

Détection automatique des événements sismiques à l'aide de la formation de voies basée sur le Kurtosis multivarié

Sara EL BOUCH¹ Olivier J.J. MICHEL² Pierre COMON² Michel CAMPILLO³ Eric BEAUCÉ⁴

¹Univ. Toulouse, ISAE-Supaéro, 34100 Toulouse, France

²Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, GIPSA-Lab, 38000 Grenoble, France

³Univ. Grenoble Alpes, CNRS, ISTerre, 38000 Grenoble, France

⁴Columbia University, Lamont-Doherty Earth Observatory, Palisades, NY, États-Unis

Résumé – La technologie d'instrumentation actuelle permet le déploiement des réseaux sismologiques denses enregistrant des données sismiques de façon quasi-permanente. Ainsi, nous étudions les performances d'un algorithme de détection d'événements sismiques de faible amplitude utilisant cette diversité spatio-temporelle. L'accent est mis sur la définition multivariée du Kurtosis de Mardia et nous exploitons nos résultats théoriques pour contrôler le taux de fausses alarmes dans ce cadre de traces sismiques multidimensionnelles. Le détecteur est intégré dans une méthode de formation de voies aussi dénommée *migration et empilement* ou *back-projection* dans le domaine des géosciences. Ses performances seront étudiées sur des données réelles bruitées et comparées à un détecteur basé sur l'énergie (donc seulement les moments de second ordre).

Abstract – Current instrumentation technology allows the deployment of dense seismic networks recording seismic data in a quasi-permanent manner. Thus, we study the performance of a detection algorithm of low-amplitude seismic signals using this spatio-temporal diversity. The focus is on the multivariate definition of Mardia's Kurtosis and we exploit our theoretical results to control the false alarm rate in this multidimensional seismic trace setting. The detector is integrated in a beam-forming method also called *migration and stacking* or *back-projection* in the field of geoscience. Its performances will be studied on real noisy data and compared to a detector based on energy (thus only second order moments).

1 Introduction

Nous nous intéressons à la détection d'événements sismiques de faible amplitude, brefs et oscillants. La loi de Gutenberg-Richter [9] dicte que le nombre cumulatif de tremblements de terre augmente exponentiellement avec la diminution de la magnitude. Ces événements de faible amplitude sont sévèrement contaminés par le bruit de fond. Ce bruit sismique ambiant est principalement dû à la propagation des ondes générées par les vagues océaniques et les effets atmosphériques et anthropologiques. Ce faible Rapport Signal sur Bruit (RSB) rend la détection et l'analyse d'un seul événement très difficile. Nous exploitons alors la *multiplicité* des événements enregistrés par un réseau de capteurs. Pour cela, nous intégrons l'approche méthodologique proposée par [8] qui repose sur la réponse de l'ensemble du réseau de capteurs à une source théorique. Cette approche peut être décomposée en trois étapes principales :

- La discrétisation du volume de la Terre sous le réseau de capteurs (grille 3-D de sources théoriques k , cf. figure 1).
- Le calcul des tables de retards théoriques τ_s de propagation pour une grille 3-D de sources théoriques. Autrement dit, à chaque source on associe un temps de parcours *source-récepteur*. Ces retards sont mesurés en utilisant les vitesses d'ondes selon un modèle de référence 3-D proposé dans [10], les temps de parcours apparents mesurés dans les sismogrammes sont ensuite associés à une localisation de la source.

Ce travail a été soutenu par la chaire MIAI "Environmental issues underground" de l'Institut MIAI@Grenoble Alpes (Programme "Investissements d'avenir" ANR-19-P3IA-0003, France) et de du Conseil européen de la recherche dans le cadre du programme de recherche et d'innovation Horizon 2020 de l'Union européenne (accord de subvention n° 742335, F-IMAGE).

- L'alignement (en utilisant τ_s) et la sommation (ou empilement) d'une transformée $f(\cdot)$, discutée ci-après, des traces sismiques pour améliorer le RSB.

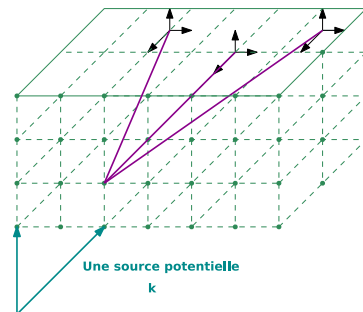


FIGURE 1 : Discrétisation spatiale du volume sous la région d'étude selon une grille 3-D. Chaque point vert est dénommé source sismique potentielle.

lement) d'une transformée $f(\cdot)$, discutée ci-après, des traces sismiques pour améliorer le RSB.

Nous nous concentrons principalement sur le choix de la transformée $f(\cdot)$ des traces ; un choix populaire est celui de l'enveloppe [1] (*i. e.* énergie du signal). De façon générale la transformée candidate doit être positive (pour éviter les problèmes d'interférence destructive [2, sous-section 4.3]) et doit atteindre un pic lors de l'arrivée d'un signal sismique. Par exemple, dans [11], les auteurs utilisent le gradient positif du kurtosis avant d'aligner et d'empiler les traces. Ils estiment récursivement le Kurtosis univarié sur chaque composante sismique. La principale nouveauté de nos travaux réside d'abord dans l'utilisation d'un Kurtosis bivarié, ensuite les résultats théoriques développés dans [3] sur sa distribution limite *sans hypothèse d'indépendance statistique* nous permettent de fixer un seuil de détection justifié théoriquement et qui est valide dans le cadre des signaux réels.

Plus précisément, nous considérons que $\{\mathbf{x}(n, s) = \{x_c(n, s)\} \in \mathbb{R}^d, c = 1, \dots, d, n = 1, \dots, N\}$ représente l'ensemble des observations reçues sur le capteur ou le sous-groupe de capteurs (ou stations) indexé par s . Chaque capteur comporte trois composantes (une composante verticale Z et deux horizontales N, E , *i.e.* $d = 3$) indexées par c . Les opérations d'alignement et d'empilement s'expriment alors par :

$$\text{NR}_k(n) = \sum_{s,c} f(x_c(n + \tau_{s,c}^k, s)) \quad (1)$$

Chaque fonction $\text{NR}_k(n)$ est indexée par ses coordonnées spatiales (latitude, longitude et profondeur) k et le temps n . Au lieu d'analyser toutes ces coordonnées, ce qui devient prohibitif quand la taille de la grille est grande – comme suggéré dans [1] – nous stockons simplement la réponse unidimensionnelle, appelée *réponse composite du réseau* définie comme :

$$\text{CNR}(n) = \max_k \text{NR}_k(n) \quad (2)$$

Remarque. Nous précisons que la notation $\tau_{s,c}$ indexée par c permet de distinguer deux phases d'ondes sismiques. Pour les composantes horizontales N, E , nous supposons que nous observons principalement des ondes de type S , alors que sur la composante verticale, ce sont principalement les ondes P qui vont avoir une grande énergie. Ces deux ondes se propagent à deux vitesses différentes, et le retard associé aux ondes S sera appliqué aux composantes N, E alors que le retard associé aux ondes P sera lui appliqué à l'axe Z .

Kurtosis multivarié. Dans cette communication, nous utilisons le test de normalité que nous avons développé récemment pour les séries temporelles multivariées [3] (typiquement enregistrées par un réseau de capteurs comme dans notre cadre d'étude). La variable test est le kurtosis multivarié estimé à partir de N échantillons par :

$$\hat{B}_d^{(s)}(N) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(\mathbf{x}(n, s)^T \hat{\mathbf{S}}^{-1} \mathbf{x}(n, s) \right)^2 \quad (3)$$

$$\hat{\mathbf{S}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}(n, s) \mathbf{x}(n, s)^T. \quad (4)$$

La distribution limite de la statistique a été bien définie dans [4] pour un processus $\mathbf{X}^{(s)} \stackrel{\text{def}}{=} [\mathbf{x}(1, s), \dots, \mathbf{x}(N, s)]^T$ stationnaire coloré, fortement mélangeant et sous hypothèse de base $\mathcal{H}_0 : \mathbf{X}^{(s)} \underset{n.i.d.}{\sim} \mathcal{N}(0, \mathbf{S})$. Plusieurs simulations numériques ont été conduites pour tester la performance de cette statistique dans différents scénarios : avec ou sans blanchiment, et avec ou sans projections aléatoires [5, 6]. Les résultats présentés dans [5, 6, 7] montrent que le test multivarié a un excellent pouvoir de détection (pourvu que le niveau du test soit calculé sous hypothèse d'échantillons dépendants), et ce pour de faibles RSB de l'ordre de -20 dB, tout en ayant un taux de fausse alarme contrôlé. Dans ce même esprit, nous reformulons le problème de détection des ondes sismiques comme un test de normalité *i.e.* nous cherchons des formes d'ondes considérées comme non-gaussiennes dans un bruit gaussien coloré. Nous avons proposé dans [6] un détecteur opérationnel pour un seul capteur à trois axes, et nous avons étendu ces résultats pour un réseau de capteurs [7] en contrôlant le taux de Fausses Découvertes via la procédure de Benjamini-Hocheberg. Ici,

l'algorithme de détection, basé sur la définition du test de Mardia dans le cas de processus multivariés colorés, sera défini et intégré dans la méthode de traitement du réseau de capteurs (d'antennes ci-après). L'intérêt de notre méthode par rapport à des statistiques basées sur le deuxième ordre sera mis en avant. Nous testerons la validité de notre approche dans plusieurs scénarios, et sur une antenne de 8 stations dans la faille Nord-Anatolienne.

Choix de la transformée $f(\cdot)$. Ainsi, nous proposons le test suivant défini récursivement (en prenant $\hat{B}_d(0) = 0$) :

$$f(\mathbf{x}(n, s)) = \frac{\hat{B}_d^{(s)}(n)}{\sigma^{(s)}(n)}, \quad \text{avec} \quad (5)$$

$$\hat{B}_d^{(s)}(n) = \lambda_2 \hat{B}_d^{(s)}(n-1) + (1 - \lambda_2) \epsilon(n, s)^T \hat{\mathbf{S}}^{-1} \epsilon(n, s) \quad (6)$$

où $\sigma^{(s)}(n)$ désigne l'écart-type de $\hat{B}_d(n)$ et λ_2 le facteur d'oubli exponentiel. Plus précisément, nous allons d'abord effectuer un pré-traitement sur les données (blanchiment temporel pour obtenir $\epsilon(n, s)$ suivi de projection arbitraire sur un plan) que nous détaillerons dans la suite.

2 Méthode de détection

2.1 Modèle pour les séries temporelles

Un blanchiment est appliqué aux traces sismiques de chaque station en appliquant un filtre auto-regressif vectoriel d'ordre p :

$$\mathbf{x}(n, s) \approx \sum_{k=1}^p \mathbf{A}_{i,s}(n) \mathbf{x}(n-k, s) + \epsilon(n, s) \quad (7)$$

où $\epsilon(n, s) \underset{n.i.d.}{\sim} \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{V}^{(s)})$ sont les résidus du modèle de régression. Ils ne peuvent pas être supposés *i.i.d* car le modèle dans le cadre de signaux réels est forcément imparfait et le blanchiment s'appuie sur une estimation de la matrice de covariance des observations. En outre, en l'absence d'événement sismiques, nous supposons que le bruit de fond suit une loi gaussienne. Les paramètres du modèle $\mathbf{A}_{i,s}$ sont des matrices $d \times d$. Ces derniers seront estimés en utilisant l'algorithme des moindres carrés récursif avec un facteur d'oubli (moyennage exponentiel) pour suivre les non-stationnarités du bruit de fond.

Après ce premier pré-traitement de blanchiment, les résidus obtenus pour chaque stations sont d -dimensionnels ($d = 3$), nous allons les projeter sur un plan arbitraire pour pouvoir exploiter la définition exacte du Kurtosis bivarié.

Le problème que nous nous posons se résume comme un test binaire sans alternative pour toutes les stations s du réseau sismique :

$$\mathcal{H}_0 : \epsilon_2^{(s)} \underset{n.i.d.}{\sim} \mathcal{N}(0, \mathbf{V}^{(s)}) \quad \text{versus} \quad \bar{\mathcal{H}}_0 \quad (8)$$

où $\epsilon_2^{(s)} \stackrel{\text{def}}{=} [\epsilon_2(1, s), \dots, \epsilon_2(N, s)]^T$. Nous rappelons que ce premier traitement avait pour but de définir la fonction caractéristique qui sera décalée (par τ_s^k) et empilée pour calculer la *réponse composite du réseau* CNR qui est la fonction de détection des ondes sismiques. Le but de la sous-section suivante est donc de déterminer la distribution limite du CNR sous l'hypothèse de base \mathcal{H}_0 pour choisir un seuil de détection justifié théoriquement.

¹l'indice 2 est utilisé pour rappeler que les résidus ont été projetés sur un plan arbitraire.

2.2 Fonction de détection basée sur le Kurtosis

Pour déterminer la distribution limite du CNR sous l'hypothèse de normalité \mathcal{H}_0 , nous aurons besoin de nos résultats sur la distribution limite de \hat{B}_d démontrés dans [3], ainsi que deux lemmes dont les preuves sont évidentes.

Dans la suite on note N_s le nombre de stations et N_k le nombre de sources potentielles. Pour de grandes valeurs de $N = \frac{2}{1-\lambda_2}$ (la fenêtre glissante équivalente sur laquelle on estime le Kurtosis)², on peut utiliser le théorème suivant, où les résultats utilisent les notations de Landau $o(\frac{1}{N})$ et $O(\frac{1}{N})$, pour préciser que l'erreur d'approximation absolue est dominée par $\frac{1}{N}$ ou est de l'ordre de $\frac{1}{N}$, respectivement.

Theorem 2.1 Soit $\epsilon \stackrel{def}{=} [\epsilon(1), \dots, \epsilon(n)]^T$. Si $\epsilon \underset{n.i.d}{\sim} \mathcal{N}(0, \mathbf{V})$ alors $\hat{B}_d(N) \xrightarrow{N \rightarrow \infty} \mathcal{N}(\mathbb{E}\{\hat{B}_d\}, \text{Var}\{\hat{B}_d\})$. En particulier, pour $d = 2$:

$$\mathbb{E}\{\hat{B}_2\} = 8 - \frac{16}{N} - \frac{4}{N^2} \sum_{\tau=1}^{N-1} \frac{(N-\tau)Q_1(\tau)}{(V_{11}V_{22} - V_{12}^2)^2} + o\left(\frac{1}{N}\right) \quad (9)$$

$$\text{Var}\{\hat{B}_2\} = \frac{64}{N} + \frac{16}{N^2} \sum_{\tau=1}^{N-1} \frac{(N-\tau)Q_2(\tau)}{(V_{11}V_{22} - V_{12}^2)^4} + o\left(\frac{1}{N}\right) \quad (10)$$

$Q_1(\tau)$ et $Q_2(\tau)$ sont des combinaisons linéaires des fonctions d'auto-covariance et d'inter-covariance ($V_{11}(\tau), V_{12}(\tau)$ et $V_{22}(\tau)$). Le détail de ces formules peut être retrouvé ici [3].

En pratique, la fonction de covariance est estimée à l'aide des observations disponibles de manière récursive comme dans l'Algorithme 1 (ligne 7). En guise de lemme, énonçons maintenant un résultat bien connu :

Lemma 2.1 Soient $X_i, 1 \leq i \leq M$, des variables aléatoires indépendamment et identiquement distribuées, de fonction de répartition $F_x(u) \stackrel{def}{=} \Pr(x \leq u)$. Alors la variable aléatoire $Z = \max\{X_1, X_2, \dots, X_M\}$ a pour fonction de répartition $F_z(u) = F_x(u)^M$.

Par ailleurs nous avons le résultat asymptotique :

Lemma 2.2 Asymptotiquement on a $\hat{B}_d^{(s)}(n) \sim \mathcal{N}(\mu^{(s)}, \sigma^2)^{(s)}$ donc (par linéarité de la loi Gaussienne) $X_i = \sum_{s=1}^{N_s} f(\mathbf{x}(n, s)) = \sum_{s=1}^{N_s} \frac{\hat{B}_d^{(s)}(n)}{\sigma^{(s)}(n)} \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2)$.

Remarque. Les expressions de m et σ^2 peuvent directement être déduites des équations (9)-(10) en supposant bien sur que les projections arbitraires font que les $\hat{B}_d^{(s)}$ sont indépendants d'une station s à l'autre.

En particulier d'après le lemme 2.1, 2.2, la variable aléatoire $Z = \max\{X_1, X_2, \dots, X_{N_k}\}$ a pour fonction de répartition $F_z(u) = \Phi\left(\frac{u-m}{\sigma}\right)^{N_k}$, où Φ désigne la fonction de répartition d'une loi standard normale.

La fonction de répartition du CNR $\stackrel{def}{=} Z$ est bien définie sous l'hypothèse de base \mathcal{H}_0 ; donc nous avons accès à la valeur critique (seuil de détection) qui peut être calculée de deux manières :

²Cette équivalence est obtenue par simulation en comparant la variance de l'estimateur de \hat{B}_d sur une fenêtre glissante de taille N avec la variance de l'estimateur à oubli exponentiel λ_2 . Voir aussi [4, Figure 11, page 96].

1. Méthode directe : nous utilisons le lemme 2.1. Soit α le taux de fausse alarme :

$$F_z(u_c) = F_x(u_c)^{N_k} = 1 - \alpha \quad (11)$$

$$u_c = F_x^{-1}\left(\left(1 - \alpha\right)^{\frac{1}{N_k}}\right) \quad (12)$$

2. Méthode utilisant la convergence vers une loi de Gumbel (raisonnable car $N_k = 25.600$), i.e. le lemme 2.2.

Theorem 2.2 (Fisher-Tippett-Gnedenko-Gumbel)
Pour de grandes valeurs de N_k , $Z = \max\{X_1, X_2, \dots, X_{N_k}\}$ converge en distribution vers une loi de Gumbel $\Lambda(a, b)$, avec les paramètres de position a et d'échelle b suivants :

$$a = \Phi^{-1}\left(\frac{1 - \frac{1}{N_k} - m}{\sigma}\right) \quad (13)$$

$$b = \Phi^{-1}\left(\frac{1 - \frac{1}{N_k}e^{-1} - m}{\sigma}\right) - a \quad (14)$$

Ainsi u_c peut être obtenu en inversant la fonction de répartition de $\Lambda(a, b)$: $u_c = F_\Lambda^{-1}(1 - \alpha)$

2.3 Mise en oeuvre de la méthode de détection

Nous résumons ici l'algorithme de détection final qui exploite à la fois nos résultats théoriques et l'approche méthodologique de traitement d'antenne. L'ordre du filtre auto-régressif multivarié est choisi par minimisation du critère informationnel Bayésien (BIC). Nous omettons les détails de la mise à jour de ses paramètres $\{\hat{\mathbf{A}}_{i,s}(n)\}_{1 \leq i \leq p}$; ils peuvent être retrouvés dans [6].

Algorithme 1 : Algorithme de détection par migration

```

 $p \geq 1, 0 < \lambda_1, \lambda_2 < 1, u_c, \{\tau_s^k\}$ 
pour  $p + 1 \leq n \leq N$  faire
  pour Station =  $s \leq N_s$  faire
    Mettre à jour  $\{\hat{\mathbf{A}}_{i,s}(n)\}_{1 \leq i \leq p}$ 
    Calculer  $\hat{\epsilon}(n, s) = \mathbf{x}(n, s) - \sum_{i=1}^p \hat{\mathbf{A}}_i \mathbf{x}(n-i, s)$ 
    Projeter  $\hat{\epsilon}$  sur un plan arbitraire
     $\mathbf{V}^{(s)}(n) = \lambda_1 \mathbf{V}^{(s)}(n-1) + (1 - \lambda_1) \hat{\epsilon}_2(n) \hat{\epsilon}_2(n)^T$ 
    Calculer  $\hat{B}_2^{(s)}$  récursivement comme proposé dans 5
  fin
  pour  $1 \leq k \leq N_k$  faire
    Calculer  $\text{NR}_k(n) = \sum_s^{N_s} \frac{\hat{B}_d^{(s)}(n + \tau_s^k)}{\sigma^{(s)}(n + \tau_s^k)}$ 
     $\text{CNR}(n) = \max_k \text{NR}_k(n)$ 
  fin
  si  $\text{CNR}(n) > u_c$ 
    alors
    | Détection d'une arrivée d'un signal sismique
  fin
fin

```

3 Données réelles

3.1 Pré-traitement des données

Nous avons utilisé des données sismiques enregistrées entre le 07 Juillet 2012 à minuit jusqu'à 23 :59 du même jour, dans 8

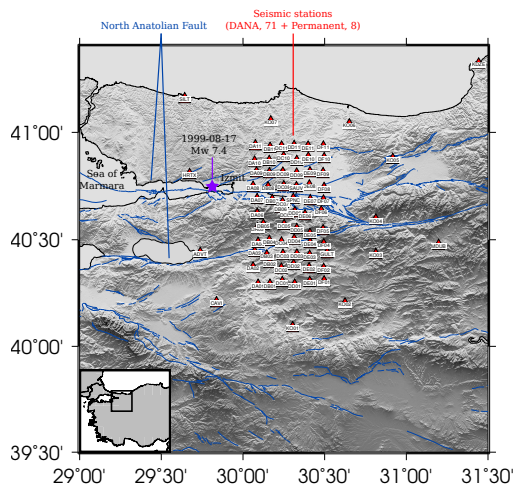


FIGURE 2 : La zone d'étude est la faille Nord Anatolienne. Le volume choisi de la grille 3-D est : latitude minimale $40^{\circ}6'$ latitude maximale $40^{\circ}76'$ espacés de 0.01° ; longitude minimale $30^{\circ}2'$ longitude maximale $30^{\circ}45'$ espacés de 0.01° ; profondeur minimale -2km profondeur maximale 30km espacés de 0.5 km . Au total, nous considérons donc $N_k = 25.600$ sources potentielles k

stations sismiques dans la faille Nord Anatolienne. L'antenne comprend 8 capteurs triaxes, initialement échantillonnés à 50Hz . Nous les avons sous-échantillonné à une fréquence $F_e = 25\text{Hz}$ après avoir appliqué un filtre anti-repliement (un passe-bas Chebyshev type II d'ordre 10). Ensuite, les données sont filtrées dans la bande entre 2 et 12 Hz avec un filtre passe-bande Butterworth d'ordre 4 (appliqué deux fois pour annuler le déphasage induit par le filtrage).

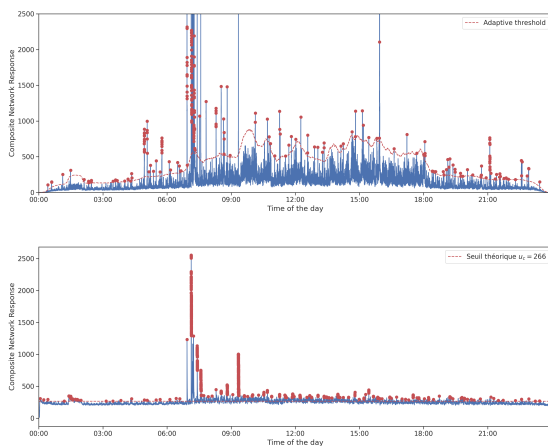


FIGURE 3 : **Haut** : CNR calculé en utilisant l'enveloppe des traces. Les enveloppes ont été alignées en utilisant le retard source-récepteur des ondes P et des ondes S. Le calcul du seuil adaptatif est expliqué dans la sous-section 3.2. **Bas** : CNR calculé en utilisant l'Algorithme 1 avec $p = 20$, $\lambda_1 = 0.99$, $\lambda_2 = .999$. Les Kurtosis bivariés standardisés ont été alignés en utilisant le retard source-récepteur des ondes P (choix arbitraire). Les deux méthodes de calcul de la valeur critique (cf. sous-section 2.2) aboutissent à $u_c = 266$.

3.2 Résultats et Discussion

La réponse composite du réseau, obtenue par le détecteur d'enveloppe cf Figure 3 (haut) favorise les signaux de grande énergie, d'où l'observation d'un pic dominant correspondant à l'événement de plus forte amplitude vers 7h du matin,

masquant ainsi tous les autres événements. C'est pourquoi les auteurs de [1] proposent l'utilisation d'un seuil adaptatif pour trouver les maxima localement dans des fenêtres de taille 1000 (en nombre d'échantillons avec un overlap de 75%) en utilisant la formule empirique : $\text{Seuil}(n) = \text{median}(\text{CNR})(n) + 10 \text{MAD}(\text{CNR})(n)$ où $\text{MAD}(\text{CNR})(n)$ dénote l'écart absolu moyen. Cette méthodologie permet de révéler 450 événements. Notre méthode de détection basée sur la migration du Kurtosis, cf Figure 3 (bas) nous permet d'extraire 1263 événements, en outre le CNR est qualitativement moins sensible au bruit de fond et les pics qui correspondent à une potentielle arrivée d'ondes sismiques sont moins bruités que ceux obtenus à partir de l'enveloppe ; cette dernière se révèle très sensible à l'énergie du bruit ambiant. Nous omettons les détails sur les événements détectés et le post-traitement par classification permettant de synthétiser les résultats obtenus. Ceci fera l'objet d'un autre article.

En résumé, nous avons proposé un algorithme de détection d'ondes sismiques de faible amplitude par migration qui a l'avantage de prendre en compte deux caractères importants des traces sismiques : Multivariées et corrélées spatialement et temporellement. De plus, notre approche permet de justifier théoriquement le choix du seuil de détection.

Références

- [1] Eric BEAUCÉ, William B FRANK, Anne PAUL, Michel CAMPILLO et Robert D van der HILST : Systematic detection of clustered seismicity beneath the southwestern alps. *J. of Geophysical Research : Solid Earth*, 124(11):11531–11548, 2019.
- [2] G D BESKARDES, J A HOLE, K WANG, M MICHAELIDES, Q WU, M C CHAPMAN, K K DAVENPORT, L D BROWN et D A QUIROS : A comparison of earthquake backprojection imaging methods for dense local arrays. *Geophysical Journal International*, 212(3):1986–2002, 12 2017.
- [3] Sara EL BOUCH, Olivier MICHEL et Pierre COMON : A normality test for multivariate dependent samples. *Signal Processing*, 201:108705, 2022.
- [4] Sara ELBOUCH : *Multivariate normality test for time-series*. Theses, Université Grenoble - Alpes, décembre 2022.
- [5] Sara ELBOUCH, Olivier MICHEL et Pierre COMON : Joint Normality Test Via Two-Dimensional Projection. In *ICASSP 2022 - IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Singapore, Singapore, mai 2022.
- [6] Sara ELBOUCH, Olivier MICHEL et Pierre COMON : Multivariate Normality test for colored data. In *European Signal Processing Conference*, Belgrade, Serbia, août 2022.
- [7] Sara ELBOUCH, Olivier MICHEL et Pierre COMON : Un test de normalité pour les processus colorés multivariés. In *GRETSI*, Nancy, septembre 6-9 2022.
- [8] WB FRANK et NM SHAPIRO : Automatic detection of low-frequency earthquakes (lfes) based on a beamformed network response. *Geophysical Journal International*, 197(2):1215–1223, 2014.
- [9] G GUTENBERG et CF RICHTER : Seismicity of the earth and associated phenomena, howard tatel. *Journal of Geophysical Research*, 55:97, 1950.
- [10] Hayrullah KARABULUT, Anne PAUL, Ali Değer ÖZBAKIR, Tuğçe ERGÜN et Selver ŞENTÜRK : A new crustal model of the Anatolia–Aegean domain : evidence for the dominant role of isostasy in the support of the Anatolian plateau. *Geophysical Journal International*, 218(1):57–73, 2019.
- [11] Nadège LANGET, Alessia MAGGI, Alberto MICHELINI et Florent BRENGUIER : Continuous kurtosis-based migration for seismic event detection and location, with application to piton de la fournaise volcano, la réunion. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 104(1):229–246, 2014.