Ré-échantillonnage adaptatif pour la compression des données

Petri Nikkola, Daniel Pesenti, Lucas Morin, André Dias, Gilles Courret

Avec l'avènement de l'ère numérique, le stockage de données continue de croître rapidement, en particulier avec le développent des centres de données. Cet article présente les résultats d'une recherche menée à la Haute École d'Ingénierie et de Gestion du Canton de Vaud, visant à accroître la pertinence des enregistrements de séries numériques et à faciliter leurs exploitation en proposant un nouvel algorithme de compression par ré-échantillonnage. Le prix de la mémoire numérique de masse n'a cessé de diminuer depuis plusieurs décennies [1], mais l'impact environnemental de cette révolution technologique est devenu un véritable problème [2, 3] ; son efficacité doit être améliorée. Une version détaillé de ces résultats a été récemment publiée dans la revue *Array* [4].

1. Introduction

Les techniques de compression ont fait leur apparition au moins depuis que Claude Elwood Shannon a établi, en 1948, les bases de la théorie de l'information [5]. Les algorithmes de compression peuvent être classés en deux catégories : sans ou avec pertes [6]. En général une compression avec pertes permettra de compresser davantage, mais c'est au prix de l'effacement de certaines informations. Notre algorithme vise à optimiser ce compromis.

Dans les systèmes d'acquisition de données actuels, les techniques d'échantillonnage classiques utilisent généralement une fréquence constante, ce qui peut entraîner d'énormes gaspillages, vu que les signaux des applications réelles sont souvent très irréguliers. Cette problématique se présente notamment en surveillance, où il faut détecter des événements imprévisibles, comme dans le traitement des signaux radar [7] ou en génie médical, par exemple [8]. L'échantillonnage à fréquence constante produit alors une grande quantité de données, dont la seule signification est qu'il ne s'est rien passé jusqu'au prochain évènement. Un taux d'échantillonnage élevé est nécessaire si l'événement à détecter se caractérise par des impulsions brèves, alors qu'aucun échantillonnage ne serait nécessaire pendant les temps d'attente si ceux-ci étaient connus à l'avance.

D'autre part, l'application du théorème d'échantillonnage de Nyquist-Shannon demande de connaître la largeur de bande du signal pour garantir une reconstruction correcte [9]. Mais cela peut nécessiter des hypothèses restrictives dans le cas de signaux apériodiques ou épars, comme mentionné par Jiao et al. [10]. D'une manière générale, le recours à la reconnaissance de forme pour détecter les événements est en effet limité par leurs pré-caractérisations.

Pour surmonter ce problème, l'analyse dans le domaine temps-fréquence peut être utilisée pour faire apparaître comment le contenu fréquentiel du signal change au fil du temps. L'outil le plus communément utilisé à cette fin est probablement la transformée en ondelettes [11]. Cependant, il y a de nombreuses possibilités de décomposition fonctionnelle [12] et cette méthode requière donc préalablement un choix d'échelle et de base fonctionnelle, qui peut malheureusement s'avérer inapproprié. La méthode proposée ici enlève ces contraintes, facilitant ainsi le travail de l'analyste. Cette nouvelle méthode procède par sous-échantillonnage non uniforme. Elle part d'une approche statistique basée sur l'écart-type local des données d'origine. Par itération successive, elle permet de construire une structure arborescente allant du moins au plus comprimé.

2. L'algorithme

2.1 Compression de données

La figure 1 schématise le processus itératif de compression. Considérons d'abord l'ensemble de points $S = (t_1;y_1), \ldots, (t_N;y_N)$ comme les N échantillons du signal d'entrée, et $S_c = (t_{c1};y_{c1}), \ldots, (t_{cM};y_{cM})$ comme les M échantillons du signal de sortie, avec $M < N$. Pour commencer la compression, un premier segment du signal d'entrée est pris, contenant seulement les deux premiers échantillons $S_n = \{(t_1;y_1), (t_2;y_2)\}$. Son écart-type σ est comparé à un seuil prédéfini σ_{th}.

Tant que $\sigma < \sigma_{th}$, l'échantillon suivant est ajouté à S_n et le processus de comparaison est répété, ainsi que l'ajout d'un nouveau point. Lorsque $\sigma \geq \sigma_{th}$ le segment $S_n = (t_{n1};y_{n1}), \ldots, (t_{n2};y_{n2})$ est coupé et son barycentre $(t_{c1};y_{c1})$ est inscrit en sortie, où il n'y a que ce point à ce stade. Ensuite, on ouvre un nouveau segment qui ne contient initialement que les deux points d'entrée suivants. L'ensemble du processus est répété jusqu'à la dernière coupure (cf. fig. 1).

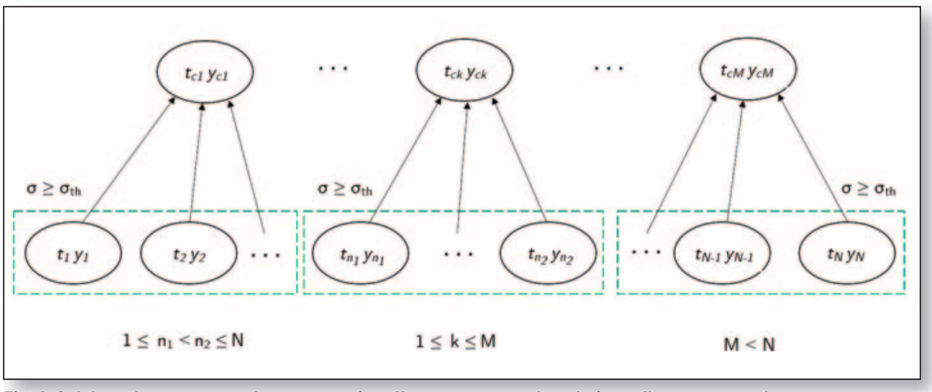

Fig. 1. Schéma du processus de compression. Un segment est étendu jusqu'à ce que son écart-type dépasse le seuil σ_{th}.

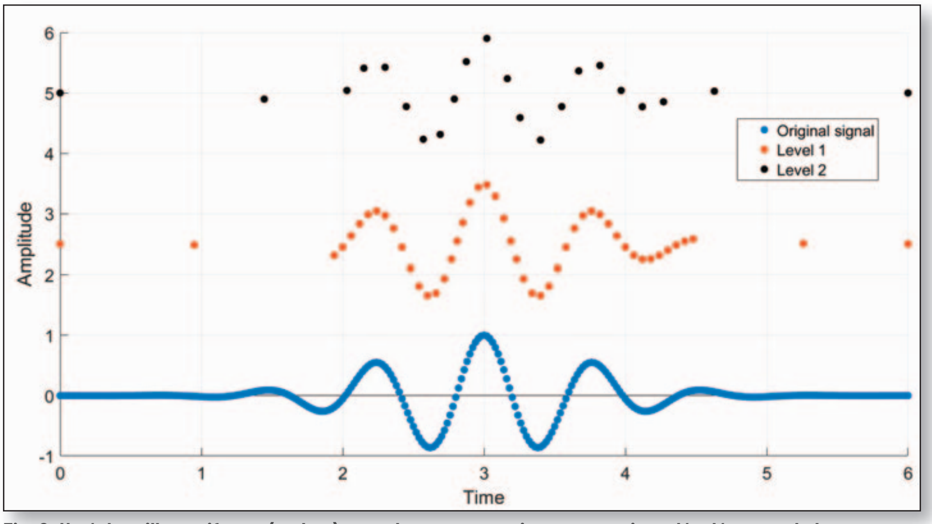

Fig. 2. Un échantillon uniforme (en bas) avec deux compressions successives décalées vers le haut (au centre et en haut).

Cependant, ne garder que le barycentre ne rend pas compte d'une éventuelle tendance à la hausse ou à la baisse dans le segment en cours, S_n. Un raffinement est obtenu en enregistrant aussi la pente moyenne dans le segment. Pour ce faire, on utilise la régression linéaire :

$$\hat{y}_{ni} = a_n t_i + b_n, \qquad n_1 \leq i \leq n_2 \quad (1)$$

avec

$$a_n = \frac{\sum_{i=n_1}^{n_2}(t_i y_i - \bar{t}_n \bar{y}_n)}{\sum_{i=n_1}^{n_2}(t_i^2 - \bar{t}_n^2)} \quad \text{et } b_n = \bar{y}_n - a_n \bar{t}_n \quad (2)$$

L'écart type est alors défini comme ainsi :

$$\sigma_n = \sqrt{\frac{1}{n_2 - n_1 - 1}\sum_{i=n_1}^{n_2}(y_i - \hat{y}_{ni})^2} \quad (3)$$

La comparaison avec le seuil ainsi que les actions résultantes sont implémentées par la simple opération logique donnée ci-dessous, en supposant que $n_2 < N-1$:

$$\sigma_n \geq \sigma \Rightarrow \begin{cases} t_{ck} = \bar{t}_n \\ y_{ck} = \bar{y}_n \\ S_n = \{(t_{n_2+1}; y_{n_2+1}), (t_{n_2+2}; y_{n_2+2})\} \end{cases} \quad (4)$$

$$\sigma_n < \sigma_{th} \Rightarrow S_n = S_n \cup \{(t_{n_2+1}; y_{n_2+1})\} \quad (5)$$

2.2 Ré-échantillonnage adaptatif

La figure 2 montre le résultat de deux itérations appliquées récursivement sur un paquet d'ondes. On obtient une série de points espacés selon la variation du signal : l'échantillonnage se concentre sur les parties les plus courbes. La pertinence d'un point est donc mesurée à partir de la déviation par rapport à un segment de droite. À cet égard, les dérivés du signal ont été proposés comme un attribut approprié, mais ils présentent l'inconvénient considérable d'amplifier le bruit de mesure, comme l'explique Hatem Algabroun dans son article [13]. Dans la conception de notre algorithme, nous appliquons une alternative basée sur un écart-type (cf. équation 3), ce qui donne une grande résilience au bruit, comme nous le verrons dans les tests pratiqués avec des signaux réels (cf. § 3.2 et 3.3).

Cependant, il reste une question cruciale : comment fixer la valeur du seuil σ_{th} ? Il est toujours bon de laisser la possibilité aux utilisateurs de régler ce paramètre à leur guise. Notamment dans le cas de données issues de mesures, il peut être réglé selon la précision effective. Mais un algorithme est donné ci-après, permettant une affectation rien qu'à partir du signal d'entrée. Le ré-échantillonnage est alors qualifiée d'adaptatif. Pour ceci, on définit une fonction de qualité, composée du ratio de compression $CK^k(\sigma_{th})$ et de l'erreur relative de compression, au niveau k, $\epsilon_r^k(\sigma_{th})$.

$$Q^k(\sigma_{th}) = \frac{1}{CK^k(\sigma_{th})\,\epsilon_r^k(\sigma_{th})} \quad (6)$$

Le ratio de compression est défini par :
$CR^k = S^k/S^0$ avec *S^k = cardianl du niveau k.* (7)

Quant à l'erreur relative de compression, ce paramètre est défini à partir de la moyenne de la valeur absolue de l'erreur obtenue par interpolation du niveau *k* :

$$\epsilon_R^k = \frac{\sum_{i=1}^{N}|\epsilon_i^k|}{\sum_{i=1}^{N}|y_i^0|} \text{ avec } \epsilon_i^k = y_i^k - y_i^0 \quad ; \; 1 \leq i \leq N \,. \quad (8)$$

Idéalement, l'algorithme devrait minimiser le taux de compression, tout en minimisant aussi l'erreur, ce qui nous amène à chercher les maximums de $Q^k(\sigma_{th})$. À cette fin, nous avons, dans cette étude, calculé toutes les valeurs possibles d'écart-type pour les divers signaux de test, comme suit :

$$\begin{cases} Y_1^0 = [y_1^0 \; y_2^0] & \sigma_1 = std(Y_1^0) \\ Y_2^0 = [y_1^0 \; y_2^0 \; y_3^0] & \sigma_2 = std(Y_2^0) \\ \dots & \\ Y_{N_0-1}^0 = [y_1^0 \; y_2^0 \dots y_{N_0}^0] & \sigma_{N_0-1} = std(Y_{N_0-1}^0) \end{cases} \quad (9)$$

Nous avons ainsi pu délimiter l'intervalle de variation de σ_{th} :

$$\sigma_{min} = \min\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{N_0}\} \text{ and } \sigma_{max} = \max\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{N_0}\}$$
(10)

Prenant à titre d'exemple au signal d'électrocardiogramme (ECG) montré à la figure 3, les indicateurs CR^1, ϵ_R^1 et Q^1 sont calculés pour une série de valeurs de σ_{th} balayant cet intervalle. La figure 4 présente les résultats avec, en abscisse, le seuil normalisé σ_{th}/σ_{max}, facilitant l'analyse d'un niveau de compression quelconque ou de l'arbre dans son ensemble. On observe que l'indice de qualité, Q^1, passe par au moins un maximum local. On fait le choix heuristique de fixer le seuil au premier maximum local, qui est représenté par un point noir sur la figure 4. Pour tous les signaux testés jusqu'à présent, la fonction $Q^k(\sigma_{th})$ s'est toujours avéré croissante à la borne inférieure de l'intervalle. Nous pensons donc que cette heuristique a un spectre d'application très large.

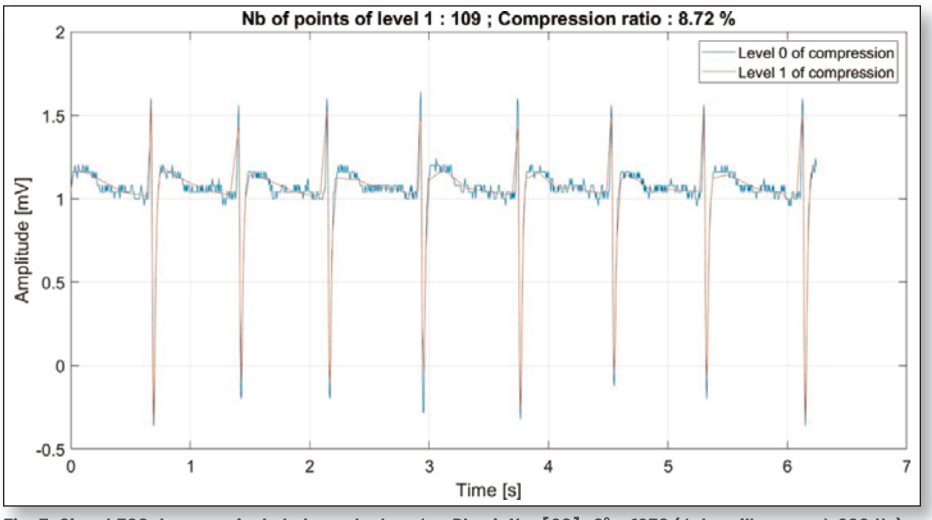

Fig. 3. Signal ECG de test pris de la base de données PhysioNet [60] ; S^0 = 1250 (échantillonnage à 200 Hz).

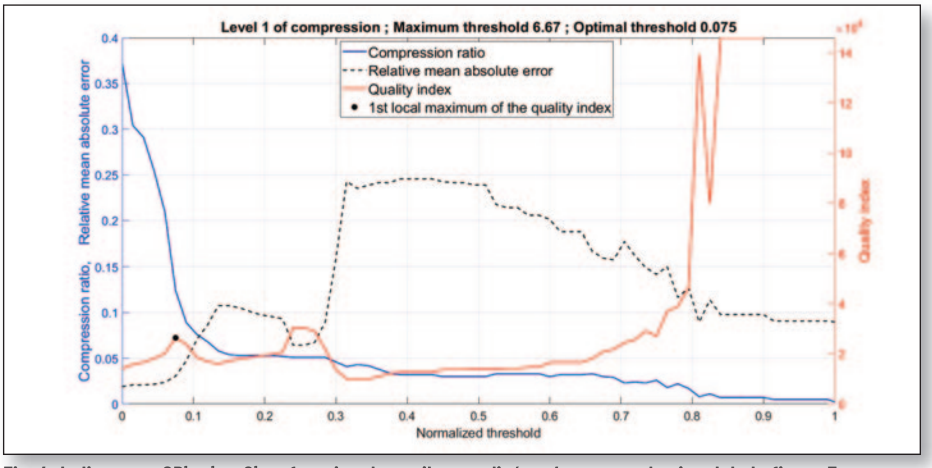

Fig. 4. Indicateurs CR^1, ϵ_R^1 et Q^1 en fonction du seuil normalisé σ_{th}/σ_{max}, pour le signal de la figure 3.

Dans le cas du signal ECG de la figure 3, on obtient une valeur seuil normalisée de 0,075, ce qui conduit à un taux de compression de 12,4 % et une valeur de 0,0305 pour ϵ_R^1. C'est un résultat honorable pour de telles donnéses, mais il est évident que des performances bien supérieures seraient obtenues si l'on avait choisi un signal comportant des parties dormantes plus longues. Nous chercherons ici à mettre notre algorithme à l'épreuve dans des situations qui ne lui sont pas favorables.

3. Tests

Nous avons effectué des tests de compression avec ré-échantillonnage adaptatif sur des signaux d'échantillonnage uniforme. Nous avons, d'une part, utilisé des signaux idéaux, c'est-à-dire dont la transformée de Fourier en temps continu a une expression analytique, permettant ainsi de définir sa bande passante (notée f_{BW}). Après reconstruction d'un échantillonnage uniforme à partir du signal compressé, la transformée de Fourier rapide (FFT) a été calculée et comparée à la transformée de Fourier d'origine. Deux tests avec des signaux du monde réel ont également été réalisés : des ECG normaux d'humains au repos extraits de la base de données Physionet [60] et une mesure de signal fournie par les satellites de la mission Swarm de l'Agence spatiale européenne [66]. Tous ces signaux ont été choisis pour ne pas contenir de portion droite, afin chercher les limites inférieures des performances.

3.1 Test sur un signal idéal

Le signal idéal, c'est à dire ne comportant pas de bruit, est pris parmi les plus courants de l'ingénierie et la physique ; il s'agit d'une sinusoïde amortie :

$$y_1(t) = e^{-2\,t/u}\,Sin(\omega_0\,t) \text{ avec } \omega_0 = \frac{20\,\pi}{u}\,rad \quad (10)$$

où u désigne une unité arbitraire de temps. Avec la commande « bandwidth » du logiciel Matlab, on obtient $f_{BW} = 15.53\,u^{-1}$ à partir de l'expression analytique de la transformée de Laplace de $y_1(t)$, qui est donnée dans la référence [67]. La fréquence d'échantillonnage est fixée à 20 fois f_{BW}, selon une règle d'ingénieur [65], $f^0 = 310{,}6\ u^{-1}$. Le cardinal initial, S^0, est fixé à 500. La compression est limitée au niveau 1. Le signal est reconstruit par interpolation de type spline cubique pour retrouver un échantillonnage uniforme de fréquence f^0. On obtient un résultat très proche de l'échantillonnage d'origine, à tel point qu'on peut difficilement les distinguer sur la figure 5. La différence reste inférieure à 0,5 % sur l'ensemble de l'échantillonnage, en valeur absolue.

Le module de la FFT est ensuite calculé pour faire une comparaison spectrale, entre les deux niveaux 0 et 1 (cf. figure 6). Le pic de fréquence principal monte légèrement moins, mais le résultat est très satisfaisant. L'erreur est encore mieux bornée que dans le cas d'une sinusoïde pure : 2 % contre 3,5 ‰.

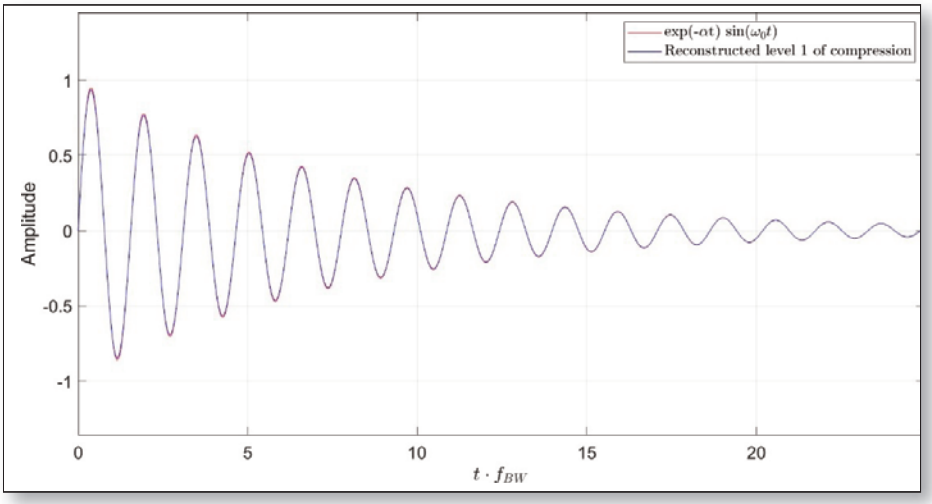

Fig. 5. Comparaison d'une onde sinusoïdale amortie avec sa reconstruction à partir d'une compression de niveau 1. CR^1 = 36 %.

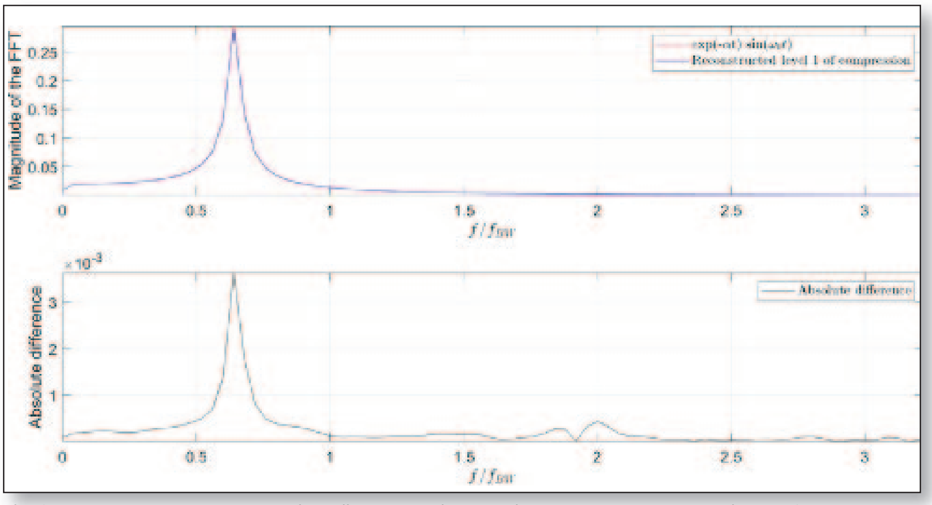

Fig. 6. Module de la FFT de l'onde sinusoïdale amortie de la figure 5 ; écart entre les niveaux 0 et 1.

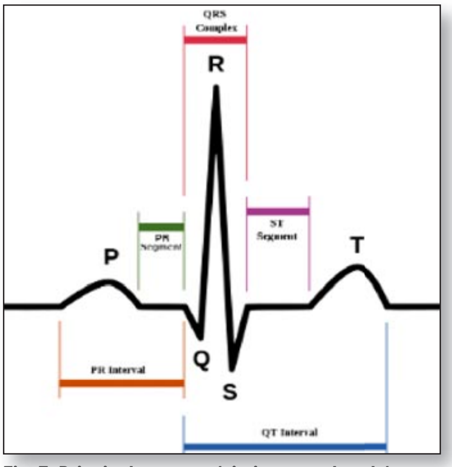

Fig. 7. Principales caractéristiques recherchées dans un ECG [69].

3.2 Test sur des électrocardiogrammes (ECG)

Des échantillons ECG extraits de la base de données PhysioNet [60] ont été compressés. Pour un médecin, face à de tels signaux, le plus important est d'en reconnaître les principales caractéristiques médicales pour poser un diagnostic : les ondes P et T, et le complexe QRS (cf. figure 7). Ceux-ci seront les premiers à être compromis ou à disparaître si la compression est trop forte. Nous avons considéré deux signaux provenant de battements cardiaques humains normaux, au repos, afin d'examiner si le niveau compressé 1 présente les principales caractéristiques d'un ECG normal. Les résultats sont présentés dans les figures 8 à 11, où les bandes verticales montrent la segmentation du signal.

Comme on le voit sur ces figures, des taux de compression CR^1 inférieurs à 46 % sont obtenus au niveau 1, si bien que la conservation du complexe QRS ainsi que des ondes P et T dans le signal reconstruit, sont incontestables. Cependant, la réduction des valeurs de crête R représente un inconvénient. En effet, le taux de ré-échantillonnage ne peut pas dépasser la moitié de celui d'origine. L'écart relatif moyen entre les valeurs de crête des niveaux 0 et 1 se situe entre 11 % et 50 % pour l'exemple 1 et entre 5 % et 40 % pour l'exemple 2. La conséquence est cependant limitée grâce à la reconstruction. En effet, les valeurs de crête R du signal reconstruit sont nettement plus proches des valeurs originales (cf. figures 8 et 10) ; l'erreur est divisée par deux.

3.3 Test sur des données spatiales

La mission Swarm a été initiée par l'Agence spatiale européenne (ESA) en novembre 2013 avec le lancement de trois satellites identiques pour capter les fluctuations du

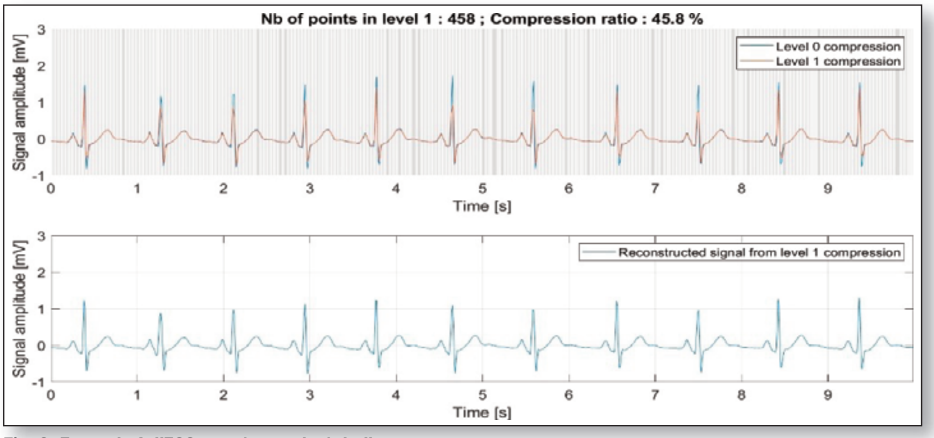

Fig. 8. Exemple 1 d'ECG, vue à grande échelle.

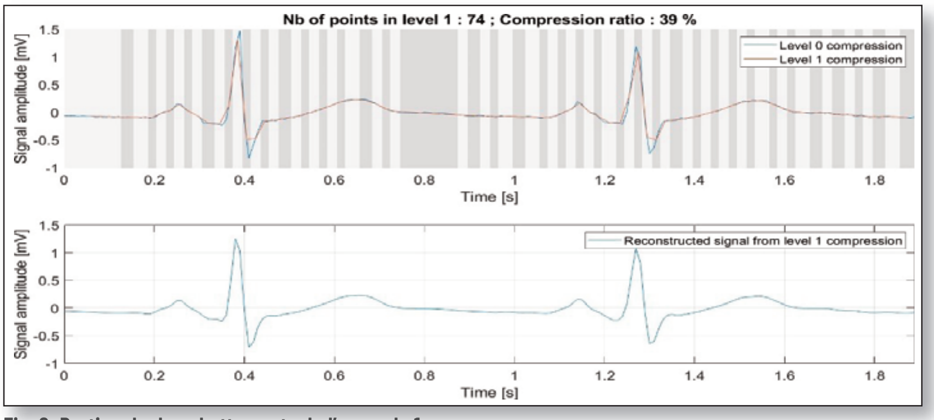

Fig. 9. Portion de deux battements de l'exemple 1.

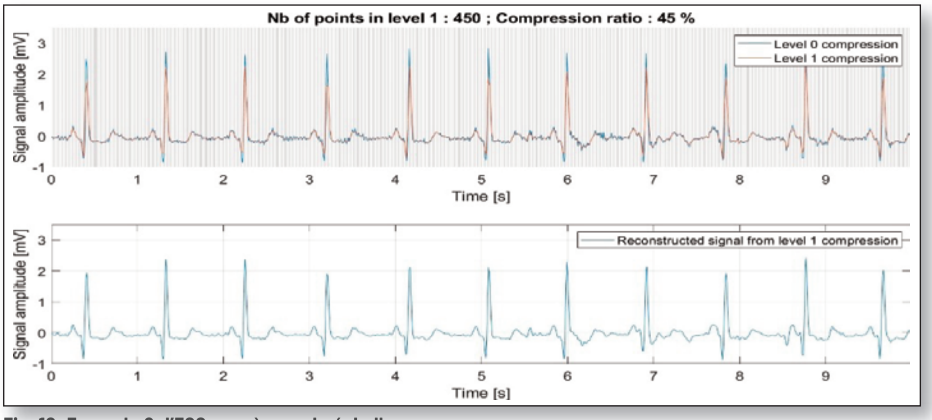

Fig. 10. Exemple 2 d'ECG, vue à grande échelle.

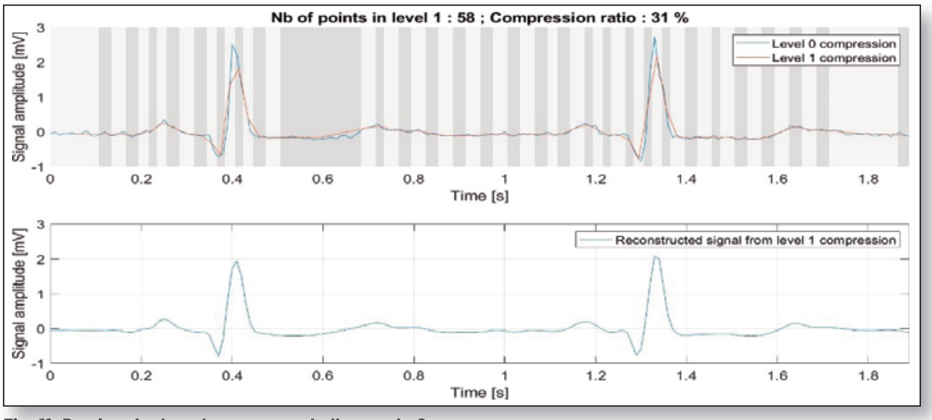

Fig. 11. Portion de deux battements de l'exemple 2.

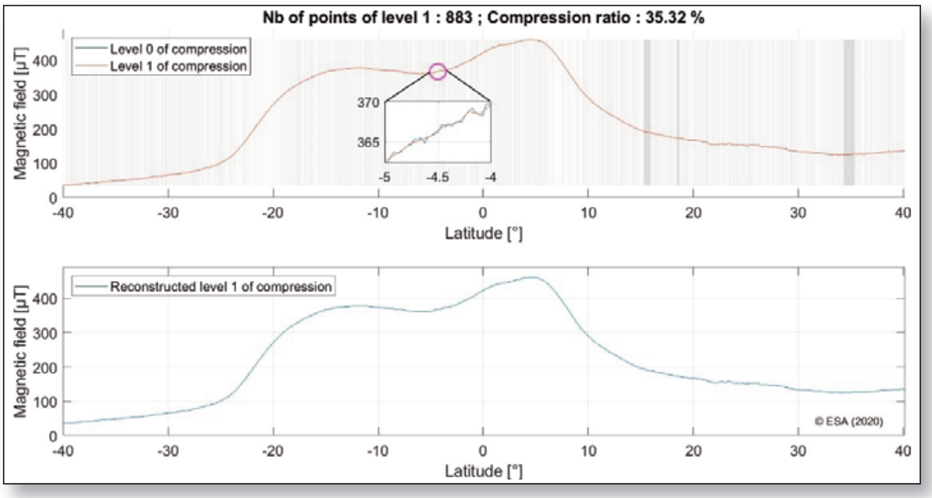

Fig. 12. Données de mesure de la mission Swarm de l'ESA sur le champ magnétique terrestre. Un zoom (intervalle [-5°, -4°]) montre les petites fluctuations présentes dans le signal d'origine, que la compression permet de lisser.

champ magnétique terrestre. Un extrait de ces données est représenté dans la figure 12 avec le signal après compression et après reconstruction. Le taux de compression CR^1 est supérieur à 36 %. L'encart sur cette figure permet d'observer la réduction de bruit obtenue. Cet exemple montre donc le potentiel de notre algorithme dans ce domaine.

4. Conclusion

L'attribution d'une pertinence aux échantillons d'un enregistrement est certainement le point clé de la compression de données avec pertes. Considérant pour l'instant uniquement des signaux numériques unidimensionnels, nous avons développé un algorithme qui coupe le signal en segments et remplace ceux-ci par leurs régressions linéaires. La segmentation est effectuée de manière à borner l'erreur de régression, qui est mesurée par l'écart-type entre les échantillons et la régression. Les segments sont délimités dynamiquement en comparant l'écart-type à une valeur seuil prédéfinie.

De cette façon, nous obtenons une répartition uniforme de la pertinence dans le signal compressé, optimisant ainsi le compromis entre information et compression. Évidemment, les performances obtenues dépendent du signal d'entrée. Plus celui-ci contient de portions droites, plus la compression peut être forte, à information égale. Ainsi, l'utilisateur peut ajuster le taux de compression en jouant sur la valeur du seuil. Ceci est particulièrement utile avec les enregistrements contenant de longues latences, tels que les signaux épars, comportant des impulsions clairsemées, qui sont typiques des systèmes de surveillance ou de contrôle. C'est aussi intéressant dans le cas des séries de données issues de mesures, car le seuil peut être réglé selon le bruit de la chaîne de mesure ou selon l'incertitude de mesure, offrant ainsi un filtrage approprié.

Afin de maximiser l'applicabilité de l'algorithme, nous avons également introduit

Référence bibliographique

[1] A . Ferraris, A . Mazzoleni, A . Devalle, J. Couturier, *Big data analytics capabilities and knowledge management: impact on firm performance.* Emerald publishing limited, vol. 77. Emerald publishing; 2019. p. 1923–36. 8.
[2] J. Yang, X. Li, S. Huang, *Impacts on environmental quality and required environmental regulation adjustments: a perspective of directed technical change driven by big data.* J Clean Prod 2020;275:124126. https://doi.org/10.1016/j. jclepro.2020.124126. [Accessed 12 April 2021].
[3] O. Pettiford, *How is data-hungry AI affecting the environment?*. https://techhq. com/2019/10/how-is-data-hungry-ai-affecting-the-environment/ [Accessed 12 April 2021].
[4] D. Pesenti, L. Morin, A. Dias, G. Courret, *Adaptive resampling for data compression*, Array 12 (2021) 100076
[5] C. E. Shannon, *A mathematical theory of communication*, The Bell System Technical Journal 27 (3) (1948) 379–423.
[6] K. Sayood, *Introduction to data compression*, The Morgan Kaufmann series in multimedia information and systems, Morgan Kaufmann, 2017.
[7] E. Marques, N. Maciel, L. Naviner, H. Cai, J. Yang, *A review of sparse recovery algorithms*, IEEE Access PP (2018) 1–1, accessed 12 April 2021. doi:10.1109/ACCESS.2018.2886471.
[8] F. Meneguitti Dias, M. Khosravy, T. Wulfert Cabral, H. Moreira Monteiro, L. Manhaes de Andrade Filho, L. de Mello Hono´rio, R. Naji, C. A. Duque, Chapter 9 : *Compressive sensing of electrocardiogram*, in: M. Khosravy, N. Dey, C. A. Duque (Eds.), Compressive Sensing in Healthcare, Advances in ubiquitous sensing applications for healthcare, Academic Press, 2020, pp. 165–184. doi:10.1016/B978-0-12-821247-9.00014-7
[9] C. E. Shannon, *Communication in the presence of noise*, Proceedings of the IRE 37 (1) (1949) 10–21, accessed 12 April 2021. doi:10.1109/JRPROC.1949.232969.
[10] L. Jiao, R. Shang, F. Liu, W. Zhang, *Chapter 5 - theoretical basis of compressive sensing*, in: L. Jiao, R. Shang, F. Liu, W. Zhang (Eds.), Brain and Nature-Inspired Learning Computation and Recognition, Elsevier, 2020, pp. 109–126. doi:10.1016/B978-0-12-819795-0.00005-0.
[11] L. Tan, J. Jiang, *Chapter 12 : Subband and wavelet-based coding*, in: L. Tan, J. Jiang (Eds.), Digital Signal Processing (Third Edition), third edition Edition, Academic Press, 2019, pp. 591–648. doi:10.1016/ B978-0-12-815071-9.00012-9.
[12] C. Kaur, A. Bisht, P. Singh, G. Joshi, *EEG signal denoising using hybrid approach of variational mode decomposition and wavelets sfor depression*, Biomedical Signal Processing and Control 65 (2021) 102337, accessed 12 April 2021. doi:10.1016/j.bspc.2020.102337.
[13] H. Algabroun, *Dynamic sampling rate algorithm (dsra) implemented in self- adaptive software architecture: a way to reduce the energy consumption of wireless sensors through event-based sampling.* Microsystem Technologies; September 2019.

une heuristique offrant le moyen de déterminer le seuil sans aucune donnée complémentaire au signal d'entrée, d'où le caractère adaptatif de l'algorithme. Ce travail ouvre une approche où l'adaptation du taux d'échantillonnage est gouvernée automatiquement en fonction du signal.

Des tests utilisant cette heuristique ont été effectués sur des signaux avec et sans bruit, dont des signaux réels extraits de deux bases de données scientifiques de domaines différents (médical et spatial). Ces signaux sont choisis pour ne pas être de type épars, afin d'étudier les performances de compression dans des conditions défavorables. Malgré cela, on obtient des taux de compression inférieurs à 50 % au niveau 1, tout en conservant les caractéristiques pertinentes du signal (moins de 46 % pour les signaux ECG et 36 % pour les mesures satellites). En reconstruisant des échantillonnages uniformes dans le cas sans bruit – signal idéal –, une mesure de l'erreur de compression est obtenue. En comparant les transformées de Fourier des signaux d'origine et reconstruits, nous avons la possibilité de comparer avec d'autres algorithmes, en tenant compte du rapport entre la bande passante et la fréquence d'échantillonnage d'origine.

Notre algorithme de compression peut être appliqué à n'importe quel échantillonnage, uniforme ou non. Il peut ainsi être appliqué récursivement pour construire une structure arborescente. Cette sortie optionnelle peut ouvrir une voie puissante pour la visualisation et l'exploration des données, ce qui est particulièrement intéressant pour accroître l'efficacité des recherches dans les base de données volumineuses. L'arborescence de données peut alimenter des outils d'analyse multi-échelle, conduisant, par exemple, à une modélisation englobant différentes échelles caractéristiques. En gestion d'archives, lorsqu'il est nécessaire de libérer de l'espace mémoire, cela permet d'effacer les composants les moins pertinents en premier.

Les auteurs tiennent à remercier le Dr Benvenuti Juan Francisco, qui a fourni des conseils concernant les tests de compression effectués sur les ECG extraits de la base de données PhysioNet. Il nous a présenté les principales caractéristiques médicales qu'un médecin rechercherait dans un ECG pour poser un diagnostic. Il a examiné les signaux compressés que nous obtenions, observant si leurs principales implications médicales étaient conservées. ■

Flash

La Journée mondiale du climat

La Journée mondiale du climat est célébrée chaque année le 8 décembre, pour sensibiliser et alerter en ce qui concerne le dérèglement climatique. Cette journée a été créée par des ONG internationales pour rappeler la menace bien réelle du réchauffement climatique et la nécessité d'agir pour en limiter les effets sur la planète. Dans de nombreux pays, de grandes marches sont organisées pour permettre aux citoyens de demander aux gouvernements d'agir pour le climat.

Le réchauffement climatique provoqué par les activités humaines va avoir des conséquences dramatiques sur les océans, la cryosphère et la production alimentaire mondiale. L'acidification des océans et les dommages causés par les inondations pourraient augmenter d'une facteur cent à mille d'ici 2100. La hausse du niveau des mers, la fonte irrépressible de l'ensemble des glaces de la planète et du pergélisol, des calottes glaciaires en Antarctique et au Groenland, menacent la planète d'une crise alimentaire sans précédent. En 2014, les spécialistes du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) avaient déjà établi que, sans réel effort pour endiguer le réchauffement climatique, la production des grandes cultures comme le blé, le riz ou le maïs, pourraient baisser de 2 % tous les 10 ans.