

# Séparation de composantes des signaux biomécaniques par une approche parcimonieuse

Anas HAD<sup>1,2</sup>, Amine BRAHMI<sup>2,3</sup>, Khalid SABRI<sup>2</sup>, Hicham GHENNIoui<sup>3</sup>, Mohamed EL BADAoui<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Université Chouaib Doukkali, Faculté des Sciences, Laboratoire STIC, El Jadida, Maroc

<sup>2</sup>Université de Lyon, UJM-Saint-Etienne, LASPI, F-42334 IUT de Roanne, France

<sup>3</sup>Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, FSTF, LSSC, B.P. 2202, Route d'Immouzzar, Fès, Maroc

{had.a, sabri.k}@ucd.ac.ma

{amine.brahmi, mohamed.elbadaoui}@univ-st-etienne.fr

hicham.ghennioui@usmba.ac.ma

**Résumé** – Dans cette communication, nous nous intéressons au traitement des signaux biomécaniques dans le but de séparer leurs composantes active et passive. Pour ce faire, nous proposons une approche basée sur la parcimonie utilisant deux familles d'algorithmes, un de type glouton et l'autre repose sur la relaxation à savoir Orthogonal Matching Pursuit (OMP) et Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO). Nous employons la transformée en sinus discrète comme dictionnaire afin d'extraire la composante active du signal de réaction au sol. Les résultats théoriques seront validés sur des signaux biomécaniques réels.

**Abstract** – In this communication, we are interested in processing of biomechanical signals in order to separate their active and passive components. To do so, we propose a sparsity-based approach using two families of algorithms, one greedy and the other based on relaxation namely Orthogonal Matching Pursuit (OMP) and Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO). We use the discrete sinus transform as a dictionary to extract the active component from the ground reaction signal. The theoretical results will be validated on real biomechanical signals.

## 1 Introduction

En biomécanique, la Force de Réaction au Sol (FRS) est la force exercée par ce dernier sur un corps en contact avec lui. Elle s'oppose à la force exercée par le corps sur le sol qui n'est rien d'autre que son poids. L'emploi du mot réaction dérive de la troisième loi de Newton, qui stipule que si une force, appelée action, agit sur un corps, alors une force égale et opposée, appelée réaction, doit agir sur ce corps. La FRS est souvent observée pour évaluer la production de force dans divers groupes au sein de la communauté. Les groupes étudiés sont souvent des athlètes pour les aider à évaluer leurs capacités à exercer une performance sportive. Cela peut aider à proposer des exercices de musculation adaptés, évaluer les changements dans la fatigue du muscle pendant la locomotion (marche ou course). L'analyse de la FRS peut également apporter des informations utiles sur le diagnostic clinique, l'évaluation des gestes sportifs, la réadaptation, etc. Les changements des signaux de la FRS pourraient être mesurés et modélisés afin d'indiquer la fonction de divers sous-systèmes physiologiques. En effet, le traitement de ces signaux au cours d'une étude biomécanique de la course permet d'extraire les caractéristiques mécaniques et cinématiques des membres inférieurs et d'analyser les impacts [2, 8]. Les signaux FRS sont généralement composés de deux parties distinctes : une force active représentant la force de propulsion

en plus d'une force passive représentant la force d'impact. La force d'impact est principalement générée passivement est due à la décélération de la masse corporelle à l'instant du toucher. Cela implique qu'au moins une partie de l'énergie a été transférée passivement dans le système os-ligament. Ainsi, la force d'impact est un facteur majeur indiquant la réaction du muscle qui peut refléter l'état de fatigue et la performance du muscle. Pour étudier les variations des signaux de FRS dans le temps, il est nécessaire de séparer les contributions active et passive. Les résultats de la séparation permettront aux médecins d'extraire des paramètres pour l'étude biomécanique de la course. Sabri et al. ont montré dans [7] que la cyclostationnarité caractérise d'une façon efficace les signaux FRS. Ils ont utilisé plusieurs techniques de séparation de sources basées sur l'indépendance statistique entre les parties passives et actives pour chaque jambe à savoir les algorithmes SOBI, Cyclo-SOBI et JADE. Ils ont également employé la décomposition en valeurs singulières et la diagonalisation conjointe des matrices spectrales cycliques des observations dans [6]. Parmi toutes ces techniques, seul JADE a pu donner des résultats convenables. F.A. Zakaria et al. considèrent dans [9] que la composante active du signal FRS suit une distribution gaussienne et par suite une détection des vrais extrémums permet par le biais de la méthode des moindres carrés non linéaires de séparer la partie

active (cyclostationnaire à l'ordre 1) de celle passive (cyclostationnaire à l'ordre 2). Ce dernier permet une bonne caractérisation des différents états de fatigue d'un coureur. F.A. Zakaria et al. ont proposé dans [10] d'utiliser l'analyse en composantes morphologiques afin de décomposer un signal cyclostationnaire (CS) en deux composantes périodiques et aléatoires. Cette analyse emploie deux dictionnaires à savoir la transformée en cosinus discrète et l'analyse d'enveloppe. La solution a été validée sur des signaux synthétiques et réelles biomécaniques. Nous considérons ici, le problème de la séparation mono-canal des composantes de la FRS à savoir la force d'impact et la force de propulsion en exploitant l'analyse en composantes parcimonieuses utilisant l'un des algorithmes suivants OMP et LASSO. Les résultats théoriques seront validés à l'aide de données réelles.

## 2 Formulation du problème

La figure 1 montre un coureur sur un tapis dynamométrique et un exemple de signal mesuré pendant deux pas consécutifs. Ce dernier peut être modélisé mathématiquement par deux composantes distinctes s'écrivant comme suit :

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{p}(t) + \mathbf{a}(t), \quad (1)$$

où  $\mathbf{p}(t)$  est la composante passive représentant l'impact initial du talon avec le sol, elle est déterminée par la masse effective du corps, la vitesse et la rigidité de la jambe et  $\mathbf{a}(t)$  est la composante active plus large que la composante passive représentant la force propulsive appliquée par le système musculo-squelettique. Nous nous intéressons à séparer la composante passive de celle active à partir du signal FRS.

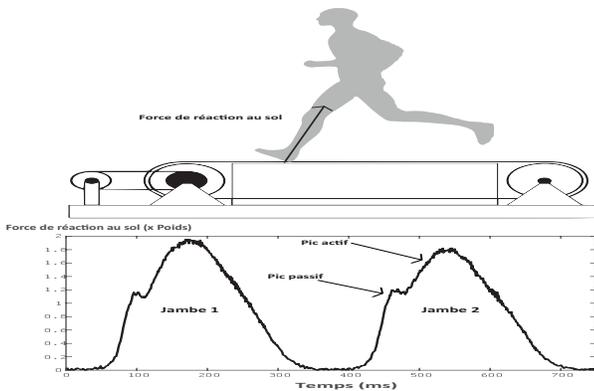


FIGURE 1 – Coureur sur le tapis roulant et exemple de signal mesuré

## 3 Préliminaires théoriques

Depuis quelques années, les chercheurs de la communauté du traitement du signal et des images se sont intéressés à la représentation parcimonieuse en vue de ses avantages. Cette dernière permet de représenter un signal par une combinaison de signaux élémentaires définis à partir d'un dictionnaire

redondant. Ainsi, l'objectif est d'estimer un signal parcimonieux  $\mathbf{x}$  tel que  $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}$ , où  $\mathbf{y}$  représente le signal observé et  $\mathbf{A}$  est le dictionnaire. Généralement, la représentation parcimonieuse présente un compromis entre la qualité de l'approximation et la parcimonie du signal. Nous cherchons à minimiser l'erreur entre le signal  $\mathbf{y}$  et la représentation  $\mathbf{A}\mathbf{x}$  en fixant une contrainte de parcimonie sur  $\mathbf{x}$ . Ce problème traditionnellement est formulé comme suit :

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2 \text{ s.c. } \|\mathbf{x}\|_0 < L, \quad (2)$$

avec  $L$  est le nombre d'éléments non nuls dans le vecteur parcimonieux  $\mathbf{x}$ . Plusieurs algorithmes [5] ont été proposés pour résoudre ce problème à savoir les algorithmes gloutons qui améliorent la qualité d'approximation itérativement par identification de signaux élémentaires supplémentaires et les algorithmes de relaxation qui transforment le problème combinatoire NP-difficile en un convexe en remplaçant la norme  $\ell_0$  par une norme  $\ell_p$  avec

$$\|\mathbf{x}\|_p = \left( \sum_k |\mathbf{x}^k|^p \right)^{\frac{1}{p}}.$$

Pour résoudre notre problème d'intérêt, nous choisissons d'utiliser les deux algorithmes suivants : Orthogonal Matching Pursuit (cet algorithme ne fait appel à aucune mesure de parcimonie) et Least Absolute Shrinkage and Selection Operator. Dans les deux sous-sections suivantes, nous détaillerons le fonctionnement de ces derniers.

### 3.1 Algorithme OMP

L'OMP introduit dans [4] est un algorithme glouton itératif qui choisit à chaque étape l'atome qui maximise le produit scalaire avec le résidu. Cet atome est alors ajouté dans l'ensemble d'atomes choisis. La mise à jour correspond à une projection orthogonale des données sur tous les atomes choisis, ce qui évite l'ajout des atomes déjà sélectionnés. Après, l'algorithme s'exécute en boucle jusqu'à ce que le critère d'arrêt est atteint. L'OMP est résumé dans la table 1.

### 3.2 Algorithme LASSO

Développé par Robert Tibshirani dans [3], le *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator* (LASSO) est une approche de contraction des valeurs de la régression. Dans le cas d'un modèle linéaire standard, les coefficients sont calculés par la minimisation de la somme des carrés des résidus. Le LASSO est formulé comme suit : soit un ensemble de mesures composé des vecteurs suivants  $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_p$  et  $\mathbf{y}$  une mesure de sortie, le lasso correspond à un modèle linéaire s'écrivant comme  $\hat{\mathbf{y}} = b_0 + b_1\mathbf{x}_1 + b_2\mathbf{x}_2 + \dots + b_p\mathbf{x}_p$ . Retrouver ce modèle passe par la minimisation de la fonction de coût suivante :

$$\min \sum (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^2 \text{ s.c. } \sum_{j=0}^p |b_j| \leq s \quad (3)$$

où  $s$  est un paramètre de réglage. Si  $s$  est assez grand alors la contrainte n'a aucun effet sur le résultat et la solution n'est

### Algorithme 1 : OMP

#### Entrées :

- Un signal  $\mathbf{y}$ , un dictionnaire  $\mathbf{A}$  et critère d'arrêt.

#### Pocédure :

##### 1. Initialisation :

- $\mathbf{r}^{(0)} = \mathbf{y}$ ,  $\Lambda_0 = \emptyset$ ,  $k = 0$ .

##### 2. Trouver un indice $w^{(k)}$ qui résout le problème

- d'optimisation :  $w^{(k)} = \arg \max_w |\mathbf{A}_w^T \mathbf{r}^{(k-1)}|$ .

##### 3. Ajouter $w^{(k)}$ au indices sélectionnés

- $\Lambda_k = \Lambda_{k-1} \cup \{w^{(k)}\}$ .

##### 4. Calculer $\hat{\mathbf{x}}^{(k)} = \mathbf{A}_{\Lambda_k}^\# \mathbf{y}$ et $\mathbf{r}^{(k)} = \mathbf{y} - \mathbf{A}_{\Lambda_k} \hat{\mathbf{x}}^{(k)}$

- où  $(.)^\#$  dénote la pseudo-inverse de Moore-Penrose. .

##### 5. Si le critère d'arrêt est atteint, arrêter l'algorithme.

- Sinon, incrémenter  $k$  et retourner à l'étape 2.

#### Sorties :

- Vecteur des coefficients parcimonieux  $\hat{\mathbf{x}}$ .
- Résidu  $\mathbf{r}$ .

TABLE 1 – Résumé de l'algorithme OMP

que la régression linéaire des moindres carrés multiple de  $\mathbf{y}$  sur  $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_p$ . Cependant, lorsque  $s$  prend des valeurs faibles ( $s \geq 0$ ), alors les solutions sont des versions rétrécies des estimations des moindres carrés. Le choix de  $s$  conditionne le nombre de prédicteurs à utiliser dans le modèle de régression. Le calcul des solutions du LASSO est un problème de programmation quadratique et peut être abordé par des algorithmes d'analyse numériques standard. Cependant, l'algorithme le plus utilisé est le Least Angle Regression (LARS) vu son efficacité par rapport aux autres méthodes. Le LARS suit les étapes suivantes :

- Initialiser tous les coefficients à zéro et trouver le prédicteur  $\mathbf{x}_j$  le plus corrélé avec  $\mathbf{y}$ ,
- Déplacer le coefficient  $\mathbf{b}_j$  dans la direction du signe de sa corrélation avec  $\mathbf{y}$  en mettant à jour le résiduel  $\mathbf{r} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}$ . Arrêter le déplacement quand nous trouvons un autre prédicteur  $\mathbf{x}_k$  plus corrélé que  $\mathbf{x}_j$  avec  $\mathbf{r}$ .
- Déplacer le couple  $(\mathbf{b}_j, \mathbf{b}_k)$  dans leur direction conjointe des moindres carrés, jusqu'à ce qu'un autre prédicteur  $\mathbf{x}_m$  a plus de corrélation avec le résidu  $\mathbf{r}$  que  $\mathbf{x}_j$  et  $\mathbf{x}_k$ .
- Continuer jusqu'à retrouver tous les prédicteurs composant le modèle linéaire.

## 4 Méthode proposée

L'objectif de cette étude est de séparer les deux composantes active et passive du signal FRS. Nous pouvons atteindre cet objectif par le biais de la représentation parcimonieuse d'au moins une seule composante du signal. Selon Sabri et al. dans [7], il a été montré que la composante active a un caractère cyclostationnaire à l'ordre 1 (sa moyenne est périodique), alors que la composante passive est cyclostationnaire d'ordre 2 (sa fonction d'auto corrélation est périodique) à la même fréquence. Pour cela, nous utilisons un dictionnaire particulier qui reflète la nature de la composante active du signal FRS à savoir la transformée en sinus discrète (DST). Ce choix se justifie par

le fait que la DST représente d'une manière adaptée les parties lisses et périodiques d'un signal, ainsi les informations utiles seront contenues dans un nombre limité de coefficients parcimonieux. Le produit de ses coefficients par la DST permet de reconstruire la composante périodique dans le domaine temporel. La DST se caractérise par la création de coefficients réels, car son noyau de projection est un sinus. La DST est calculée de la façon suivante :

$$\text{DST}(n) = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{k=1}^N \sin \left[ \frac{\pi}{N} \left( k + \frac{1}{2} \right) n \right], \quad k = 0, \dots, N \quad (4)$$

où  $n$  est l'indice ligne de la DST et  $N$  est sa taille. La partie passive peut être obtenue en retranchant la composante active du signal initial. L'organigramme de la méthode proposée est donné par la figure 2. Il est à noter que le calcul des coefficients

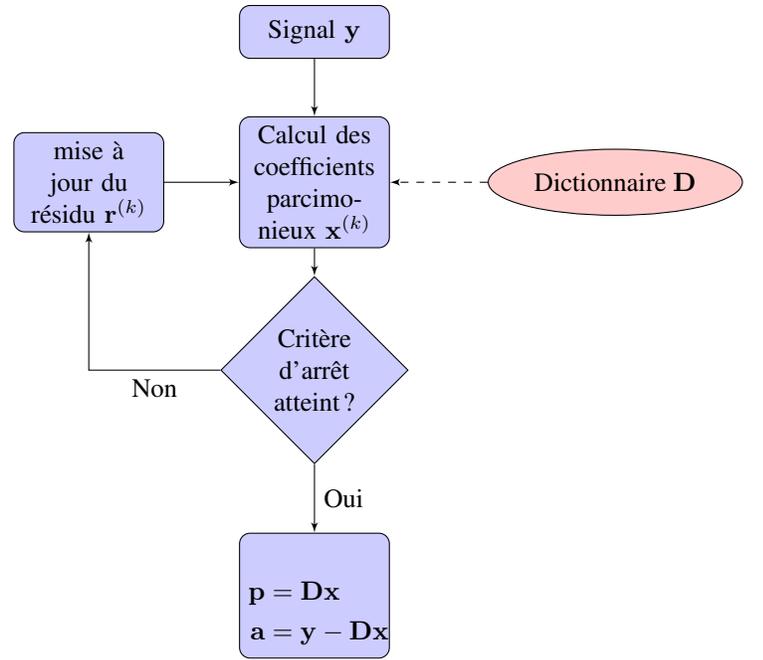


FIGURE 2 – Organigramme de la méthode proposée

parcimonieux se fait par l'un des deux algorithmes présentés dans la section précédente. Notre méthode dépend principalement du nombre d'itérations. En effet, durant les premières itérations, nous cherchons à extraire les coefficients parcimonieux les plus corrélés avec le dictionnaire DST. Au fur et à mesure, cette corrélation diminue suite au prélèvement de la composante active du signal FRS. Par conséquent, le reste est lié particulièrement à la composante passive. D'où nous proposons le critère d'arrêt suivant : si la variation de l'énergie du résidu pour chaque itération n'est plus significative, nous arrêtons l'algorithme. Autrement dit :

$$v = \{ \mathbf{E} \{ \mathbf{r}^{(k+1)} (\mathbf{r}^{(k+1)})^H \} - \mathbf{E} \{ \mathbf{r}^{(k)} (\mathbf{r}^{(k)})^H \} \} \leq \epsilon \quad (5)$$

où  $\epsilon$  est un scalaire positif suffisamment petit,  $N$  est le nombre d'échantillons,  $\mathbf{E}\{.\}$  est l'espérance mathématique et  $(.)^H$  désigne l'opérateur conjugué hermitien.

## 5 Application et résultats

Le paradigme expérimental<sup>1</sup> a été réalisé au sein du Laboratoire de Physiologie de l'Exercice de l'Université Jean Monnet Saint-Etienne par A. Belli et ses collaborateurs. Les mesures ont été effectuées sur un tapis dynamométrique équipé de 12 accéléromètres répartis sur les 4 coins du tapis (3 accéléromètres sont placés sur chaque coin du tapis dynamométrique). Ces derniers permettent la mesure et l'enregistrement des signaux de force de réaction au sol issus d'une course d'un sujet sur le tapis. 10 sportifs mâles de haut niveau ayant une bonne santé se sont portés volontaires à cette étude. L'expérience consistait en une course pendant 24 heures avec une courte période de repos toutes les 2 heures où le coureur consommait des aliments. Aucune blessure n'a été signalée par les coureurs au moment de l'expérience. Les signaux issus du tapis dynamométrique sont échantillonnés à 1kHz et la vitesse du tapis roulant a été réglée à 10km/h. Une mesure de 20 secondes sur le signal se faisait chaque 2 heures. La méthode proposée est appliquée sur un des signaux issu dans la base de données en utilisant les deux algorithmes OMP et LASSO. Le critère d'arrêt est choisi de tel façon à ce que le seuil  $\epsilon$  soit égal à 0.5% de l'énergie initiale du signal FRS. Les résultats de la sépara-

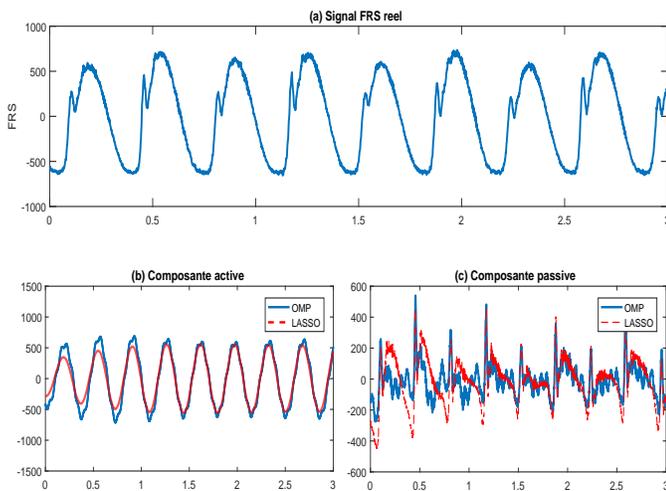


FIGURE 3 – Résultats de la séparation des composantes de la FRS : (a) signal FRS réel, (b) Composante active, (c) Composante passive.

tion sont donnés par la figure 3. Nous constatons dans la figure 4 que l'algorithme OMP extrait plus d'informations relatives à la composante active comparant au LASSO par rapport au nombre d'itérations.

## 6 Conclusion

En conclusion, nous avons proposé une solution basée sur l'analyse en composantes parcimonieuses utilisant la DST comme

1. Plus de détails sur le banc expérimental et les caractéristiques physiologiques des sujets, sont accessibles sur [1]. Nous remercions également le CHU de Saint-Etienne de nous avoir fourni la base de données.

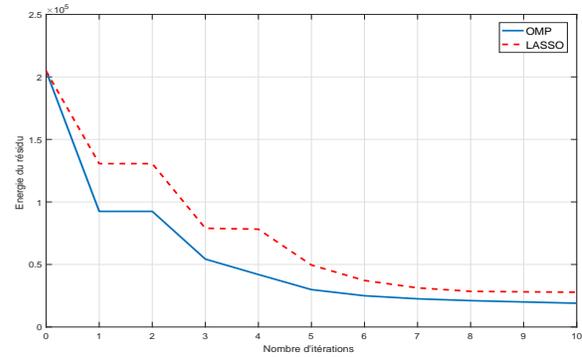


FIGURE 4 – Evolution de l'énergie du signal résiduel selon le nombre d'itérations

dictionnaire pour la séparation des composantes du signal FRS. Les résultats semblent visuellement intéressants, encore qu'un expert clinicien pourrait en dire plus. Pour une bonne évaluation des performances des méthodes utilisées, nous envisageons dans les futurs travaux d'étudier des modèles FRS synthétiques. La solution proposée dans cette communication pourrait être une piste de caractérisation de la fatigue ou l'amélioration des performances sportives chez un coureur de haut niveau pour les médecins.

## Références

- [1] A. Belli, P. Bui, A. Berger, A. Geysant, and J.-R. Lacour. A treadmill ergometer for three-dimensional ground reaction forces measurement during walking. *Journal of Biomechanics*, 34(1) :105–112, jan 2001.
- [2] M. Boham, M. DeBeliso, C. Harris, R. Pfeiffer, J. McChesney, and J. M. Berning. The effects of functional fatigue on ground reaction forces of a jump, land, and cut task. *International Journal of Science and Engineering Investigations*, 2013.
- [3] B. Efron, T. Hastie, I. Johnstone, R. Tibshirani, et al. Least angle regression. *The Annals of statistics*, 32(2) :407–499, 2004.
- [4] Y. C. Pati, R. Rezaifar, and P. S. Krishnaprasad. Orthogonal matching pursuit : recursive function approximation with applications to wavelet decomposition. In *Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, pages 40–44 vol.1, Nov. 1993.
- [5] K. Sabri. Cyclosparsity : a new concept for sparse deconvolution. *Global Journal of Computer Science and Technology*, 14(4), 2014.
- [6] K. Sabri, M. El Badaoui, F. Guillet, A. Belli, and G. Millet. Blind source separation based on cyclic spectra : Application to biomechanical signals. In *European Signal Processing Conference*, 2008.
- [7] K. Sabri, M. El Badaoui, F. Guillet, A. Belli, G. Millet, and J. Benoit Morin. Cyclostationary modeling of ground reaction force signals. *Signal Processing*, 90(4) :1146–1152, 2010.
- [8] M. W. Whittle. Generation and attenuation of transient impulsive forces beneath the foot : a review. *Gait & Posture*, 10(3) :264–275, dec 1999.
- [9] F. Zakaria, M. El Badaoui, M. Lamraoui, and M. Khalil. Fatigue study of ultra-runners : Presentation of a new approach for the separation of GRF signals components. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 75, 2016.
- [10] F. Zakaria, S. Maiz, M. El Badaoui, and M. Khalil. First- and second-order cyclostationary signal separation using morphological component analysis. *Digital Signal Processing : A Review Journal*, 58, 2016.