	-116.63	34.38	11.5	20	20	-0.17230	-6.49473	6.66703	-5.19430	-0.49344	7.59553
GCMT	-116.65	34.65	15.0	19.2	17.7	-0.88100	-6.12000	7.00100	-3.80700	0.09900	7.33500
This study	-116.507	34.434	6.36	NA	NA	-0.00069	-6.90400	6.90469	0.41485	-0.14150	5.98814

Table A.2 Summary of fault geometries and datasets used in this study and in previously published models, and associated SSD values. In the InSAR column, the number in parentheses is the number of interferograms used.

Study	Geometry		Data						SSD (%)
	Straight/Curved ?	N° of segments	Strong-motion	Teleseismic	GPS	Trilateration	InSAR	Optical images	
This study	Curved	9	no	no	yes	yes	yes (2)	yes	40.9 +/-0.03
Cohee & Beroza (1994)	Straight	3	yes	no	no	no	no	no	5.97
Wald & Heaton (1994)	Straight	3	yes	yes	yes	yes	no	no	4.64
Cotton & Campillo (1995)	Straight	3	yes	no	no	no	no	no	20.4
Hernandez et al. (1998)	Straight	3	yes	no	yes	yes	yes (1)	no	-12.3
Zeng & Anderson (2000)	Straight	4	yes	no	no	no	no	no	69.5
Fialko (2004)	Straight	9	no	no	yes	yes	yes (2)	no	41.2
Xu et al. (2016)	Straight	7	no	no	yes	yes	yes (2)	yes	18

This result shows that our solution is consistent with long period seismological observations both in terms of seismic moment and source mechanism.

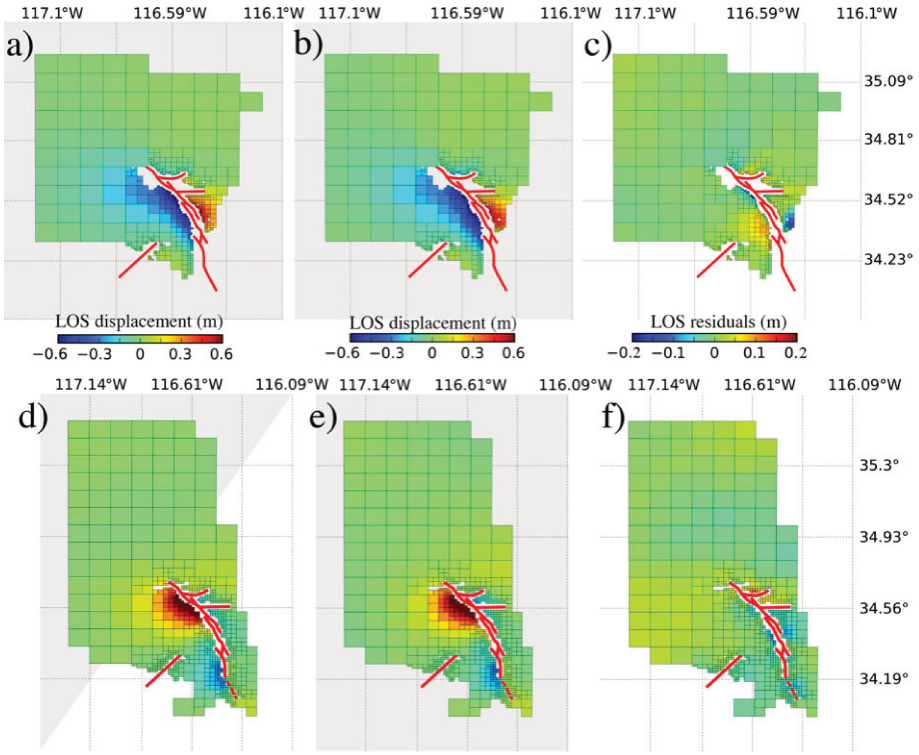

FIGURE A.1 **Decimated InSAR images. (a, d)** Decimated InSAR observations used in the inversion. **(b, e)** Predictions for the posterior mean model. **(c, f)** InSAR residuals of the descending (top) and ascending (bottom) tracks.

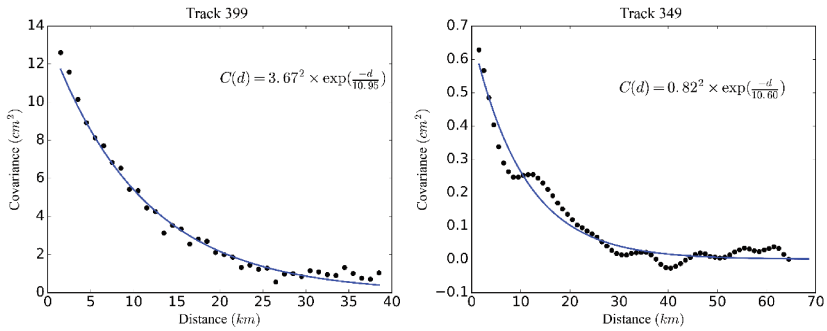

FIGURE A.2 **Empirical covariance functions for the InSAR observations :** 1D empirical covariance functions and the associated best-fit exponential function for the descending (left) and ascending (right) tracks. For each image, we compute the empirical covariance as a function of the distance between pixels and then fit an exponential function to these covariances (Jolivet et al., 2012). This exponential function is then used to build the data covariance matrix used in the inversion.

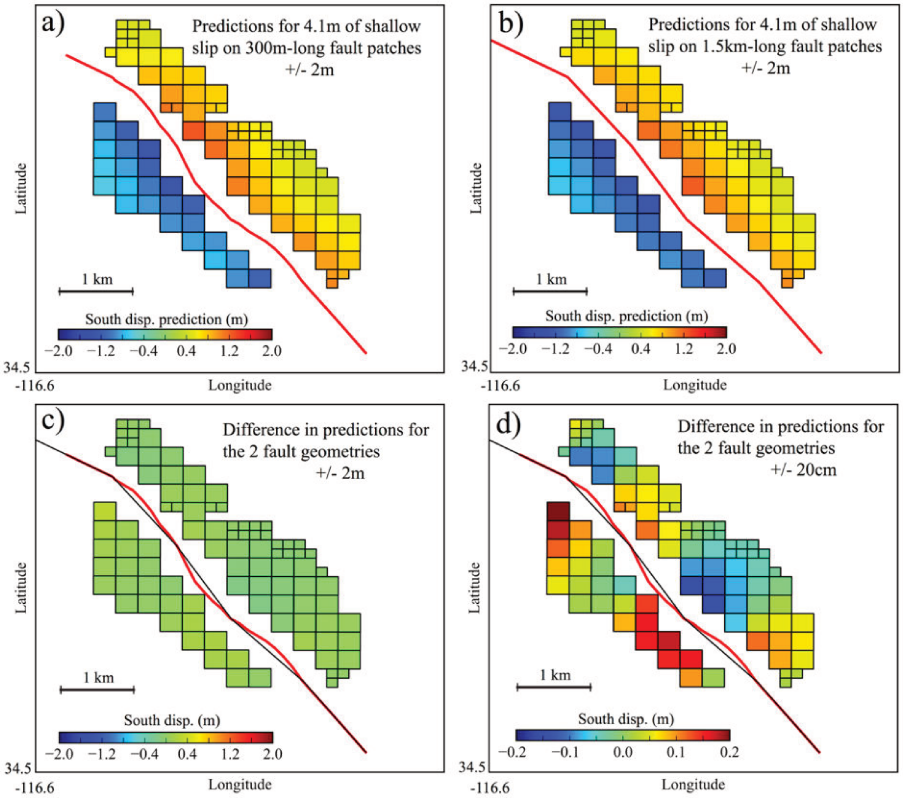

FIGURE A.3 **Effect of geometry on forward modelling. (a)** Forward model predictions for the one of the optical images mosaic imposing 4.1m of slip on a shallow fault with 300m long patches. **(b)** same as (a) but with a broader geometry (1.5km-long patches). **(c)** and **(d)** Difference between (a) and (b).

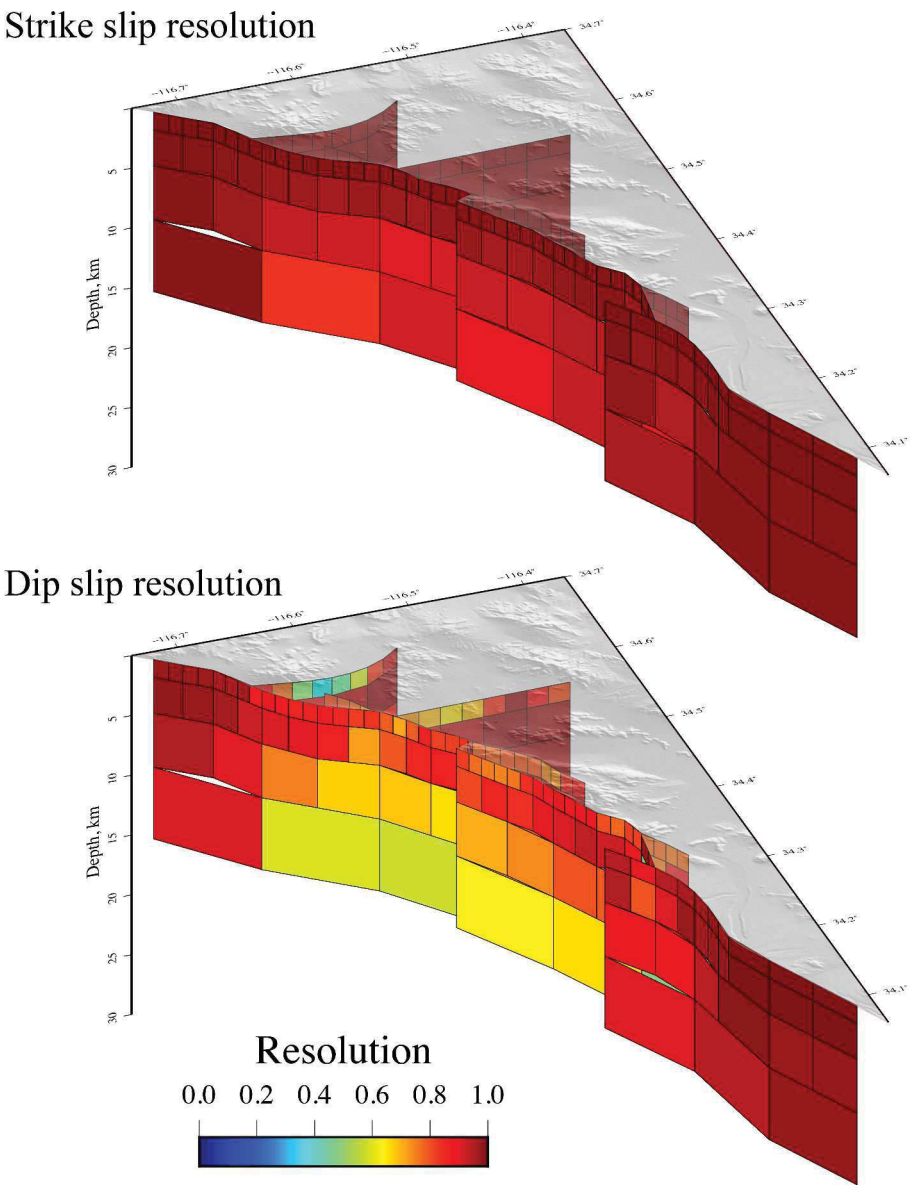

FIGURE A.4 **Problem resolution.** For each slip component, we compute the Resolution matrix as $R = \mathrm{C_m}\mathbf{G}^T(\mathbf{G}\mathbf{C_m}\mathbf{G}^T + \mathbf{C}_\chi)^{-1}\mathbf{G}$. $\mathrm{C_m}$ is a diagonal matrix constructed from our model a priori distribution standard deviation. The diagonal values are plotted on the fault. The closer to 1, the better is the resolution of the parameter.

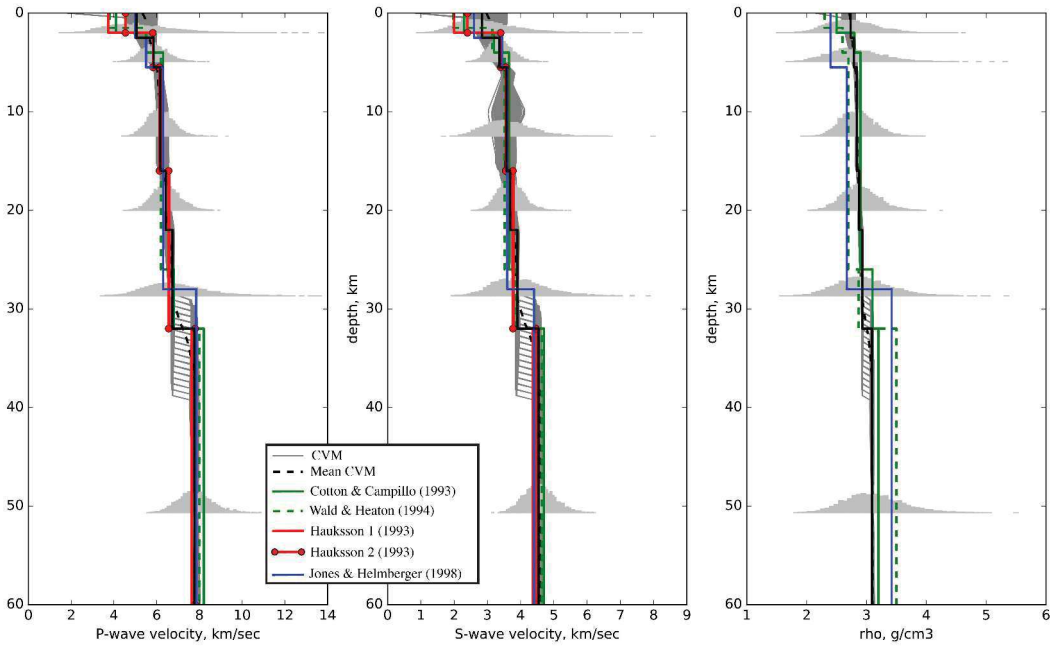

FIGURE A.5 **Different models variability of the P-wave, S-wave, and density as a function of depth in the Landers area.** Grey lines are model values of the 3D Community Velocity Model (CVM, Kohler et al. (2003)) available at http ://scedc.caltech.edu/research-tools/3d-velocity.html (last accessed January 2016). The dashed black line represents the averaged CVM value for this area. A layered version used in this study for Green's function [GF] calculations is plotted as a solid black line. Models from Cotton and Campillo (1995), Wald and Heaton (1994), Hauksson et al. (1993), and Jones and Helmberger (1998) are plotted as solid green, dashed green, red, and blue lines, respectively. Grey histograms are the probability density function representing our confidence level on the elastic properties, as used to build the model prediction error. Histograms are derived from the averaged CVM assuming a Gaussian distribution.

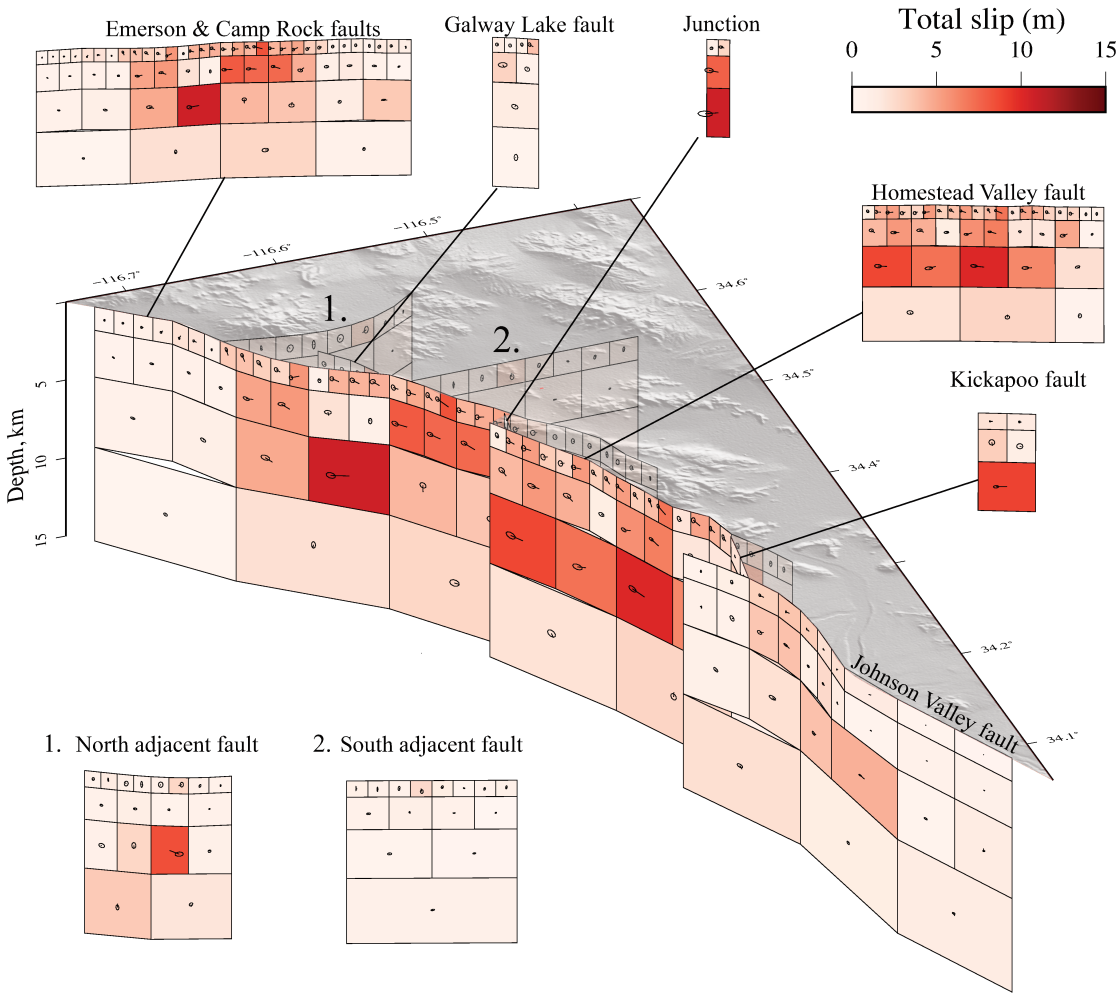

FIGURE A.6 **Posterior mean co-seismic slip model.** The color of each sub-fault patch indicates the slip amplitude. Arrows and their associated 95% confidence ellipse indicate the slip direction and uncertainty.

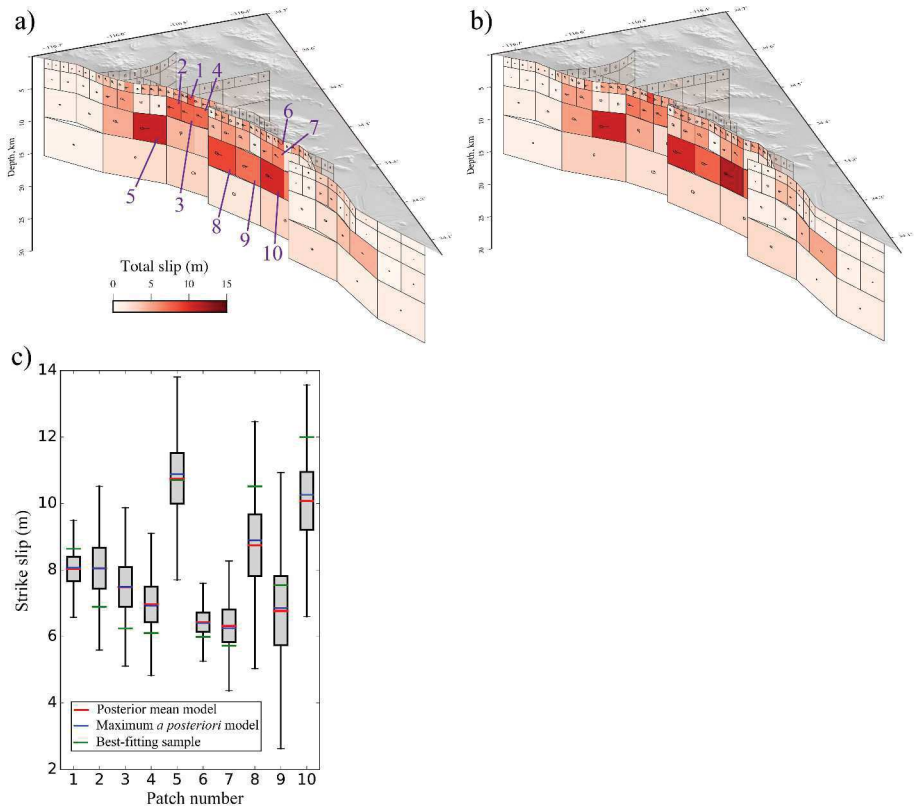

FIGURE A.7 **Comparison between posterior mean, maximum a posteriori and best fitting models. (a)** Maximum a posteriori coseismic slip model. It is built by considering the maximum of each marginal PDF (cf., supporting text A). The 10 patches where the slip is the most important are labelled in purple. **(b)** Best-fitting model sample. This model represents the sample in our population having the maximum posterior value (cf., supporting text A). The colour of each subfault patch indicates the slip amplitude. Arrows and their associated 95% confidence ellipse indicate the slip direction and uncertainty. **(c)** Boxplot of the strike-slip within the 10 patches labelled in (a). Horizontal red lines show posterior mean values (Figure 2.4 in chapter 2). Horizontal blue lines show the maximum a posteriori model (a), and horizontal green lines show the best fitting sample (b). Notice that the best fitting sample is a poor estimate of the MAP

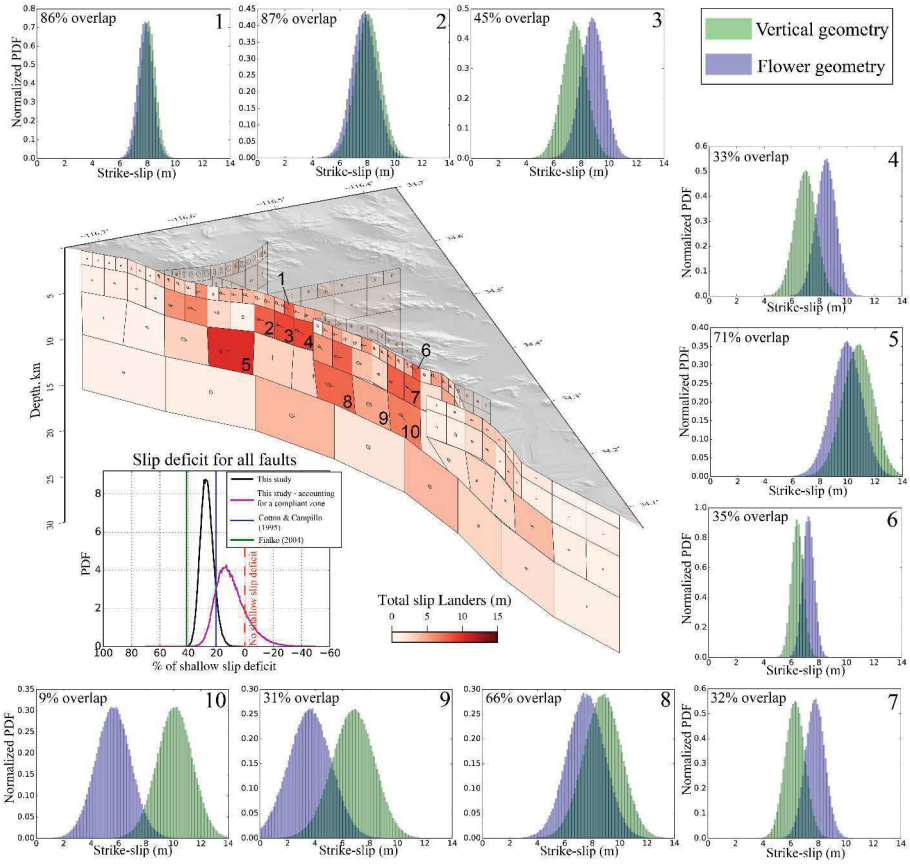

FIGURE A.8 **Alternative "flower" geometry** The subfigure at the centre is the posterior mean coseismic slip models for an alternative “flower” geometry. The colour of each subfault patch indicates the slip amplitude. Arrows and their associated 95% confidence ellipse indicate the slip direction and uncertainty. The patches that slip the most in the vertical geometry are numbered from 1 to 10. We show the PDF of SSD as a black line on the bottom-right insert. The magenta line illustrates the SSD value when corrected from a compliant zone. On the same plots are represented the SSD for two published models, Cotton and Campillo (1995) and Fialko (2004a). The histograms on the sides show the strike-slip PDF of the 10 patches that are labelled on the finite-fault model for both the vertical and flower geometries. The percentage of of which the two PDFs overlap is given on the top-left corner of each histograms.

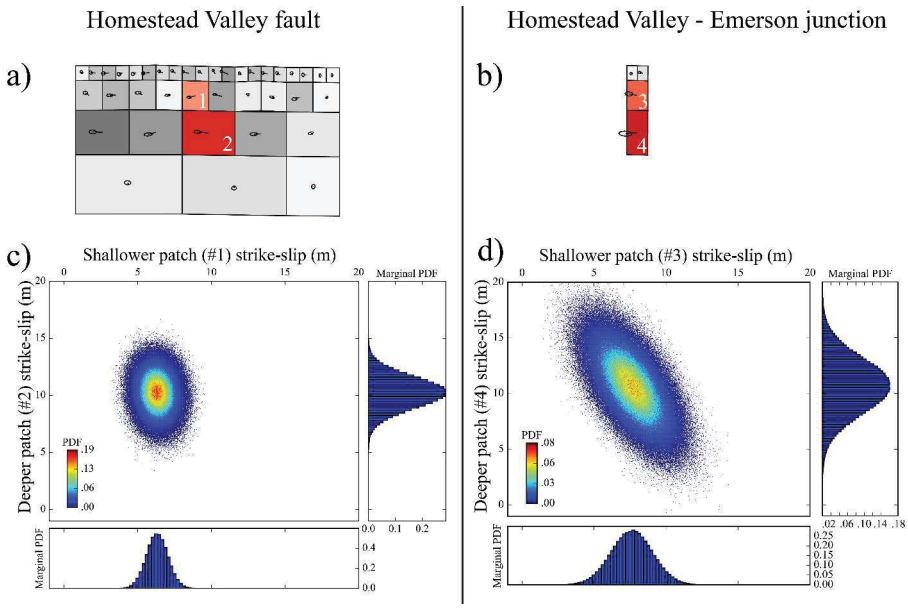

FIGURE A.9 **Posterior covariance of two along-dip patches of the Homestead Valley segment and the Homestead Valley – Camp Rock segments junction. (a)** Homestead Valley and (b) Homestead Valley – Camp Rock junction posterior mean coseismic slip. In each one of the two segments, the across-patch correlation is computed for the two coloured patches. (c) Joint posterior PDF of the strike-slip component of the two coloured patches in (a), also labelled 1 and 2. (d) Same as (c), but for the two coloured patches in (b) (labelled 3 and 4). For both (c) and (d), dots are model samples that are coloured according to the PDF value. Blue histograms are marginal PDFs for both parameters.

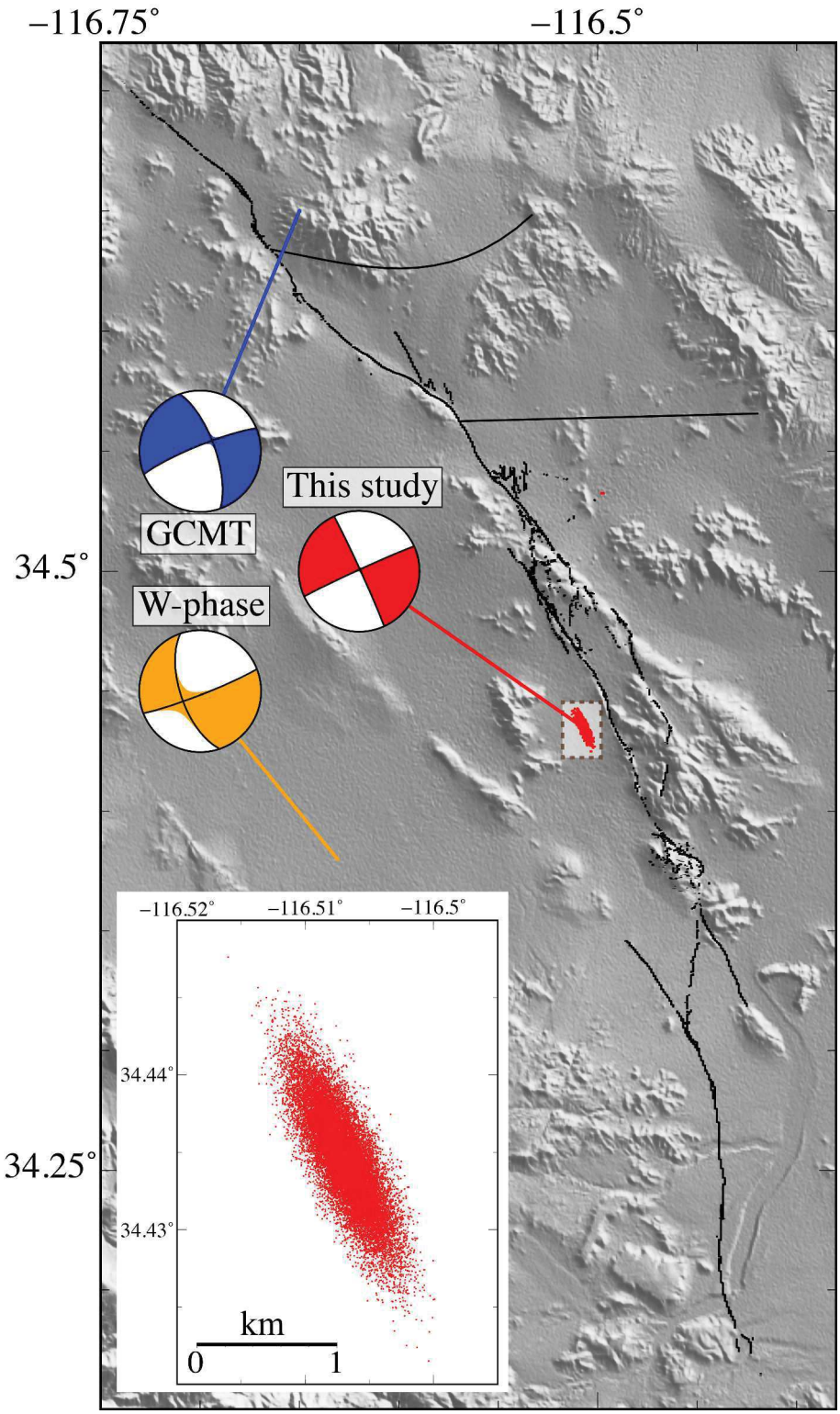

FIGURE A.10 Red dots indicate the posterior ensemble of centroid locations derived from our solution. The red focal mechanism is the moment tensor computed from our posterior mean model. The blue and yellow focal mechanisms come from the Global CMT (Ekström et al., 2012) and W-Phase (Duputel et al., 2012b) catalogues, respectively.

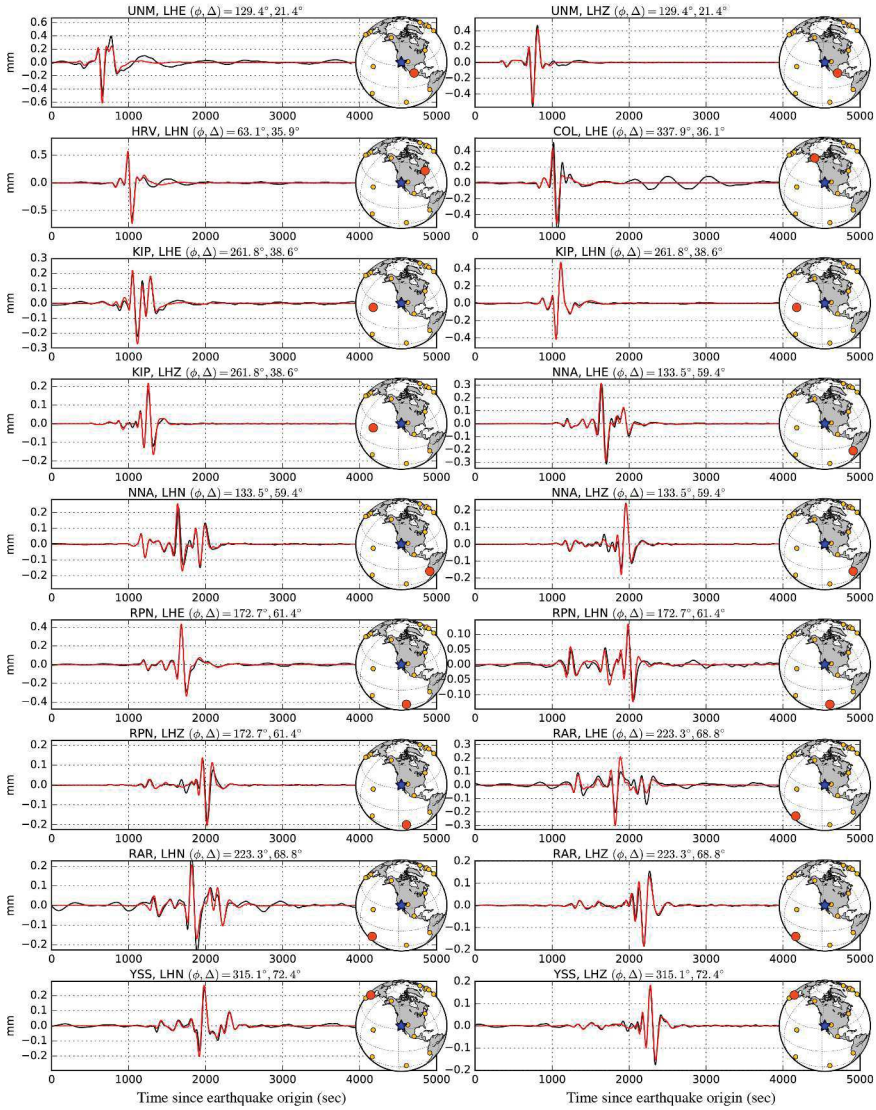

FIGURE A.11 Broadband seismograms (black line) and synthetics computed from the posterior mean model moment tensor (red line) are plotted for 5 stations along with their locations. On each map, the blue star and the red dot indicate the hypocenter and station locations, respectively. For each trace is indicated the station azimuth ϕ and epicentral distance Δ

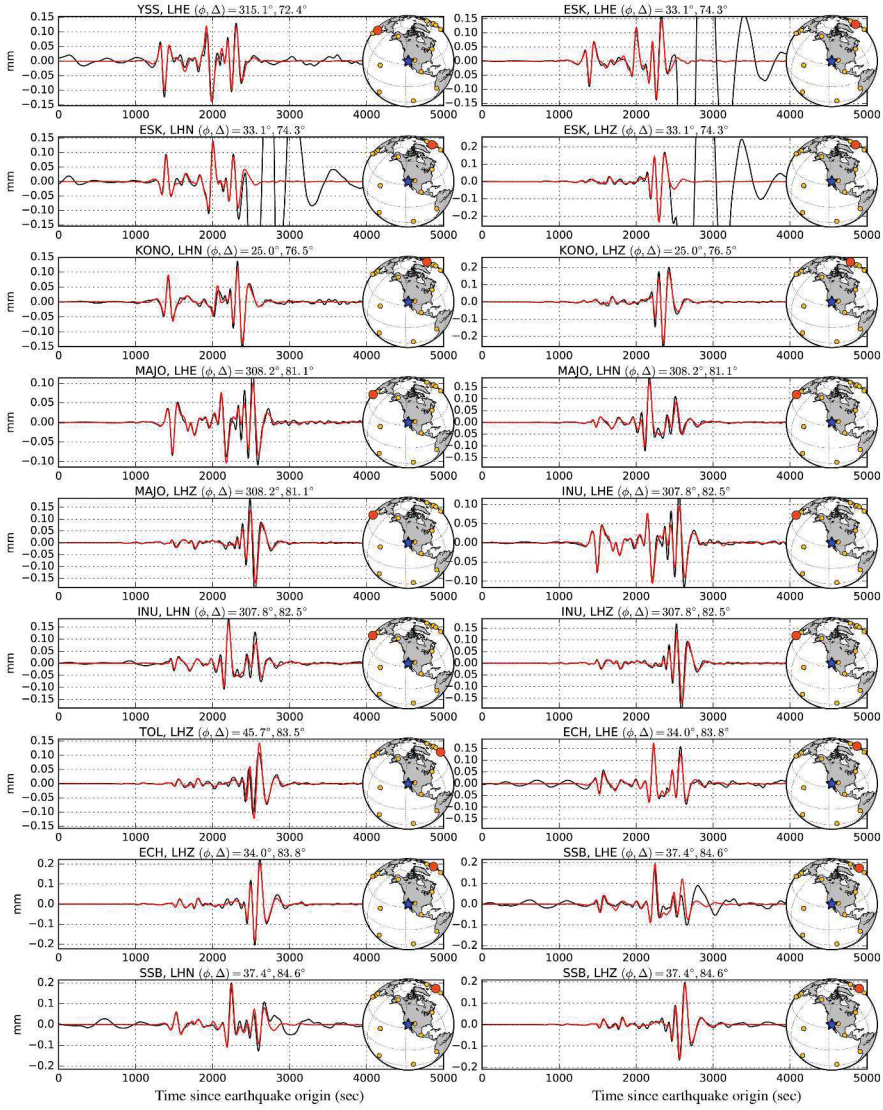

FIGURE A.12 Figure A.11 continued.

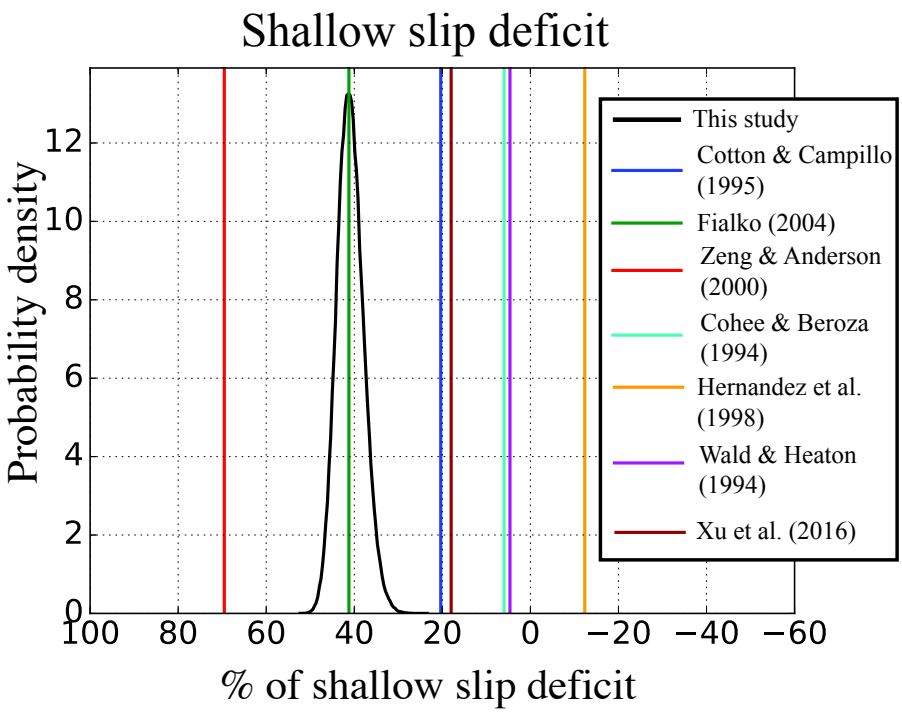

FIGURE A.13 **Comparison of SSD values.** The thick black line is the probability density of SSD values for this study. Vertical coloured lines represent the SSD values of 6 published models.

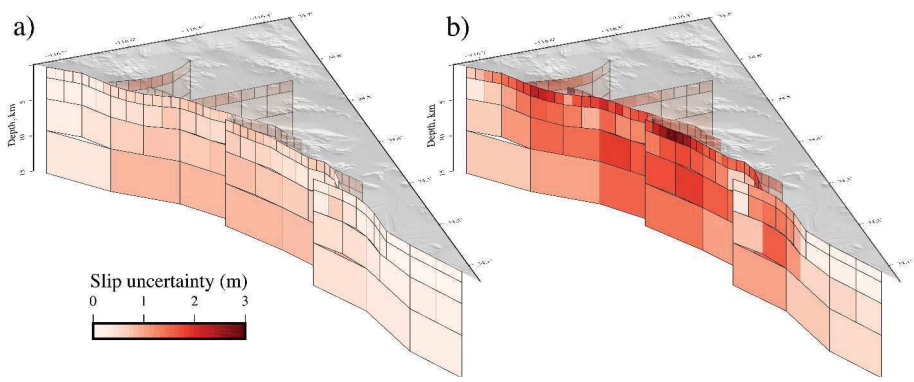

FIGURE A.14 **Posterior slip uncertainties.** **(a)** The solution obtained by inverting all datasets and **(b)** the solution obtained by inverting all the datasets minus the optical correlation mosaic.

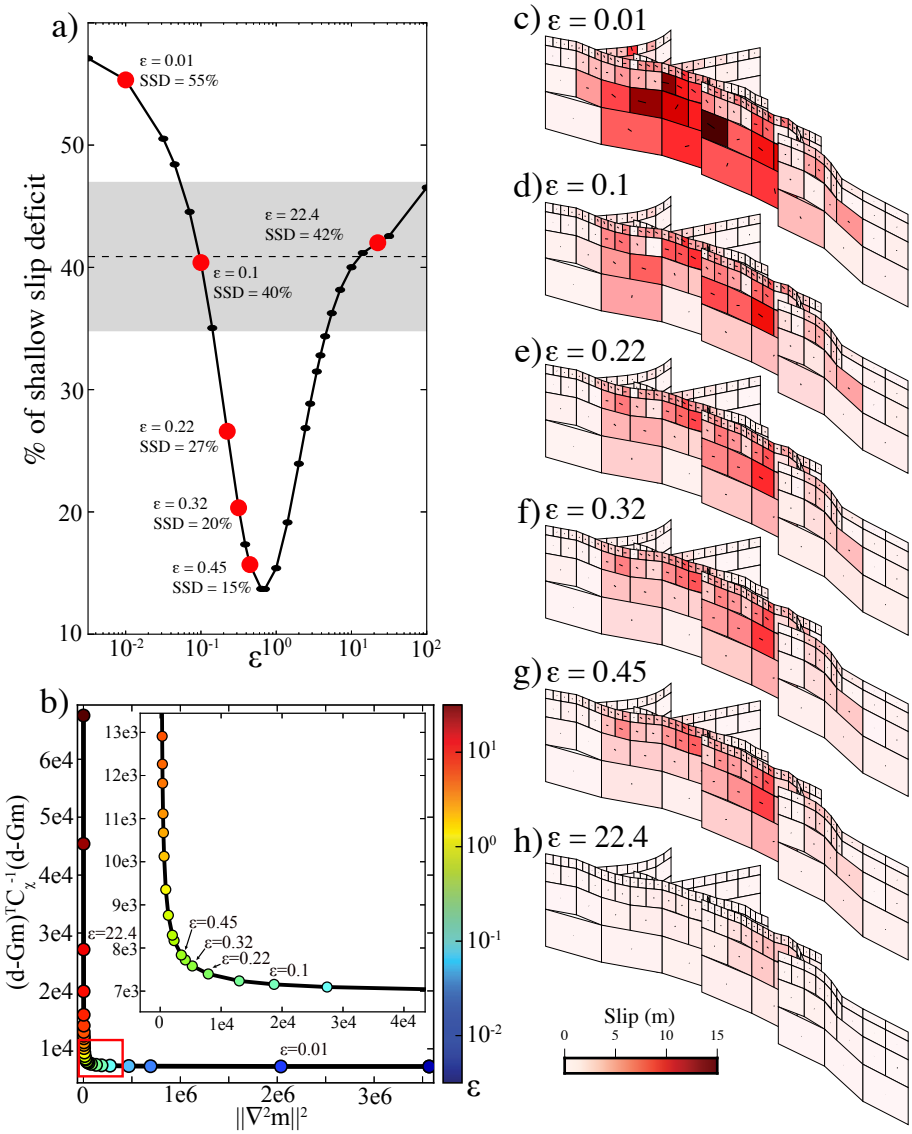

FIGURE A.15 **Impact of smoothing constraints on the shallow slip deficit (SSD). (a)** SSD value of models obtained by a least-square inversion as a function of the damping parameter ϵ (see equation 2.5 in chapter 2). Red dots indicate the models shown in (c) to (g). The horizontal dashed line marks the mean SSD value of our stochastic solution, and the grey shaded area represent the 1-σ deviation. **(b)** L-curve of the regularized models. Dots colour indicates the damping value. The red rectangle shows the extent of the top-right inset. The position of the models (c-h) is indicated with their damping value. **(c)-(h)** Least-square models for six different damping values.

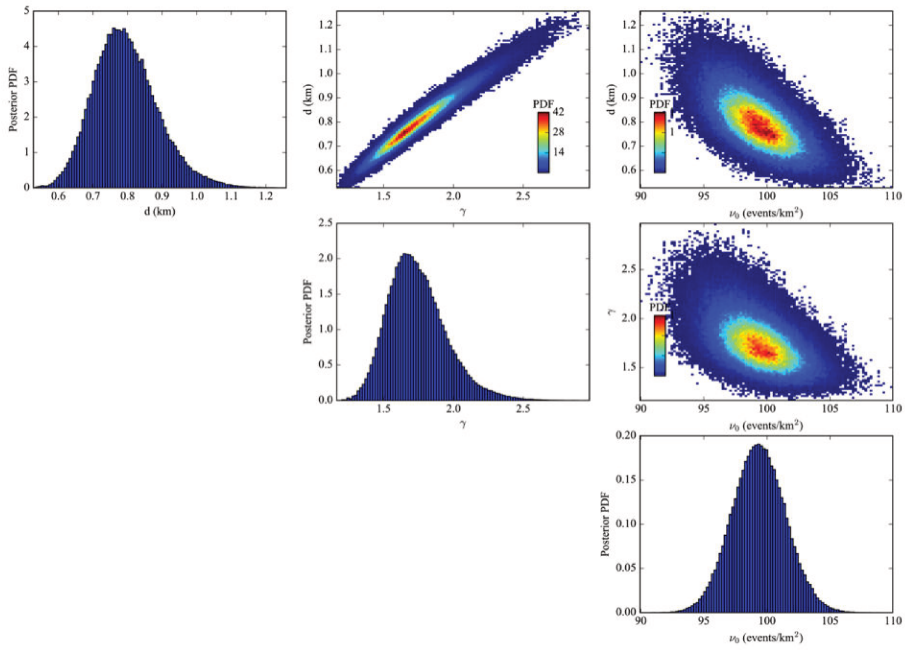

FIGURE A.16 Results of the Metropolis sampling of the aftershock density profile parameters ν_0,d, and γ. 1D plots are posterior marginal PDFs and 2D plots are posterior joint PDFs. On the 2D histograms dots are model samples that are coloured according to the PDF value. Hot colours indicate region of high-probability.

FIGURE A.17 **Modeling of Near-field deformation data. (a)** Localization of the profiles in the optical correlation observations. **(b)** Close up view of near-field data. Grey rectangle indicate the location of the inverted profile. **(c)** Comparison between observed displacement (in red) and the stochastic predictions (in grey). Data inside the black brackets are not used in the inversion of the full 3D slip distribution presented in Figure 2.4.

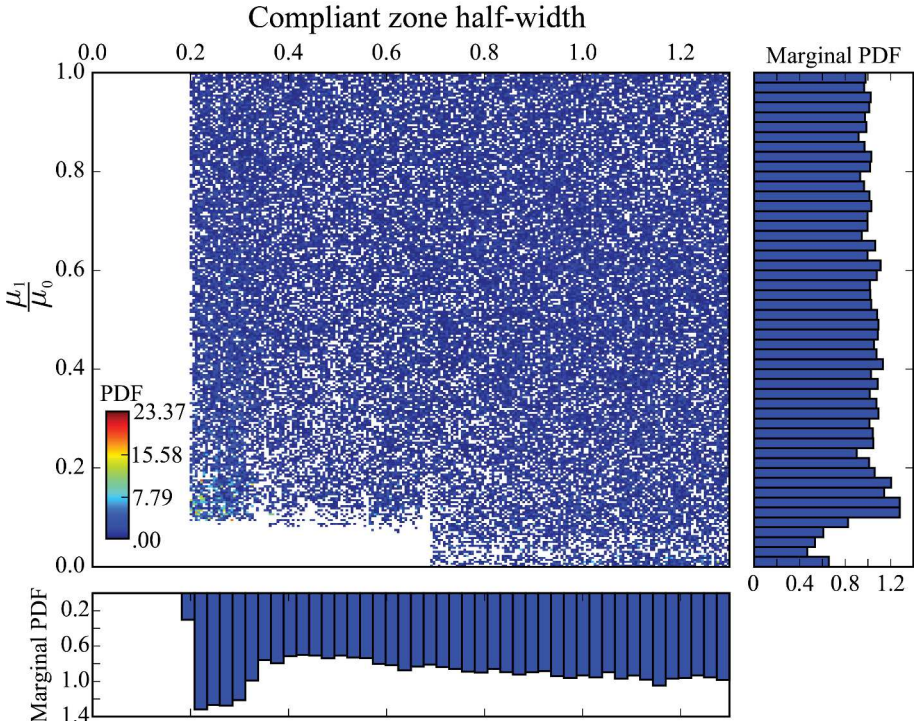

FIGURE A.18 Posterior joint probability distribution of the compliant zone half-width and shear modulus ratio for the profile presented in Figure A.17. Dots are model samples that are coloured according to the PDF value. Blue histograms are marginal PDFs for both parameters. Red lines are the prior information used in the sampling.

Annexe B

Supplementary information on Chapter 3

TABLE B.1 Seismological data and filtering used in this study. We use a 4th order Butterworth bandpass filter.

Station	Type	Filter corner frequencies		
		East	North	Up
bahi	HRGPS	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
cabp	HRPGS	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
ecec	HRPGS	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
flfr	HRPGS	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
mlec	HRPGS	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
momp	HRPGS	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
onec	HRPGS	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
pdns	HRPGS	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
ISPT	Strong motion	N/A	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
PDNS	Strong motion	0.037Hz - 0.08Hz	0.037Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
LGCB	Strong motion	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
AATC	Strong motion	0.028Hz - 0.08Hz	0.028Hz - 0.08Hz	0.032Hz - 0.08Hz
AES1	Strong motion	N/A	N/A	0.015Hz - 0.08Hz
AMNT	Strong motion	N/A	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
APED	Strong motion	0.035Hz - 0.08Hz	0.035Hz - 0.08Hz	0.035Hz - 0.08Hz
ATON	Strong motion	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
AV18	Strong motion	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz
AV21	Strong motion	0.032Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz	0.015Hz - 0.08Hz

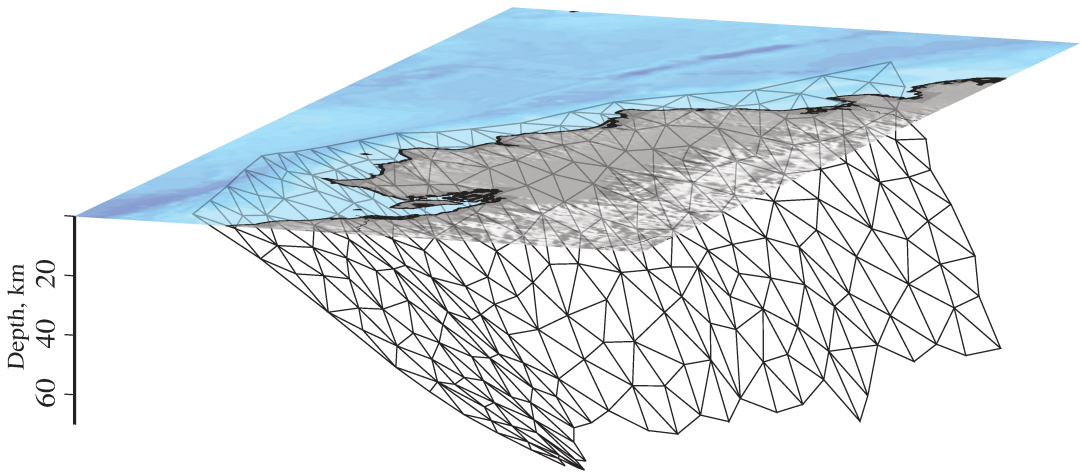

FIGURE B.1 **Parametrization of the megathrust interface used for the coupling inversion.** Coupling value is inverted at each nodes

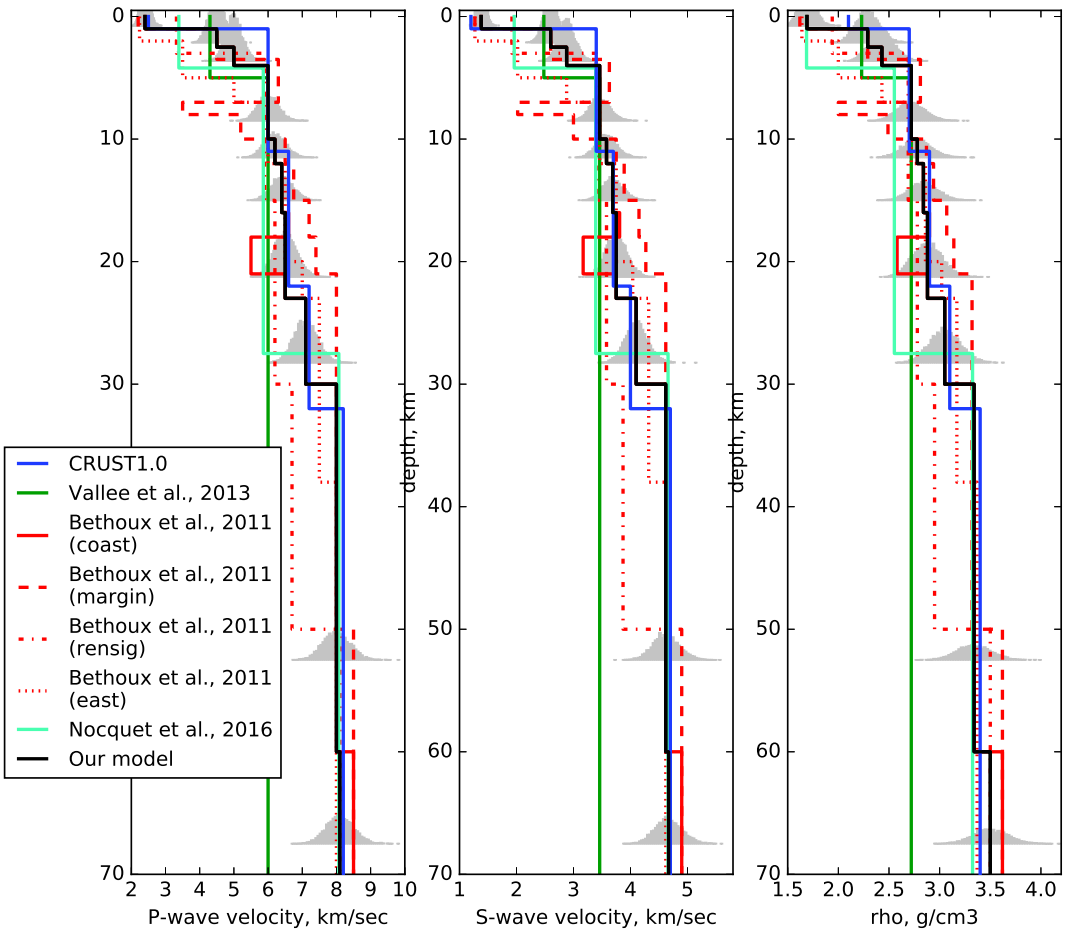

FIGURE B.2 **Different models variability of the P-wave, S-wave, and density as a function of depth in central Ecuador.** A layered model used in this study for Green's function [GF] calculations is plotted as a solid black line. The blue line represents the CRUTST2.0 model in the area (http://igppweb.ucsd.edu/~gabi/rem.html). The other models are from (Bethoux et al., 2011; Nocquet et al., 2017; Vallée et al., 2013). Grey histograms are the probability density function representing our confidence level on the elastic properties, as used to build the model prediction error.

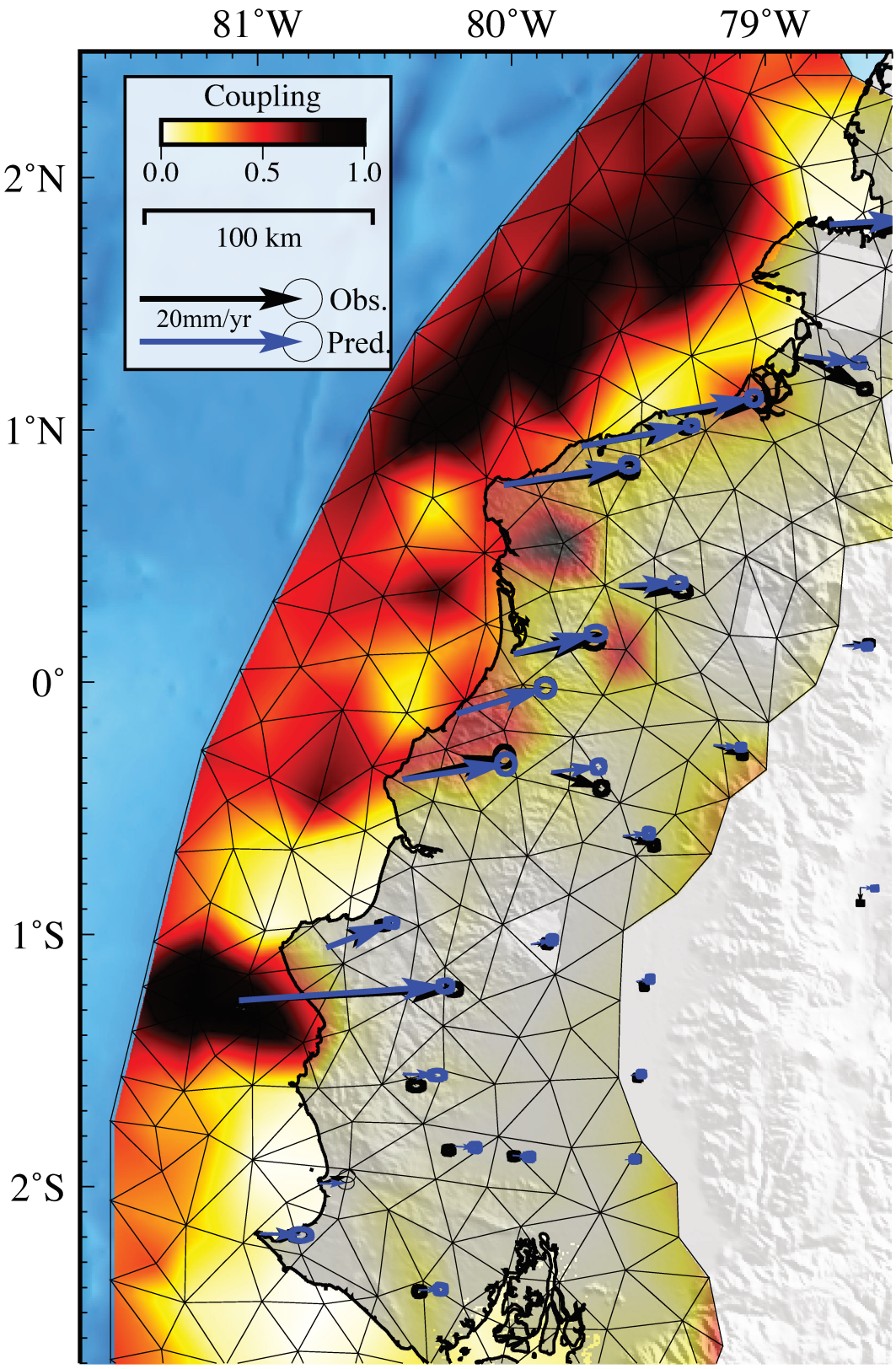

FIGURE B.3 **Posterior Median coupling model.** Thin black lines represent the fault parametrization. Coupling values are inverted at each nodes. Interseismic GPS displacement and predictions for the median model are plotted as black and blue arrows, respectively.

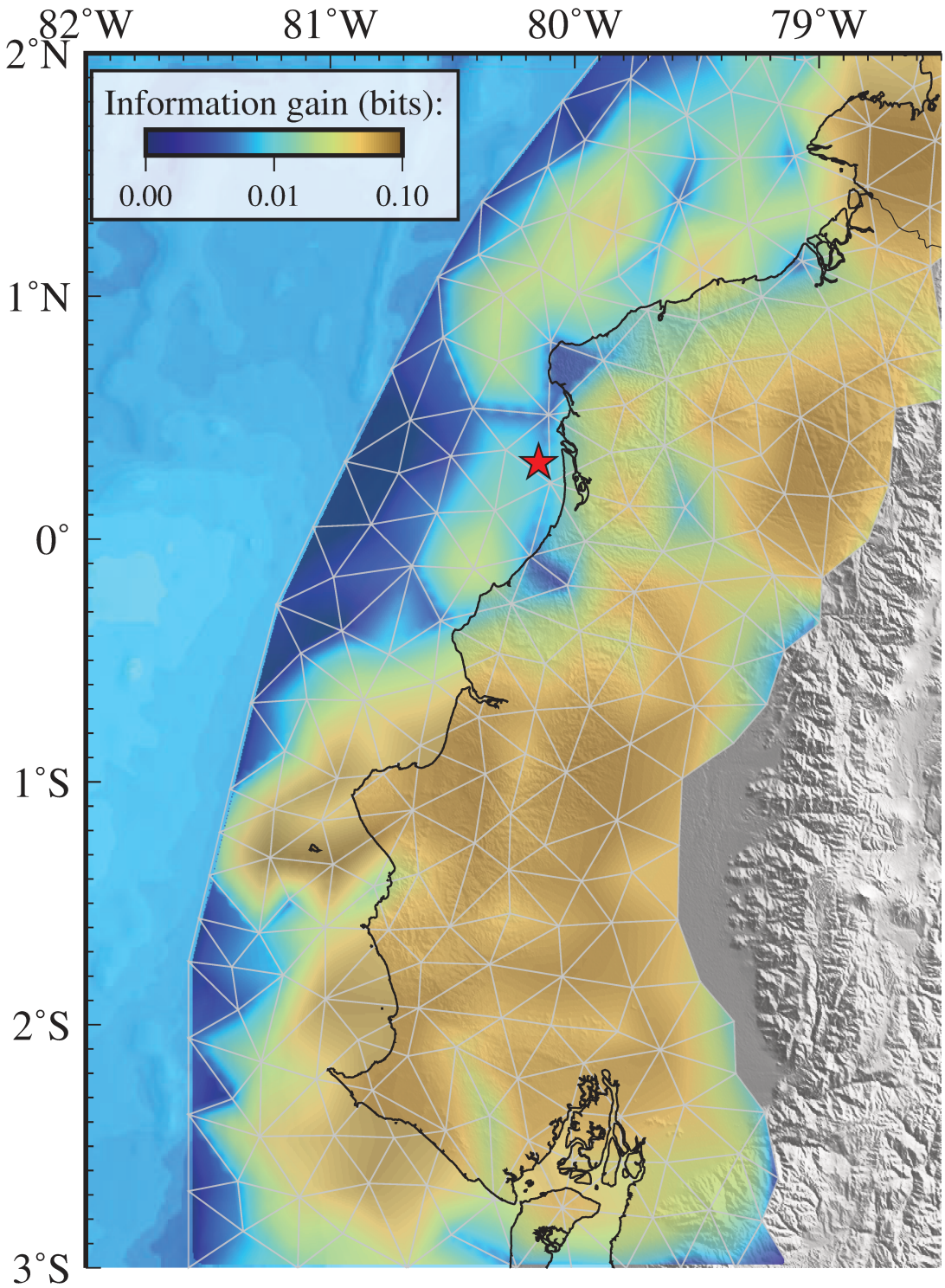

FIGURE B.4 Kullback-Leibler divergence between the posterior and prior PDFs of coupling. Higher values indicate regions where the gain of information of the posterior PDF is significant relative to the prior distribution.