Introduction à la détection de ruptures Séminaire CEREGE

Charles Truong¹ (charles.doffy.net)

¹Centre Borelli Université Paris-Saclay ENS Paris-Saclay, CNRS

Lundi 12 octobre

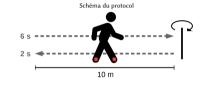


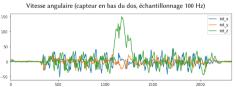


- La détection de ruptures est une tâche centrale pour manipuler des séries temporelles non-stationnaires.
- Exemple d'application : diagnostic automatique de patients neurologiques [Truong et al., 2019].

Des sujets sains et pathologiques suivent un protocole fixé :

- position debout,
- marche aller (10m),
- demi-tour,
- marche retour (10m),
- position debout.



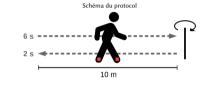


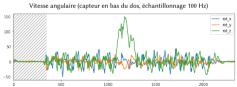
 Application en finance, contrôle qualité industriel, surveillance de la santé publique, etc. [Truong et al., 2020].

- La détection de ruptures est une tâche centrale pour manipuler des séries temporelles non-stationnaires.
- Exemple d'application : diagnostic automatique de patients neurologiques [Truong et al., 2019].

Des sujets sains et pathologiques suivent un protocole fixé :

- position debout,
- marche aller (10m),
- demi-tour,
- marche retour (10m),
- position debout.



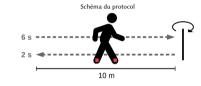


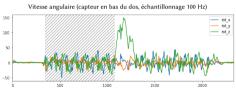
 Application en finance, contrôle qualité industriel, surveillance de la santé publique, etc. [Truong et al., 2020].

- La détection de ruptures est une tâche centrale pour manipuler des séries temporelles non-stationnaires.
- Exemple d'application : diagnostic automatique de patients neurologiques [Truong et al., 2019].

Des sujets sains et pathologiques suivent un protocole fixé :

- position debout,
- marche aller (10m),
- demi-tour,
- marche retour (10m),
- position debout.





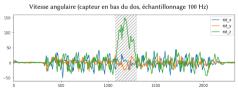
Application en finance, contrôle qualité industriel, surveillance de la santé publique, etc.
 [Truong et al., 2020].

- La détection de ruptures est une tâche centrale pour manipuler des séries temporelles non-stationnaires.
- Exemple d'application : diagnostic automatique de patients neurologiques [Truong et al., 2019].

Des sujets sains et pathologiques suivent un protocole fixé :

- position debout,
- marche aller (10m),
- demi-tour,
- marche retour (10m),
- position debout.



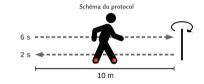


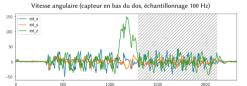
Application en finance, contrôle qualité industriel, surveillance de la santé publique, etc.
 [Truong et al., 2020].

- La détection de ruptures est une tâche centrale pour manipuler des séries temporelles non-stationnaires.
- Exemple d'application : diagnostic automatique de patients neurologiques [Truong et al., 2019].

Des sujets sains et pathologiques suivent un protocole fixé :

- position debout,
- marche aller (10m),
- demi-tour,
- marche retour (10m),
- position debout.





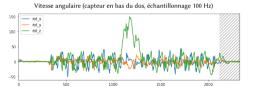
 Application en finance, contrôle qualité industriel, surveillance de la santé publique, etc. [Truong et al., 2020].

- La détection de ruptures est une tâche centrale pour manipuler des séries temporelles non-stationnaires.
- Exemple d'application : diagnostic automatique de patients neurologiques [Truong et al., 2019].

Des sujets sains et pathologiques suivent un protocole fixé :

- position debout,
- marche aller (10m),
- demi-tour,
- marche retour (10m),
- position debout.

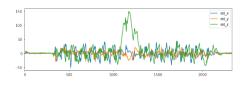


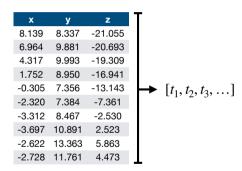


 Application en finance, contrôle qualité industriel, surveillance de la santé publique, etc. [Truong et al., 2020].

Qu'est-ce que la détection de rupture ?

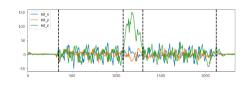
- La détection de ruptures consistes à trouver les limites temporelles entre deux périodes hétérogènes.
- ► Grossièrement : "signal multivarié → liste d'indices de ruptures"

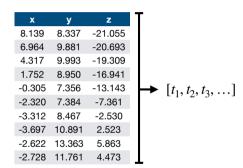




Qu'est-ce que la détection de rupture ?

- La détection de ruptures consistes à trouver les limites temporelles entre deux périodes hétérogènes.
- ► Grossièrement : "signal multivarié → liste d'indices de ruptures"





ruptures: détection en Python



Page Github (github.com/deepcharles/ruptures)



Review

Selective review of offline change point detection methods

```
Charles Truong <sup>3</sup>, Laurent Oudre A<sup>5</sup>89, Nicolas Vayatis <sup>3</sup>

Show more 

https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2019.107299 Get rights and content
```

Publication associée [Truong et al., 2020]



Documentation



Comment installer

Liens et information sur la page Github.

Table of contents

- 1. Introduction
- 2. Qu'est-ce que la détection de rupture ?

3. Principe général

4. Exemples

Changement de moyenne et variance (1-D

Changement de moyenne et variance (n-D)

Changement de distribution

Changement de pente

- 5. Extension au cas 2E
- 6. Conclusion

Principe général

Quelle segmentation choisir?



$$\mathcal{T} = \{t_1, t_2, t_3\}$$

$$V(\mathcal{T}) = c(y_{0..t_1}) + c(y_{t_1..t_2}) + c(y_{t_2..t_3}) + c(y_{t_3..\mathcal{T}})$$

Problème 1.

Nombre fixe K de ruptures :

$$\widehat{\mathcal{T}} := \underset{\mathcal{T}}{\operatorname{arg \, min}} \ V(\mathcal{T}) \quad \text{s.t.} \ |\mathcal{T}| = K.$$

La "meilleure segmentation", notée $\widehat{\mathcal{T}},$ minimise le critère $V(\mathcal{T})$:

$$V(\mathcal{T}):=\sum_{k=0}^K c(y_{t_k..t_{k+1}}).$$

Exemple de function (de coût) $c(\cdot)$:

$$c(y) = \sum_t (y_t - \bar{y})^2.$$

Problème 2.

Nombre inconnu de ruptures :

$$\widehat{\mathcal{T}} := \mathop{\mathsf{arg\,min}}_{\mathcal{T}} \ V(\mathcal{T}) \ + \ \mathop{\mathsf{pen}}(\mathcal{T})$$

où pen (\mathcal{T}) mesure la complexité de la segmentation $\mathcal{T}.$

Principe général

Les méthodes de segmentation sont la combinaison de trois éléments [Truong et al., 2020].

Fonction de coût

Méthoac de recherche

Constrainte

(type de rupture) (rapidite d'exécution)

(nombre de rupture)

Criterion
$$V(\mathcal{T})$$
 à minimiser : $V(\mathcal{T}) := \sum_{k=0}^{K} c(y_{t_k..t_{k+1}})$.

Problème 1.

Nombre *K* fixé de ruptures :

$$\widehat{\mathcal{T}} := \underset{\mathcal{T}}{\operatorname{arg \, min}} V(\mathcal{T}) \text{ s.t. } |\mathcal{T}| = K$$

Problème 2.

Nombre inconnu de rupture :

où pen (\mathcal{T}) mesure la complexité de la segmentation

Table of contents

- 1. Introduction
- 2. Qu'est-ce que la détection de rupture ?
- 3. Principe généra
- 4. Exemples

Changement de moyenne et variance (1-D)

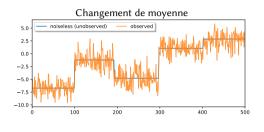
Changement de moyenne et variance (n-D)

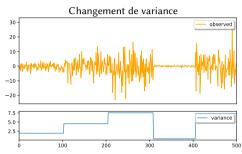
Changement de distribution

Changement de pente

- 5. Extension au cas 20
- Conclusion

Changement de moyenne et variance (1-D)





Fonction de coût :

$$c(y_{a..b}) = \sum_{t=a}^{b-1} (y_t - \bar{y}_{a..b})^2$$

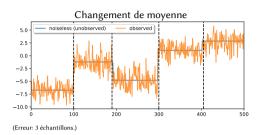
où $\bar{y}_{a...b}$ est la moyenne empirique du sous-segment $y_{a..b}$

Fonction de coût

$$c(y_{a..b}) = (b-a)\log(\hat{\sigma}_{a..b})$$

 $c(y_{a..b})=(b-a)\log(\hat{\sigma}_{a..b})$ où $\hat{\sigma}_{a..b}$ est l'écart-type empirique du sous-segment *Ya..b*.

Changement de moyenne et variance (1-D)



Changement de variance observed 20 -10 -10-20 -7.5 variance 5.0 2.5 100 200 300 400 500 (Erreur: 10 échantillons.)

Fonction de coût :

$$c(y_{a..b}) = \sum_{t=a}^{b-1} (y_t - \bar{y}_{a..b})^2$$

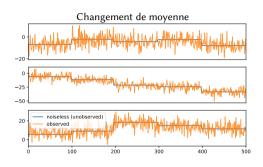
où $\overline{y}_{a..b}$ est la moyenne empirique du sous-segment $y_{a..b}$.

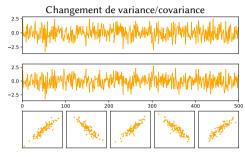
Fonction de coût :

$$c(y_{a..b}) = (b - a) \log(\hat{\sigma}_{a..b})$$

où $\hat{\sigma}_{a..b}$ est l'écart-type empirique du sous-segment $y_{a..b}.$

Changement de moyenne et variance (n-D)





Fonction de coût :

$$c(y_{a..b}) = \sum_{t=a}^{b-1} ||y_t - \bar{y}_{a..b}||^2$$

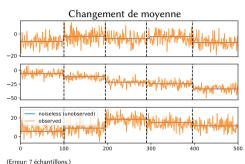
où $\overline{y}_{a..b}$ est la moyenne empirique du sous-segment $y_{a..b}$.

Fonction de coût :

$$c(y_{a...b}) = (b-a) \log \det \hat{\Sigma}_{a...b}$$

où $\hat{\sigma}_{a..b}$ est la matrice de covariance empirique du sous-segment $y_{a..b}$.

Changement de moyenne et variance (n-D)

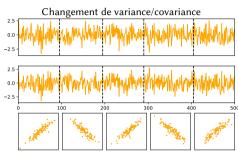


(Erreur: / echantillons.)

Fonction de coût :

$$c(y_{a..b}) = \sum_{t=a}^{b-1} ||y_t - \bar{y}_{a..b}||^2$$

où $\overline{y}_{a..b}$ est la moyenne empirique du sous-segment $y_{a..b}$.



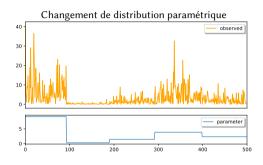
(Erreur: 3 échantillons.)

Fonction de coût :

$$c(y_{a...b}) = (b-a) \log \det \hat{\Sigma}_{a...b}$$

où $\hat{\sigma}_{a..b}$ est la matrice de covariance empirique du sous-segment $y_{a..b}$.

Changement de distribution



Fonction de coût :

$$c(y_{a..b}) = -\max_{\theta} \log f_{\theta}(y_{a..b})$$

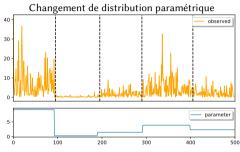
où f_{θ} est la densité de la distribution choisie, paramétrée par $\theta.$

Changement de distribution non-paramétrique

Quand la distribution sous-jacente n'est pas connue:

- [Matteson and James, 2014, A nonparametric approach for multiple change point analysis of multivariate data. Journal of the American Statistical Association, 109(505), 334–345.]
- [Arlot et al., 2019, A kernel multiple change-point algorithm via model selection. Journal of Machine Learning Research, 20(162), 1-56.]
- [Ross and Adams, 2012, Two nonparametric control charts for detecting arbitrary distribution changes. Journal of Quality Technology, 44(2), 102-117.]

Changement de distribution



(Distribution exponentielle, erreur: 6 échantillons.)

Fonction de coût :

$$c(y_{a..b}) = -\max_{\theta} \log f_{\theta}(y_{a..b})$$

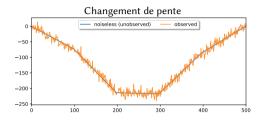
où f_{θ} est la densité de la distribution choisie, paramétrée par $\theta.$

Changement de distribution non-paramétrique

Quand la distribution sous-jacente n'est pas connue:

- [Matteson and James, 2014, A nonparametric approach for multiple change point analysis of multivariate data. Journal of the American Statistical Association, 109(505), 334–345.]
- [Arlot et al., 2019, A kernel multiple change-point algorithm via model selection. Journal of Machine Learning Research, 20(162), 1-56.]
- [Ross and Adams, 2012, Two nonparametric control charts for detecting arbitrary distribution changes. Journal of Quality Technology, 44(2), 102–117.]

Changement de pente

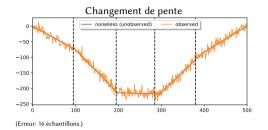


Code associé, en utilisant ruptures.

Fonction de coût :

$$c(y_{a..b}) = \min_{a,b} (y_t - at - b)^2.$$

Changement de pente

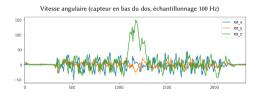


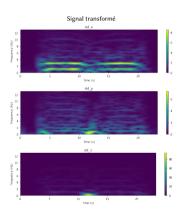
Code associé, en utilisant ruptures.

Fonction de coût :

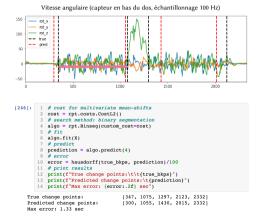
$$c(y_{a..b}) = \min_{a,b} (y_t - at - b)^2.$$

- Pour simplifier la détection, le signal est transformé (ici, transformée de Fourier court-terme)
- Puis, detection de rupture de moyenne.





- ▶ Pour simplifier la détection, le signal est transformé (ici, transformée de Fourier court-terme)
- Puis, detection de rupture de moyenne.



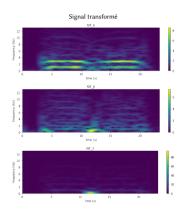


Table of contents

- 1. Introduction
- 2. Qu'est-ce que la détection de rupture ?
- 3. Principe général
- 4. Exemples

Changement de moyenne et variance (1-D

Changement de moyenne et variance (n-D)

Changement de distribution

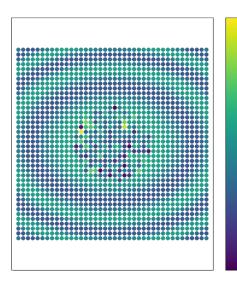
Changement de pente

- 5. Extension au cas 2D
- 6. Conclusion

Extension au cas 2D

Changement de régularité

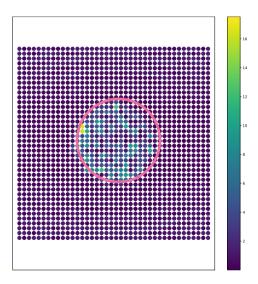
- On mesure la régularité locale.
- Le maillage n'a pas besoin d'être régulier.
- Bien d'autres descripteurs que la régularité sont disponibles.



Extension au cas 2D

Changement de régularité

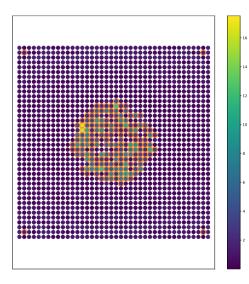
- On mesure la régularité locale.
- Le maillage n'a pas besoin d'être régulier.
- Bien d'autres descripteurs que la régularité sont disponibles.



Extension au cas 2D

Changement de régularité

- On mesure la régularité locale.
- Le maillage n'a pas besoin d'être régulier.
- Bien d'autres descripteurs que la régularité sont disponibles.



Conclusion

- Etape de traitement automatique utile pour gérer des signaux longs ou nombreux.
- L'information nécessaire doit être contenue dans le signal.
- De nouvelles méthodes sont fréquemment intégrées à ruptures.
- Ouvert aux collaborations!

References



Arlot, S., Celisse, A., and Harchaoui, Z. (2019).

A kernel multiple change-point algorithm via model selection.

Journal of Machine Learning Research, 20(162):1–56.



Matteson, D. S. and James, N. A. (2014).

A nonparametric approach for multiple change point analysis of multivariate data.

Journal of the American Statistical Association, 109(505):334–345.



Ross, G. J. and Adams, N. M. (2012).

Two nonparametric control charts for detecting arbitrary distribution changes.

Journal of Quality Technology, 44(2):102–117.



Truong, C., Barrois-Müller, R., Moreau, T., Provost, C., Vienne-Jumeau, A., Moreau, A., Vidal, P.-P., Vayatis, N., Buffat, S., Yelnik, A., Ricard, D., and Oudre, L. (2019).

A data set for the study of human locomotion with inertial measurements units. *Image Processing On Line*, 9.



Truong, C., Oudre, L., and Vayatis, N. (2020).

Selective review of offline change point detection methods.

Signal Processing, 167.