

Les algorithmes de détection automatique d'ondes sismiques

Olivier Cuenot

Résumé

La détection automatique d'ondes sismiques est utilisée pour le traitement en temps réel des données issues d'appareils de surveillance sismique et pour le traitement homogène de gros volumes d'information. Suivant les algorithmes utilisés, la détection automatique permet de connaître le type de signal sismique reçu, mais aussi de déterminer précisément le temps d'arrivée du signal, ce qui permet de calculer les coordonnées de l'événement sismique.

Il existe trois grandes familles d'algorithmes de détection automatique. (1) Les algorithmes de détection par calcul de l'énergie comparent chaque valeur avec la moyenne des valeurs qui la précèdent. Si la valeur est plus grande, alors un signal sismique est détecté. (2) Les algorithmes basés sur des méthodes autorégressives recherchent les modélisations du bruit et du signal sismique. (3) Les algorithmes utilisant des réseaux de neurones artificiels, après une phase d'apprentissage, sont capables d'une inférence qui conduit à la détection d'ondes sismiques. Il existe également des algorithmes de détection combinant différentes méthodes.

1. Introduction

Les réseaux d'alertes sismiques, à l'écoute des signaux émis par les séismes, ont besoin d'automatiser la recherche de signaux. Il faut pour cela des procédures quasi-temps réel.

Dans le domaine de la détection de séismes, il est également nécessaire de faire des analyses fines des signaux, dans le but de connaître le début précis d'un séisme. Le repérage dans le temps du début du signal est utilisé par les sismologues pour obtenir, par exemple, la localisation précise d'un événement sismique. L'automatisation du pointage de début de la phase sismique permet de faire des analyses plus rapides des signaux. Elle a également comme avantage de travailler sur de très grandes bases de données, et d'obtenir des résultats homogènes.

Pour détecter les événements sismiques, l'algorithme doit rechercher les variations du signal. Pour pointer le début d'une phase sismique, l'algorithme doit détecter l'instant précis de changement du signal.

1.1. Objectif de l'étude

L'objectif de cette étude est de proposer un état de l'art en matière d'algorithmes de détection de séismes et de pointage de début de phases. Trois familles d'algorithmes sont abordées : l'analyse de l'énergie (AE), les méthodes autorégressives (AR), les réseaux de neurones (RN). Des algorithmes appartenant à chacune de ces familles sont détaillés dans cette étude. Sont également présentés des algorithmes utilisant une combinaison de plusieurs méthodes.

Algorithmes exclus de cette étude

Cette étude n'aborde pas les algorithmes analysant la polarité du signal. Citons toutefois le pointeur automatique de phases S de Cichowicz (1993) qui se base sur un filtre qui combine trois paramètres : l'angle de déflexion, le degré de polarisation et le rapport entre l'énergie transverse et l'énergie totale.

Nous ne parlons pas les algorithmes utilisant les ondelettes (*wavelet transform*) comme Oonincx (1998), Fedorenko et Husebye (1999), ou utilisant les réseaux neuronaux quadratiques comme Allameh Zadeh et Nassery (1999).

Nous n'abordons pas non plus certains algorithmes autorégressifs comme l'algorithme CUSUM-SA de Der et Shumway (1999) basé sur la somme cumulée (*cumulative sum* – CUSUM) et sur le recuit simulé (*simulated annealing* – SA).

1.2. Principe

L'augmentation de la puissance de calcul des ordinateurs et la croissance des volumes de stockage de l'information numérique permettent dorénavant la mise au point d'algorithmes de plus en plus efficaces. Ces algorithmes recherchent des variations rapides de fréquence ou d'amplitude du signal. Les détecteurs de pics ont tous sensiblement la même structure, décrite dans le diagramme de généralisation de la structure logique (Figure 1).

L'acquisition du signal est faite dans le premier bloc, par l'application de filtres analogiques, la numérisation, l'application d'un filtre anti-repliement – ou anti-aliasage.

Le deuxième bloc représente l'analyse ou la modélisation du signal.

- Pour les algorithmes de type AE, le signal est analysé pour générer la fonction caractéristique (FC). Celle-ci permet d'obtenir une nouvelle série de valeurs, dont la variation est examinée, afin de détecter l'arrivée d'un signal. Un algorithme associe à la valeur courante (VC) de la série, une valeur prédictive (VP), calculée en fonction des valeurs précédant la VC.
- Pour les algorithmes de type AR, le signal est modélisé par une méthode autorégressive.
- Pour les algorithmes utilisant les RN, le signal est analysé par le réseau neuronal, qui a été préalablement entraîné.

Dans le troisième bloc :

- [AE] La VC est comparée avec la VP. Si le rapport VC/VP est supérieur à une valeur-seuil déterminée, alors un événement est détecté.
- [AR] La modélisation permet de pointer le début de la phase.
- [RN] La valeur renvoyée par le réseau neuronal est utilisée pour déterminer si un événement a été détecté.

Pour les méthodes utilisant l'AE ou les RN, il faut itérer. A chaque valeur suivante, l'algorithme doit vérifier si l'événement continue, ou s'il est terminé et doit être déclaré. Une fois l'événement déclaré, il faut ensuite le qualifier (bloc 4) : s'agit-il d'un tremblement de terre, ou d'un événement erroné ?

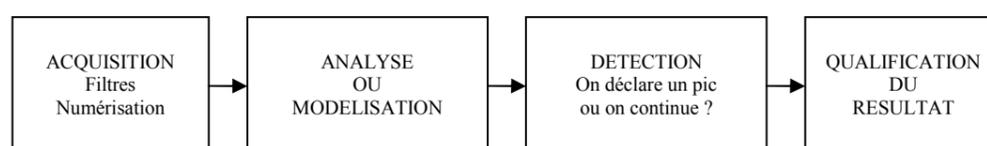


Figure 1 – Diagramme de généralisation de la structure logique d'un détecteur. (Généralisation du diagramme de généralisation de Allen, 1982)

1.3. Historique

Withers *et al.* (1998) présentent un rapide historique de la détection automatique des signaux sismiques. Les méthodes peuvent être liées :

- au temps :
 - Détecteur de probabilité maximum utilisant une fonction gaussienne pour réduire le bruit – Freiburger (1963) *
 - Détecteur STA/LTA utilisé sur des données corrigées/rectifiées à l'aide d'une fonction (la valeur absolue, par exemple) – Vanderkulk *et al.* (1965)
 - Détecteur basé sur une fonction de transformation égale au carré de la donnée plus le carré de la dérivée pondérée – Allen (1978)
 - Détecteur basé sur la dérivée, accentuant les changements de pente de la courbe du signal – Stewart (1977)
- à la fréquence :
 - Détecteur utilisant la transformée rapide de Fourier pour obtenir une densité spectrale de puissance – Shensa (1977) :
 - Détecteur de puissance moyenne
 - Détecteur de déflexion maximale
 - Détecteur de déflexion moyenne
 - Détecteur utilisant la transformée de Walsh, identique à la décomposition de Fourier si ce n'est que les fonctions de base sont « carrées » plutôt que sinusoïdales – Goforth et Herrin (1980)

Ces méthodes servent parfois de base aux algorithmes plus récents.

2. Algorithmes de détection par analyse de l'énergie

Cette famille d'algorithmes a comme principe la comparaison de la moyenne à court terme (STA) avec la moyenne à long terme (LTA). Les STA sont sensibles aux augmentations rapides d'amplitude dans le temps. Les LTA mesurent l'amplitude locale de fond. Le rapport entre une STA et la LTA qui la précède, correspond au rapport signal/bruit local. Si le rapport est plus grand qu'une valeur-seuil, une arrivée de phase est signalée. Le temps précis d'arrivée du signal est ensuite calculé.

Ce type d'algorithme utilise deux paramètres importants : la longueur de la fenêtre STA et celle de la fenêtre LTA. Elles dépendent de la fréquence du contenu du sismogramme. Plus la fréquence est élevée, plus les longueurs doivent être courtes. La fenêtre STA doit être suffisamment courte pour reconnaître un pic, mais pas trop courte pour ne pas produire de variations insignifiantes du rapport STA/LTA. La fenêtre LTA doit être suffisamment longue pour donner une valeur moyenne du bruit. Mais elle ne doit pas être trop longue, afin de réduire au maximum le temps de rechargement d'un LTA « propre » après un pic important, dans le but de ne pas occulter de plus petits pics qui suivraient. C'est le plus souvent cet algorithme qui est utilisé dans les applications temps réel, *i.e.* pour la détection d'une arrivée du signal sur une station sismique autonome.

2.1. Algorithme de Baer et Kradolfer (1987)

Cet algorithme a pour but de pointer le début de phases P. Il est découpé en deux phases pour réduire la charge de calcul de la détection en temps réel : la détection d'une phase P, faite en temps réel, puis le pointage du début de la phase, fait en quasi-temps réel. Cet algorithme est basé sur celui d'Allen (1982).

Algorithme de Rex Allen (1982)

La fonction caractéristique (FC) de l'algorithme d'Allen est de la forme :

$$FC_i = y_i^2 + K \times (y_i - y_{i-1})^2 \quad (1)$$

où y est le signal, et K est une constante qui varie en fonction du taux d'échantillonnage et des caractéristiques de bruit du sismomètre. A partir de la FC (Equation 1), on calcule STA et LTA :

$$STA_i = STA_{i-1} + C3 \times (FC_i - STA_{i-1}) \quad (2)$$

$$LTA_i = LTA_{i-1} + C4 \times (FC_i - LTA_{i-1}) \quad (3)$$

où $C3$ et $C4$ sont des constantes dépendant des filtres utilisés.

$$STA_i > LTA_i \times C5 \quad (4)$$

Si l'équation 4 est vraie (avec $C5$ une constante donnée), alors un signal est détecté et le temps de pointage de début de phase est celui de i .

L'algorithme d'Allen produit de bons résultats sur les séismes locaux. Comme les télé-séismes et certains séismes régionaux sont caractérisés par un changement d'amplitude et non pas de fréquence, cet algorithme ne détecte pas certains événements, pourtant facilement reconnus par un sismologue.

Améliorations

Bar et Kradolfer proposent une première amélioration de l'algorithme d'Allen en calculant la FC différemment. Tout d'abord, ils introduisent une fonction intermédiaire (FI) :

$$FI_i = e_i^4 \quad (5)$$

où e_i est la fonction enveloppe (FE), calculée comme suit :

$$e_i^2 = y_i^2 + \dot{y}_i^2 \times \left(\frac{\sum_{j=0}^i y_j^2}{\sum_{j=0}^i \dot{y}_j^2} \right) \quad (6)$$

Le calcul de la FC se fait alors de la manière suivante :

$$FC_i = \frac{FI_i - \overline{FI}_i}{S_i} \quad (7)$$

où \overline{FI} est la moyenne de FI, et S_i est sa variance depuis le début.

Pour améliorer le critère de détection d'Allen (Equation 4), qui ne permet pas de distinguer le signal si le bruit est élevé, Baer et Kradolfer proposent d'utiliser un nouveau critère. Ce nouveau critère incorpore une valeur-seuil déterminée dynamiquement, sensible au changement de variations de la FC, plutôt qu'à sa LTA.

2.2. Algorithme de Earle & Shearer (1994)

Earle et Shearer ont proposé, en 1994, un algorithme de type STA/LTA. En recherchant les phases primaires des séismes, ainsi que les pics de faible intensité, cet algorithme a pour but de détecter autant de pics que possible, au risque de détecter de faux pics.

Tout d'abord, une FE (Figure 2b) est générée, à partir des données fournies par le sismogramme (Figure 2a) :

$$e_i = \sqrt{s_i^2 + \dot{s}_i^2} \quad (8)$$

* Cf. Withers *et al.* (1998) pour les références de l'historique.

où e_t est la fonction enveloppe, s est le sismogramme et \bar{s} est la transformée de Hilbert† du sismogramme. On obtient une fonction de rapport (FR) en appliquant un filtre STA/LTA à la fonction enveloppe. La FR est lissée avec un filtre de Hanning‡, pour produire la fonction de rapport lissée (FRL) (Figure 2c). On utilise la FRL pour éviter les fluctuations rapides qui produiraient des erreurs sur l'estimation du temps d'arrivée. Un point de déclenchement d'une arrivée (PDA) est positionné lorsque la FRL dépasse la valeur-seuil. Le temps de l'arrivée correspond au point d'inflexion compris entre le PDA et le maximum local suivant le PDA.

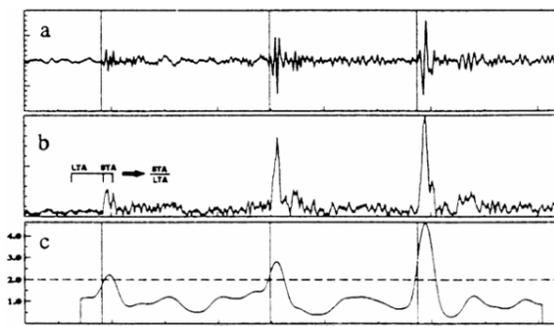


Figure 2 – Détermination d'arrivées de phase :
 [a] Sismogramme (les traits verticaux représentent le début de chaque pic) ;
 [b] Fonction enveloppe et fenêtres STA et LTA ;
 [c] FRL en trait continu et valeur-seuil en pointillé.
 (d'après Earle et Shearer, 1994)

L'algorithme utilise quatre paramètres principaux : les longueurs des fenêtres STA et LTA, la longueur du filtre de Hanning et la valeur-seuil.

3. Algorithmes autorégressifs

Ces algorithmes ne sont utilisés que pour faire du pointage de débuts de phases. Il faut donc préalablement en avoir une première estimation.

Trois approches autorégressives différentes (Figure 3) permettent de pointer le début de phases. La première consiste à construire un modèle autorégressif pour chacune des deux portions du signal choisies. Le début de phase correspond au point de transition entre les deux modèles. Dans la deuxième approche, deux modèles sont également construits. Ils ne sont ici calculés qu'une seule fois, et servent ensuite à calculer les prédictions d'erreurs, dont la variance permet de déterminer la position du début de phase. Dans la troisième approche, un modèle autorégressif unique est construit. Le début de phase est alors estimé par rapport à l'augmentation d'un composant (le signal sismique) qui n'est pas représenté par le modèle autorégressif.

3.1. Algorithme de Kushnir et al. (1990)

Cet algorithme utilise la première des approches autorégressives décrites ci-dessus. La méthode employée est dite de détection d'événements statistiquement optimale, également appelée « approximation autorégressive multidimensionnelle ».

Traitement statiquement optimal de la détection du signal

La détection du signal s'effectue en partant du principe que le signal reçu est de la forme :

$$X_t = S_t + \xi_t, \quad t \in \dots -1, 0, 1, \dots \quad (9)$$

où S_t est le signal, ξ_t est le bruit et X_t est le vecteur des données fournies par différents récepteurs. On suppose que ξ_t est une fonction (série temporelle) gaussienne avec une matrice de densité spectrale $F(\lambda)$ et que S_t possède la structure suivante :

$$S_t = G_t * u_t \quad (10)$$

où u_t est le signal de la source sismique qui est la réalisation d'une fonction aléatoire gaussienne avec une densité spectrale de puissance inconnue $g(\lambda)$, et G_t est la fonction de transfert moyenne entre la source du signal et le récepteur. Les données X_t sont observées au travers d'une fenêtre glissante. Pour savoir si la fenêtre contient un signal ou non, il faut alors définir une fonction de décision. L'approche bayésienne et le paramétrage de dimension finie du signal permettent d'établir un algorithme décisionnel (Figure 4).

$F^{-1}(\lambda)$ est la matrice inverse du spectre de puissance du bruit ξ_t . Le vecteur $G(\lambda)$ représente la transformée de Fourier de G_t . La modélisation autorégressive du bruit s'effectue par approximation de la matrice inverse du spectre de puissance avec une matrice polynomiale :

$$F^{-1}(\lambda) \approx \sum_{k=q-1}^q L_k e^{ik\lambda} \quad (11)$$

où $L_{-k} = L_k^T$, et q est le degré du modèle autorégressif.

Estimation de la forme d'onde du signal

Après la détection du signal, Kushnir et al. utilisent un modèle d'observation et une filtre de Wiener pour caractériser le signal.

Estimation du début de phases sismiques

Après réduction du bruit, l'algorithme recherche les périodes pendant lesquelles les propriétés statistiques changent. Le modèle utilisé est le suivant :

$$Z_t = \begin{cases} n_t & t_1 < t < \tau & \text{bruit gaussien avec comme} \\ & & \text{spectre de puissance } f_0(\lambda) \\ n_t + s_t & \tau < t < t_2 & \text{processus gaussien (bruit + signal)} \\ & & \text{avec comme} \\ & & \text{spectre de puissance } f_1(\lambda) \end{cases} \quad (12)$$

où (t_1, t_2) est l'intervalle de temps analysé, et τ l'instant à déterminer auquel la phase sismique commence. Des approximations autorégressives sur le spectre de puissance permettent d'évaluer τ : l'algorithme calcule la fonction de probabilité $L(\tau)$ et en cherche son maximum. Le calcul est fait pour toutes les valeurs de τ comprises entre t_1 et t_2 . A chaque pas, les modèles autorégressifs des valeurs des intervalles (t_1, τ) et (t_2, τ) sont calculés. Ensuite, la valeur de $L(\tau)$ est évaluée en utilisant la formule suivante :

$$L(\tau) = [\tau \ln \sigma_1(\tau) - (N - \tau) \ln \sigma_2(\tau)] \quad (13)$$

avec $\sigma_1^2(\tau)$ et $\sigma_2^2(\tau)$, les variances des écarts du modèle autorégressif.

3.2. Algorithme de Sleeman et Van Eck (1999)

Cet algorithme utilise la première approche des méthodes autorégressives.

Algorithme de Morita et Hamaguchi

Morita et Hamaguchi utilisent un algorithme statistique adaptatif pour pointer le début d'une phase. Leurs travaux sont basés sur ceux de Kitagawa et Akaike (1978). Cet algorithme modélise une série qui est fonction du temps, sous la forme d'un processus autorégressif multiple. La série est divisée en segments modélisés chacun sous la forme de processus autorégressifs. Pour que l'algorithme fonctionne, il faut une série $x_n = \{x_1, \dots, x_N\}$ qui contienne le début d'une phase sismique.

† Transformée de Hilbert (TH) : $TH = TF^{-1}(-i \times \text{sign}(f) \times TF(x(t)))$

où $x(t)$ est le signal temporel d'entrée, TF est la transformée de Fourier, et f est la fréquence.

‡ Filtre de Hanning : $\frac{1}{2}(1 + \cos(x))$

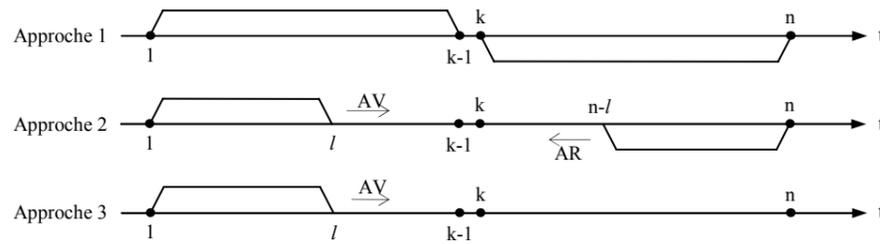


Figure 3 - Les trois approches autorégressives, où AV et AR sont des prédictions d'erreur respectivement en avançant et en reculant. (d'après Leonard et Kennett, 1999)

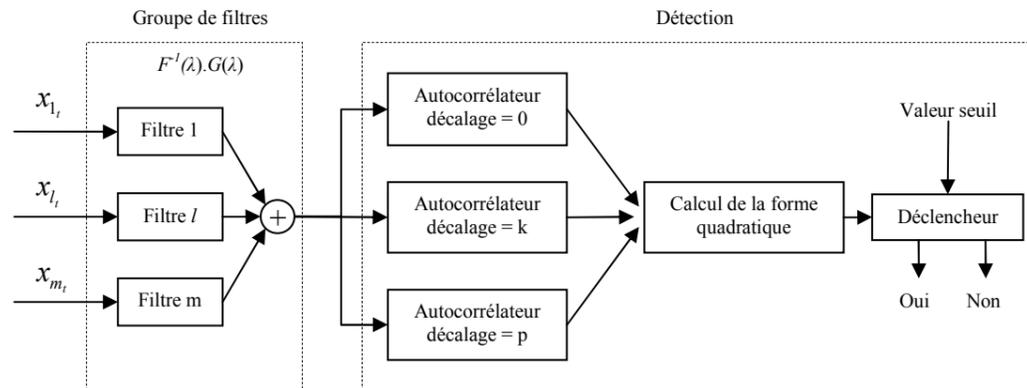


Figure 4 – Diagramme de détection par tableau de valeurs statistiquement optimale

Sleeman et Van Eck (1999) proposent, pour le pointage de phases P, une implémentation basée sur l'algorithme de Morita et Hamaguchi. Soient I_2 l'intervalle contenant le début de phase, et I_1 l'intervalle précédent I_2 . Les données sont adaptées, dans une fenêtre, à un modèle autorégressif d'ordre M avec les coefficients a_m^i (tel que $m = 1, \dots, M$) :

$$x_t = \sum_{m=1}^M a_m^i x_{t-m} + e_t^i \quad (14)$$

avec $t = 1, \dots, M$ pour l'intervalle I_1 , et $t = N - M + 1, \dots, N$ pour I_2 . Ainsi, les données sont modélisées sous une partie déterministe et sous une partie non déterministe. La partie non déterministe e_t^i est gaussienne, décorrélée de la partie déterministe, et représente le bruit. Les coefficients autorégressifs a_m^i sont utilisés pour extraire la partie non déterministe des données sur les intervalles $[M + 1, K]$ et $[K + 1, N - M]$, où K est le début de la phase recherchée. Sur ces deux intervalles, la partie non déterministe peut être approximée par la fonction statistique L :

$$L(x; K, M, \Theta_i) = \prod_{i=1}^2 \left(\frac{1}{\sigma_i^2 2\pi} \right)^{\frac{n_i}{2}} \exp \left(-\frac{1}{2\sigma_i^2} \sum_{j=p_i}^{q_i} \left(x_j - \sum_{m=1}^M a_m^i x_{j-m} \right)^2 \right) \quad (15)$$

où $\Theta_i = \Theta(a_1^i, \dots, a_M^i, \sigma_2^i)$ représente les paramètres du modèle, et $p_1 = M + 1, p_2 = K + 1, q_1 = K, q_2 = N - M, n_1 = K - M, n_2 = N - M - K$.

En prenant le logarithme de la fonction L (Equation 15), et en recherchant le maximum des paramètres du modèle, on obtient l'équation suivante :

$$\frac{\partial \log(L(x; K, M, \Theta_i))}{\partial \Theta_i} = 0 \quad (16)$$

qui a comme solution :

$$\sigma_{i,\max}^2 = \frac{1}{n_i} \sum_{j=p_i}^{q_i} \left(x_j - \sum_{m=1}^M a_m^i x_{j-m} \right)^2 \quad (17)$$

Le maximum de la fonction statistique logarithmique pour les deux modèles en fonction de K s'écrit alors :

$$\log(L(x; K, M, \Theta_1, \Theta_2)) = -\frac{1}{2}(K - M) \log(\sigma_{1,\max}^2) - \frac{1}{2}(N - M - K) \log(\sigma_{2,\max}^2) + C1 \quad (18)$$

où $C1$ est une constante. L'équation 18 est nécessaire pour calculer l'AIC :

$$AIC = -2 \log(MF) + 2P \quad (19)$$

où P est égal à l'ordre M dans le modèle.

Utilisation de l'AIC

L'AIC a été défini par Akaike pour déterminer l'ordre du processus autorégressif dans l'équation 14. Sleeman et Van Eck ont fixé l'ordre à M dans leur algorithme, donc l'AIC mesure ici la correspondance du modèle. Le point K , où la fonction statistique logarithmique a son maximum (Equation 18), et où l'AIC a son minimum, est le point de séparation idéal entre les deux modèles : c'est le début de la phase P. Au point K , l'AIC des deux modèles est de la forme :

$$AIC(K) = (K - M) \log(\sigma_{1,\max}^2) + (N - M - K) \log(\sigma_{2,\max}^2) + C2 \quad (20)$$

où $C2$ est une constante.

3.3. Algorithme de Leonard et Kennett (1999)

Leonard et Kennett utilisent un algorithme de type AR-AIC. Le signal peut être décrit par un modèle autorégressif d'ordre m avec lequel la valeur courante est prédite par la combinaison linéaire des m valeurs précédentes.

Etablissement du modèle autorégressif

Pour un vecteur u_t issu d'un sismogramme, le modèle autorégressif du $m^{\text{ième}}$ ordre est :

$$u_t^{AR} = A_1 u_{t-1} + A_2 u_{t-2} + \dots + A_m u_{t-m} \quad (21)$$

où A_i sont les coefficients du tenseur du second ordre, qui peuvent être représentés par des matrices 3×3 :

$$A_i = \begin{pmatrix} a_{i11} & a_{i12} & a_{i13} \\ a_{i21} & a_{i22} & a_{i23} \\ a_{i31} & a_{i32} & a_{i33} \end{pmatrix} \quad (22)$$

où, par exemple, a_{i12} est le coefficient, pour un délai d de i unités d'échantillonnage, qui lie la composante 1 (au temps courant t), à la composante 2 (au temps $t - d$).

Une telle modélisation ne décrit pas complètement le signal. Les vraies valeurs fournies par le sismogramme peuvent donc s'écrire sous la forme :

$$u_t = \sum_{i=1}^m A_i u_{t-i} + v_t \quad (23)$$

où v_t est la composante du bruit ajoutée au modèle autorégressif du $m^{\text{ième}}$ ordre. Pour une séquence de bruit aléatoire u_t , la valeur actuelle de v_t ne dépend pas des premières valeurs de u_t , ce qui signifie que l'inter-corrélation du tenseur $\langle u_t u_s \rangle$ est égal à zéro pour $s < t$. Donc, en prenant le produit de l'équation 23 avec u_s , et en faisant la moyenne de la séquence stochastique, on obtient :

$$\langle u_t u_s \rangle - \sum_{i=1}^m A_i \langle u_{t-i} u_s \rangle = 0, \quad s < t \quad (24)$$

Leonard et Kennett introduisent l'autocorrélation du tenseur r_t avec la structure suivante :

$$r_s = \begin{pmatrix} r_{11}(s) & r_{12}(s) & r_{13}(s) \\ r_{21}(s) & r_{22}(s) & r_{23}(s) \\ r_{31}(s) & r_{32}(s) & r_{33}(s) \end{pmatrix} \quad (25)$$

où, par exemple, $r_{12}(s)$ est la corrélation entre la composante 1 et la composante 2 avec un décalage de s valeurs. Ils peuvent ensuite réécrire l'équation 24 de la manière suivante :

$$r_k = \sum_{i=1}^m A_i r_{k-i}, \quad (k = 1, 2, \dots, m) \quad (26)$$

Ce système d'équations des coefficients A_i du tenseur peut être représenté schématiquement comme suit :

$$\begin{pmatrix} r_0 & r_1 & \cdots & r_{m-1} \\ r_1 & r_0 & & r_{m-2} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ r_{m-1} & r_{m-2} & \cdots & r_0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \vdots \\ r_m \end{pmatrix} \quad (27)$$

Il peut être résolu par une récursivité de Levinson. Le système d'équation (Equation 27) peut être réécrit de la manière suivante :

$$\begin{pmatrix} r_0 & r_1 & \cdots & r_{m-1} & r_m \\ r_1 & r_0 & & r_{m-2} & r_{m-1} \\ \vdots & & \ddots & \vdots & \vdots \\ r_{m-1} & r_{m-2} & \cdots & r_0 & r_1 \\ r_m & r_{m-1} & \cdots & r_1 & r_0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} | \\ A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \quad (28)$$

avec

$$\alpha = r_0 + \sum_{i=1}^m r_i. \quad (29)$$

Grâce aux propriétés stochastiques du bruit, on obtient :

$$\alpha = \langle u_i v_i \rangle = \langle v_i v_i \rangle = \sigma^2 \quad (30)$$

où σ^2 est la matrice de variance diagonale du vecteur bruit.

Lorsqu'une seule composante du mouvement est analysée, il est plus pratique d'utiliser une simple représentation autorégressive scalaire. Dans ce cas, les formules pour les coefficients autorégressifs et pour l'autocorrélation doivent être remplacées par des quantités scalaires.

Filtrage par le modèle autorégressif

Ce modèle peut être utilisé comme filtre pour obtenir une représentation d'un fragment de sismogramme : la partie du signal v_t qui n'est pas représentée par le modèle autorégressif peut être extraite du sismogramme par le filtre autorégressif. Cela permet de pointer des débuts de phases sismiques malgré un bruit fort.

L'AIC est la méthode la plus courante pour déterminer la longueur d'un filtre autorégressif. Pour une série scalaire de N points, AIC se calcule de la manière suivante :

$$AIC = -2N \log v^2 + 2m \quad (31)$$

où m est le nombre de coefficients et v^2 , qui est égal à :

$$v^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(v_i - \sum_{j=1}^m a_j v_{i-j} \right)^2, \quad (32)$$

représente la variance de la partie du signal qui n'est pas représentée par le modèle autorégressif.

Caractérisation du sismogramme par le modèle autorégressif

Leonard et Kennett démontrent que l'utilisation du modèle autorégressif permet d'estimer le spectre de puissance du signal avec une fenêtre de données relativement courte.

Ils utilisent une représentation graphique de l'évolution des coefficients autorégressifs dans le temps (l'AR-gramme). Cela permet de visualiser l'évolution de l'ordre du modèle autorégressif. A un ordre élevé, correspond un signal sismique. Les variations qui apparaissent sur l'AR-gramme sont souvent indécélables sur le sismogramme. Pour un signal formé de trois composantes, Leonard et Kennett affichent trois AR-grammes par composante : par exemple, pour Z, les variations des coefficients autorégressifs de ZZ, ZN et ZE.

3.4. Algorithme de Leonard (2000)

Leonard décrit un algorithme de double pointage de début de phase.

Trois étapes

Cet algorithme comporte trois étapes. La première consiste à identifier un filtre de bande passante optimale et à l'appliquer aux données, dans le but d'augmenter le rapport signal/bruit. Dans la deuxième étape, un filtre autorégressif de prédiction d'erreurs est appliqué. Et enfin, dans la troisième étape, on calcule l'AIC, puis on recherche son minimum qui détermine le début de la phase.

Pour les événements avec un grand rapport signal/bruit, la première étape n'est pas nécessaire, et pour les événements ayant un très grand rapport signal/bruit, ce sont les deux premières étapes qui peuvent être ignorées, le but étant de réduire le temps de calcul.

Deux pointages

Un premier pointage, basé sur la deuxième approche autorégressive, est calculé de la manière suivante :

- Un segment de données de 12 secondes, commençant 7 secondes avant le début estimé de la phase, est sélectionné.

- Un modèle autorégressif d'ordre 4 du bruit, basé sur 4 secondes de bruit, commençant 7 secondes avant le début estimé de la phase, est calculé.
- Pour supprimer le bruit des données, on applique un filtre autorégressif.
- On calcule un modèle autorégressif d'ordre 4 du signal et du bruit, basé sur 4 secondes de signal, commençant 7 secondes avant le début estimé de la phase.
- Pour supprimer le signal sismique des données, on applique un filtre autorégressif de prédiction d'erreurs en reculant (Figure 3).
- L'AIC de jointure entre les données filtrées par les deux modèles est calculé.
- Le minimum de l'AIC détermine le début de la phase.

Le premier modèle autorégressif fournit les données suivantes :

- du bruit de faible amplitude jusqu'au début de la phase,
- puis le signal sismique avec le bruit supprimé.

Le deuxième modèle autorégressif fournit les données suivantes :

- du bruit de grande amplitude jusqu'au début de la phase,
- puis du bruit de faible amplitude.

Un deuxième pointage est effectué en utilisant la troisième approche autorégressive. Des deux pointages, le premier (le plus ancien) est conservé pour pointer le début de phase. Cet algorithme permet de pointer tout signal ayant une modélisation différente de celle du bruit, ce qui est le cas de presque tous les signaux d'un sismogramme.

4. Algorithmes utilisant des réseaux neuronaux

Les réseaux neuronaux, empruntés au domaine de l'intelligence artificielle, simulent les connexions neuronales du cerveau humain. Ils sont particulièrement efficaces pour extrapoler des résultats à partir de grandes bases de données d'exemples.

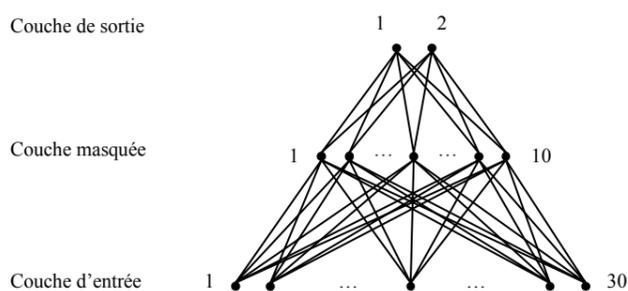


Figure 5 – Exemple de structure de réseau de neurones (les points représentent des nœuds, et les traits des connexions).

Les nœuds sont les unités logiques d'un réseau de neurones. Ils sont arrangés en couches. Les réseaux neuronaux utilisés, de type « perceptron à niveaux multiples », sont multicouches : une couche d'entrée, une couche de sortie, et une ou plusieurs couches intermédiaires. Les nœuds d'une couche sont reliés aux nœuds de la couche précédente ou suivante, par des connexions affectées d'un poids (Figure 5). Le poids permet d'augmenter ou d'atténuer une information. Le poids est un pondérateur de type réel, que l'on multiplie au résultat d'un nœud. Le résultat de cette multiplication est transmis au nœud suivant.

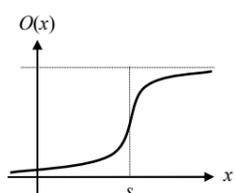


Figure 6 – Fonction d'activation des nœuds (s est la valeur-seuil)

Ainsi, des couches intermédiaires à la couche de sortie, chaque nœud additionne les valeurs pondérées issues des nœuds qui le

précèdent (Figure 7). Cette somme est ensuite utilisée par la fonction d'activation, qui détermine si le nœud doit être activé, par rapport à une valeur-seuil (Figure 6).

Pour un perceptron, la fonction d'activation, non linéaire, est de la forme :

$$O(x) = \frac{1}{1 + e^{-(x+s)}} \quad (33)$$

où x est la somme et s est la valeur-seuil. Les valeurs-seuil de chaque nœud et les poids de chaque connexion sont déterminés pendant la phase d'apprentissage du réseau neuronal.

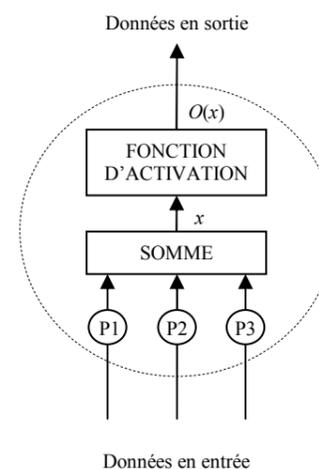


Figure 7 – Constituant d'un nœud de réseau neuronal (d'après Dai & MacBeth, 1995)

4.1. Algorithme de Dai et MacBeth (1995)

Cet algorithme a été mis au point pour pointer automatiquement les débuts de phases P et S, à partir des trois composantes du mouvement.

Structure du réseau neuronal

Dai et MacBeth ont choisi une structure neuronale qui dépend de la fréquence d'échantillonnage, avec une couche d'entrée composée de trente nœuds, et une couche de sortie composée de deux nœuds où (1, 0) correspond à un pic, (0, 1) à du bruit seul. Il est en effet admis que, pour ce type de reconnaissance de forme, la couche de sortie doit contenir autant de nœuds que d'états possibles de la solution. Quant à la couche masquée, le nombre de nœuds dépend de plusieurs facteurs : le nombre de nœuds des couches d'entrée et de sortie, le volume du jeu de données utilisé lors de l'apprentissage (le jeu d'apprentissages). Plus le nombre de nœuds de la couche masquée est petit, plus la généralisation est grande et plus le réseau neuronal a besoin de mémoire. Au contraire, un nombre élevé conduit à une phase d'apprentissage longue, voire à une impossibilité de convergence. Après plusieurs tests et étant donné le jeu de données utilisé et la puissance de calcul utilisée, la solution optimale est de dix nœuds pour la couche masquée.

Apprentissage du réseau de neurones

L'apprentissage est supervisé, ce qui signifie que l'on fournit à l'algorithme un jeu de données et de résultats associés. La méthode d'apprentissage est de type propagation arrière (*back propagation learning program*), également appelée règle d'apprentissage Delta. Cette méthode recherche les poids et les valeurs-seuil les mieux adaptés, pour chaque valeur du jeu d'essai, en comparant la couche de sortie avec la couche masquée, puis la couche masquée avec la couche d'entrée. Les poids ainsi obtenus sont normalement indépendants de l'ordre d'utilisation des jeux d'apprentissage.

L'apprentissage s'effectue avec une petite partie du jeu d'apprentissages, le reste servant à vérifier la pertinence du réseau neuronal. Pour être efficace, le jeu d'apprentissages doit contenir autant d'exemples de bruit que d'exemples de pic. Ici, neuf exemples de chaque suffisent.

Traitement des données

Une fenêtre glissante permet d'isoler un segment. Chaque segment est individuellement normalisé, ce qui évite au réseau neuronal d'avoir à reconnaître différentes amplitudes, réduisant ainsi le volume du jeu d'apprentissage. Le segment est composé de trente valeurs. Un échantillonnage de trente valeurs consécutives correspond à plusieurs périodes de la sinusoïde du signal utilisé par Dai et MacBeth. Une valeur du segment est constituée des trois composantes du mouvement. Le vecteur instantané $M(t)$ est calculé pour chacun des triplets du segment. Les valeurs $M(t)$ du segment sont ensuite présentées au réseau de neurones. Si le rapport signal/bruit est élevé, le début de l'événement sismique est caractérisé par un changement significatif de l'amplitude du signal. *A contrario*, si le rapport est bas, le principal facteur discriminant est le changement de fréquence causé par la différence spectrale des deux signaux : celui du bruit et celui du pic.

Lorsque le réseau de neurones a fini de traiter le segment, la fenêtre glisse d'une valeur, l'algorithme recalcule $M(t)$ et alimente à nouveau le réseau de neurone ; et ainsi de suite, jusqu'à ce que le sismogramme ait été complètement parcouru.

Comme le résultat du réseau de neurone se situe généralement entre la détection d'un pic idéal $(1, 0)$ et l'absence totale de détection de pic (bruit idéal) $(0, 1)$, une fonction $F(t)$ est utilisée pour renforcer la différence entre le bruit idéal et ce résultat. Cette fonction est de la forme :

$$F(t) = \frac{1}{2} \left[(o_1(t))^2 + (1 - o_2(t))^2 \right] \quad (34)$$

où $o_1(t)$ et $o_2(t)$ sont les valeurs des nœuds de la couche de sortie. Les pics identifiés sur $F(t)$ représentent des changements brusques de $M(t)$. Pour déterminer les arrivées de pics, il faut comparer $F(t)$ avec une valeur-seuil et isoler les *maxima* locaux.

4.2. Algorithme de Dai et MacBeth (1997)

Cet algorithme applique les principes de l'algorithme précédent des mêmes auteurs (Dai et MacBeth, 1995), en prenant en compte, non plus les trois composantes du mouvement, mais une seule. En effet, certains sismomètres ne mesurent qu'une seule des trois composantes, d'autres en mesurent trois mais avec une précision insuffisante pour que l'algorithme précédent soit utilisé. Après détection par le réseau neuronal, le signal initial est analysé pour réduire les fausses alertes.

Structure du réseau neuronal

Comme la polarisation et la propagation du signal ne peuvent être calculées à partir d'une seule composante, il faut appliquer une transformation au signal. La fonction de transformation choisie est la valeur absolue, fonction qui ne dénature pas le signal et qui nécessite peu de ressources pour être calculée. Comme pour l'algorithme précédent, les segments alimentant le réseau de neurones sont préalablement normalisés.

La structure du réseau de neurones choisie est proche de l'algorithme précédent avec trois couches. La couche d'entrée, la couche masquée et la couche de sortie contiennent respectivement 40, 10 et 2 nœuds. Le jeu d'apprentissage est composé de vingt exemples (10 exemples de pics et 10 exemples de bruit).

Réduction du nombre de fausses détections

Réduire le nombre de fausses détections nécessiterait de mettre en œuvre une structure de réseau complexe, avec un long apprentissage. Cette tâche peut s'effectuer simplement avec une méthode plus conventionnelle.

D'une part, il faut détecter les éclats de bruit. Le signal recherché a une amplitude large et un faible rapport signal/bruit. On calcule l'amplitude moyenne a_m du segment :

$$a_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_i \quad (35)$$

où m_i est l'amplitude d'une valeur, et N est la longueur du segment. On compare a_m avec une valeur-seuil obtenue à partir du bruit : si a_m est plus petit que la valeur-seuil, alors il s'agit d'un éclat de bruit. On calcule le rapport moyen m_{sb} entre l'amplitude moyenne après le pic détecté et l'amplitude moyenne avant le pic détecté. Si m_{sb} est plus petit qu'une valeur-seuil, alors il s'agit d'un éclat de bruit.

$$m_{sb} = \frac{a_{m_{\text{après le début du pic}}}}{a_{m_{\text{avant le début du pic}}}} \quad (36)$$

D'autre part, il faut identifier les pointes. Dans la fenêtre glissante où un pic est détecté, les amplitudes maximales a_i de la courbe sont identifiées (avec $i < \text{longueur de la fenêtre}$). La moyenne m des a_i est calculée, en enlevant les deux plus grandes amplitudes. Si le rapport r entre m et le maximum de p_i est inférieur à une valeur-seuil donnée, le pic détecté est une pointe.

$$r = \frac{m}{\max(p_i)} \quad (37)$$

5. Algorithmes combinant différentes méthodes

Chaque méthode de détection sismique est basée sur la séparation du signal et du bruit, dans des conditions particulières de rapports signal/bruit, de formes d'ondes, de sismomètres et de types de séismes. La combinaison de plusieurs méthodes, basées sur différents aspects du sismogramme, permet de détecter plus de signaux sismiques et de pointer leur début de phase dans un plus grand nombre de cas.

5.1. Algorithme de Wang et Teng (1997)

Cet algorithme a été mis au point pour détecter automatiquement les débuts de phases S, à partir des trois composantes du mouvement. Il combine trois méthodes : le rapport STA/LTA, la méthode autorégressive et les réseaux de neurones.

Pour mettre en évidence la polarité du signal (utilisée pour déterminer le type de phase), Wang et Teng utilisent les quatre attributs suivants :

- le rapport entre la moyenne à court terme et la moyenne à long terme (STA/LTA), calculé à partir d'une première composante horizontale,
- le rapport entre la puissance horizontale et la puissance totale (Rh2t), calculé à partir des trois composantes,
- les coefficients du modèle autorégressif (ARC), calculés à partir de la seconde composante horizontale,
- l'angle d'incidence de l'ellipsoïde de polarisation (Inc3), calculé à partir des trois composantes.

Structure neuronale

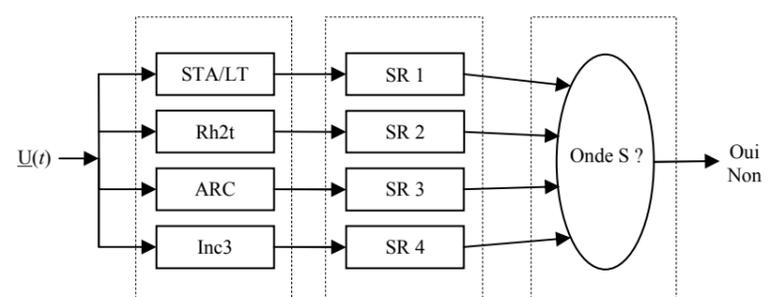


Figure 8 – Diagramme du détecteur de phase S neuronal avec $\underline{U}(t) = [Z(t), N(t), E(t)]$, où Z, N et E représentent les trois composantes du signal

La structure est composée de quatre modules de calcul (MC), de quatre sous-réseaux (SR) et d'un nœud de décision finale (Figure 8). Chaque MC calcule un seul des quatre types d'attributs décrits précédemment. Les MC fournissent chacun des jeux de cinquante

valeurs d'un attribut, calculés à partir des valeurs de la courbe fournie par le sismogramme, et passés en paramètres des SR.

Les SR sont des perceptrons à trois couches, tous identiques. La couche d'entrée, la couche intermédiaire et la couche de sortie contiennent respectivement 50, 4 et 1 nœuds. La valeur de sortie de chaque SR varie de 1 (phase S détectée) à 0 (aucune phase S détectée).

Apprentissage

Les SR sont entraînés avec un jeu d'apprentissages composé de dix exemples de pics S et de dix exemples de bruit.

Fonctionnement

Lorsque, pour un temps t , la somme des valeurs de sortie des SR dépasse une valeur-seuil donnée, une phase S est déclarée, et t est pris comme temps de début de la phase S. Cet algorithme détecte une phase et, simultanément, détermine son type et son temps de début.

5.2. Algorithme de Bai et Kennett (2000)

Bai et Kennett proposent un algorithme de détection et de qualification de phases et de pointage de débuts de phases, à partir des trois composantes du mouvement. En considérant que trop de filtrage nuit à la qualité de l'algorithme, Bai et Kennett combinent trois techniques pouvant être appliquées à des données non filtrées.

Analyse de l'énergie du signal

L'analyse de l'énergie du signal est effectuée par un algorithme de type STA/LTA[§]. Les énergies retenues pour calculer le rapport STA/LTA sont :

- l'énergie totale $E_3 = Z^2 + N^2 + E^2$,
- l'énergie verticale $Z_e = Z^2$,
- l'énergie du plan horizontal $H_e = N^2 + E^2$,

où Z, N et E sont les trois composantes du mouvement.

Représentation autorégressive

Le modèle autorégressif^{**} utilisé est d'ordre 9. Pour pouvoir fournir une indication de changement des coefficients, trois attributs sont utilisés :

- AR1 : combinaison des ordres 1 à 3,
- AR2 : combinaison des ordres 4 à 6,
- AR3 : combinaison des ordres 7 à 9.

Fréquence instantanée

L'analyse de la fréquence instantanée exploite la différence d'angle de phase et de fréquence entre le signal sismique et le bruit. Les trois composantes d'une trace sismique peuvent être converties en un signal analytique en utilisant :

$$\bar{u}_j(t) = u_j(t) + iHu_j(t) \quad (38)$$

avec $j = 1, 2, 3$, où $u_j(t)$ est l'enregistrement sismique, $Hu_j(t)$ est sa transformée de Hilbert et $\bar{u}_j(t)$ est sa trace complexe associée. Bai et Kennett utilisent différentes formulations des angles de phases instantanés. En combinant ces formulations, ils obtiennent les trois attributs FQ1, FQ2 et FQ3.

Combinaison des trois techniques

En utilisant ces neuf estimations d'attributs issus de trois méthodes, Bai et Kennett propose l'algorithme suivant. Premièrement, un jeton est attribué à chacun des attributs. Si le rapport STA/LTA d'un attribut dépasse une valeur-seuil, alors le jeton de l'attribut vaut 1, sinon il vaut 0. Deuxièmement, une

détection de phase est déclarée lorsque, sur une fenêtre de 2 secondes, une combinaison des neuf jetons dépasse une valeur-seuil.

Deux procédures sont utilisées. La première, appelée « égalité de poids » (EP), attribue un poids égal à chacun des jetons. Dans la deuxième, appelé « égalité de contribution » (EC), la contribution des trois techniques est prise en compte.

Deux valeurs-seuil de combinaisons sont utilisées. Une détection de phase peut avoir trois états :

- état 0 tant que la petite valeur-seuil (PVS) n'est pas atteinte,
- état 1 lorsque la PVS est atteinte mais pas la grande valeur-seuil (GVS),
- état 2 lorsque la GVS est atteinte.

Dans la procédure EP, la PVS vaut 3 et la GVS vaut 6. Dans la procédure EC, la PVS est atteinte lorsque deux techniques ont au moins chacune un jeton d'une valeur 1, et la GVS lorsque chacune des trois techniques en possède au moins un.

L'algorithme déclare une phase détectée lorsque les deux procédures sont dans l'état 2.

6. Conclusion

La recherche d'irrégularité dans une série de données est une problématique courante que l'on retrouve dans de très nombreux domaines.

Nous avons exposé dans notre étude les trois familles d'algorithmes les plus répandues, en détaillant pour chacune d'elles certains algorithmes récents ou de référence. Nous avons également abordé certains algorithmes combinant plusieurs techniques.

Les algorithmes utilisant le rapport STA/LTA sont bien adaptés à la détection de phases sismiques, mais pas au pointage précis de début de phase, à cause du délai associé à chaque changement signifiant de la STA. Pour pointer les débuts de phases, plusieurs algorithmes recherchent le point où les propriétés statistiques du signal changent. Pour certaines phases P, cette technique peut fonctionner, mais elle produit de mauvais résultats sur les phases émergentes ou sur les phases S.

Les algorithmes autorégressifs donnent de très bons résultats sur le pointage de début de phases. Ils sont, avec ceux qui utilisent le rapport STA/LTA, les algorithmes les plus couramment utilisés.

L'utilisation des réseaux neuronaux ne nécessite pas de mise en équation complexe, comme c'est le cas pour les méthodes autorégressives. Le principe d'inférence permet, à partir de quelques exemples, de produire une analyse cohérente, de bonne qualité. L'augmentation de la puissance de calcul des ordinateurs va rendre cette méthode de plus en plus intéressante.

Les algorithmes multi méthodes permettent de combler les manques de chacune des méthodes utilisées, tout en gardant de bonnes performances. Ils détectent plus de signaux sismiques, et/ou pointent les débuts de phases avec plus de précisions que chaque méthode prise individuellement. Ils sont encore peu nombreux, mais cette voie de recherche semble avoir un fort potentiel.

7. Références

ALLAMEH ZADEH, M., NASSERY, P. « Application of quadratic neural networks to seismic signal classification » *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, Vol. 113, No. 1-4 (1999) p. 103-110.

ALLEN, Rex. « Automatic phase pickers: their present use and future prospects » *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 72, No. 6 (décembre 1982) p. S225-S242.

BAER, M., KRADOLFER, U. « An automatic phase picker for local and teleseismic events » *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 77, No. 4 (août 1987) p. 1437-1445.

BAI, Chao-ying, KENNETT, B. L. N. « Automatic phase-detection and identification by full use of a single three-component

[§] cf. page 1-1 : Algorithmes de détection par analyse de l'énergie.

^{**} cf. page 3 : Algorithmes autorégressifs

broadband seismogram » *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 90, No. 1 (février 2000) p. 187-198.

CICHOWICZ, Arthur « An automatic S-phase picker » *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 83, No. 1 (février 1993) p. 180-189.

DAI, Hengchang, MACBETH, Colin. « Automatic picking of seismic arrivals in local earthquake data using an artificial neural network » *Geophysical Journal International*, Vol. 102, No. 6 (mars 1995) p. 758-774.

DAI, Hengchang, MACBETH, Colin. « The application of back-propagation neural network to automatic picking seismic arrivals from single-component recordings » *Journal of Geophysical Research*, Vol. 102, No. B7 (juillet 1997) p. 15105-15113.

DER, Zoltan A., SHUMWAY, Robert H. « Phase onset time estimation at regional distances using the CUSUM algorithm » *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, Vol. 113, No. 1-4 (1999) p. 227-246.

EARLE, Paul S., SHEARER, Peter M. « Characterization of global seismograms using an automatic-picking algorithm » *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 84, No. 2 (avril 1994) p. 366-376.

FEDORENKO, Yuri V., HUSEBYE, Eystein S. « First break – automatic phase pickings of P- and S-onsets in seismic records » *Geophysical Research Letters*, Vol. 26, No. 21 (novembre 1999) p. 3249-3252.

KITAGAWA, G., AKAIKE, H. « A procedure for the modeling of non-stationary time series » *Annales of the Institute of Statistical Mathematics*, Vol. 30 (1978) p. 351-363.

KUSHNIR A. F. *et al.* « Statistically optimal event detection using small array data » *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 80, No. 6 (décembre 1990) p. 1934-1950.

LEONARD, M., KENNETT, B. L. N. « Multi-component autoregressive techniques for the analysis of seismograms » *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, Vol. 113, No. 1-4 (juin 1999) p. 247-263.

LEONARD, M. « Comparison of manual and automatic onset time picking » *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 90, No. 6 (décembre 2000) p. 1384-1390.

MORITA, Y., HAMAGUCHI, H. « Automatic detection of onset time of seismic waves and its confidence interval using the autoregressive model fitting » *Zisin – Journal of the Seismological Society of Japan*, Vol. 37 (1984) p. 281-293.

OONINCX, P. J. « Automatic phase detection in seismic data using the discrete wavelet transform » *Centrum voor Wiskunde en Informatica – Rapport PNA-R9811* (octobre 1998) [En ligne] <ftp://ftp.cwi.nl/pub/CWIREports/PNA/PNA-R9811.pdf> (document consulté le 2 juin 2003).

SLEEMAN, Reinoud, VAN ECK, Torild. « Robust automatic P-phase picking: an on-line implementation of broadband seismogram recordings » *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, Vol. 113, No. 1-4 (juin 1999) p. 265-275.

WANG, Jin, TENG, Ta-liang « Identification and picking of S phase using an artificial neural network » *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 87, No. 5 (octobre 1997) p. 1140-1149.

WITHERS, M., *et al.* « A comparison of select trigger algorithms for automated global seismic phase and event detection » *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 88, No. 1 (février 1998) p. 95-106.

8. Glossaire

AIC : Abréviation de « critère d'information de Akaike » (*Akaike Information Criterion*). L'AIC est utilisé pour calculer le minimum d'un modèle autorégressif.

BAYESIEN : Qualifie des méthodes d'inférences statistiques fondées sur une évaluation des probabilités des hypothèses, préalablement à l'observation d'un événement aléatoire.

BRUIT : Le bruit est un signal de fond, toujours présent, aléatoire. Il peut avoir pour origine des orages distants, ou être un résidu d'événements sismiques antérieurs non identifiés. Il faut en faire abstraction pour isoler le signal sismique.

COMPOSANTE : Un mouvement peut être mesuré selon trois axes : deux axes horizontaux (N pour nord et O pour ouest) et un axe vertical (Z pour la profondeur). La composante d'un mouvement est sa mesure selon l'un des trois axes.

ECLAT DE BRUIT : Un éclat de bruit (*noise burst*) est un signal apparenté au bruit mais qui, par son amplitude, peut être détecté à tort comme un pic sismique par certains algorithmes.

LTA : Moyenne à long terme (*Long-Term Average*), *i.e.* moyenne calculée sur les valeurs d'une période longue.

PHASE P : La phase P (*P-phase*) est la période pendant laquelle une onde P est enregistrée.

PHASE S : La phase S (*S-phase*) est la période pendant laquelle une onde S est enregistrée.

POINTAGE DE DEBUT DE PHASE : Pointer le début d'une phase sismique (*onset time picking*) signifie trouver précisément le moment où le signal change d'amplitude ou de fréquence et où un signal sismique apparaît.

POINTE : Une pointe (*spike*) est une anomalie du signal, composée de une ou deux valeurs très grandes par rapport aux valeurs voisines.

ONDE P : L'onde P (*P-wave*) est le premier signal reçu par un appareil de détection, suite à un événement sismique.

ONDE S : L'onde S (*S-wave*) est le second signal reçu après un séisme.

RECUIT SIMULE : algorithme permettant d'obtenir rapidement une valeur approchée d'une solution d'un problème NP-complet (*e.g.* : problème du voyageur de commerce).

SISMOGRAMME : Courbe enregistrée par un appareil de détection de mouvements sismiques (sismomètre).

STA : Moyenne à court terme (*Short-Term Average*), c'est-à-dire la moyenne calculée sur les valeurs d'une période courte.

TENSEUR : Un tenseur est une matrice dont les coefficients sont des fonctions.

9. Remerciements

Je remercie Jean-Luc Got pour sa disponibilité, ses précieuses explications et sa relecture. Un grand merci à Nima, Marie-Thé et Vincent pour le temps passé à relire ce document.