# Projet d'analyse de données de la marche Hôpital d'Instruction des Armées Percy

Théo Gnassounou, Kayané Robach, Enguérand Chary

- Introduction
- Signaux d'intérêt à l'étude
- Predictions
- 4 Couplage ECG et marche
- 6 Discussion and conclusion

#### Introduction

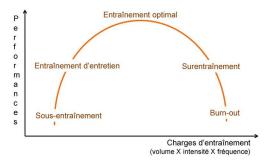


Figure: Illustration du syndrôme de surentraînement

- Existe-t-il un couplage du pas et du rythme cardiaque dans les données ?
- Qu'en est-il de ce couplage chez les patients en surentraînement ?

Dans la thèse de Justine Josnard on s'intéresse aux paramètres suivants : rythme, vigueur, stabilité, régularité, symétrie et synchronisation.

Résumé des données récoltées :

Introduction

ECG	Marche regard libre	Marche regard contraint	EFFECTIF TOTAL
<b>√</b>	✓	✓	74
	$\checkmark$	✓	78
$\checkmark$	$\checkmark$		85
$\checkmark$			88

On a 110 participants initiaux. Tous ont entre 19 et 57 ans (âge moyen: 32 ans), il y a 39 femmes, 27 fumeurs, aucun n'a eu un barotraumatisme sur les 3 derniers mois, ...

Ils n'ont pas participé à toutes les expériences :

- ECG.
- marche avec regard libre,
- marche avec regard contraint
- ⇒ Nous avons globalement peu de données pour coupler les ECG avec la marche.

D'après le questionnaire de dépistage du surentraînement de la SFMS (Société Française de Médecine du Sport) 45 des militaires sont en surentraînement et 65 ne le sont pas.

- Introduction
- 2 Signaux d'intérêt à l'étude
- Predictions
- 4 Couplage ECG et marche
- 6 Discussion and conclusion

### Données de la marche

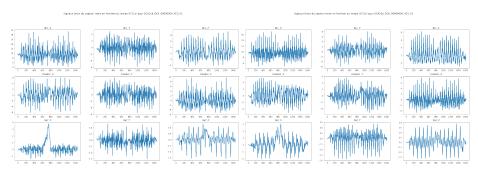


Figure: Données brutes du capteur tronc pendant la marche ; pour un individu sain à gauche et surentraîné à droite

### Données de la marche

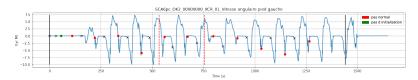


Figure: Segmentation des pas (pied gauche) pour un individu sain

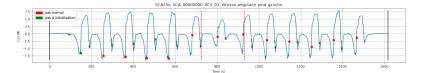


Figure: Segmentation des pas (pied gauche) pour un individu surentraîné

### Données des ECG

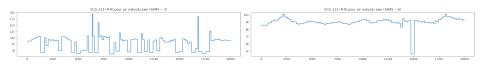


Figure: ECG 113 (R-R) pour 2 individus sains

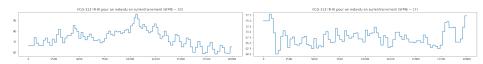


Figure: ECG 113 (R-R) pour 2 individus surentraînés

### Caractérisation de la marche

- moyenne et écart type des signaux des capteurs débruités (tête, pieds, tronc)
- temps de pas (moyenne, écart type) pour les 2 pieds
- différence des temps de pas moyens entre les pieds
- différence entre toutes ces données pour les expériences regard contraint, regard libre

Quand cela est possible, ces données sont récoltées à la fois pour le regard libre et le regard contraint.

### Caractérisation des ECG

- moyenne et écart type du signal ECG 113 (R-R),
- minimum et maximum du signal,
- moyenne et minimum de la fonction d'autocorrélation (pour le nombre de lags par défaut),
- le nombre de pics identifiés dans le domaine des fréquences

### Nous utilisons différents modèles pour la prédiction :

# Les données de la marche sont étudiées avec :

- Linear Discriminant Analysis (LDA) :
- Classifie les données (individu sain, individu surentraîné) à partir des probabilités d'appartenance à chaque classe sachant les descripteurs. Le modèle ajuste une densité gaussienne aux classes (en supposant que toutes les classes partagent la même matrice de covariance) pour faire les prédictions.

#### Nearest Centroids

 Classifie les données (individu sain, individu surentraîné) à partir des centroids de chacune des classes. La distance au centre que nous utilisons et la DTW (Dynamic Time Warping).

Nous utilisons différents modèles pour la prédiction :

Les données de la marche sont étudiées avec :

- Linear Discriminant Analysis (LDA) :
- Classifie les données (individu sain, individu surentraîné) à partir des probabilités d'appartenance à chaque classe sachant les descripteurs. Le modèle ajuste une densité gaussienne aux classes (en supposant que toutes les classes partagent la même matrice de covariance) pour faire les prédictions.
- Nearest Centroids
- Classifie les données (individu sain, individu surentraîné) à partir des centroids de chacune des classes. La distance au centre que nous utilisons et la DTW (Dynamic Time Warping).

Nous utilisons différents modèles pour la prédiction :

Les données de la marche sont étudiées avec :

- Linear Discriminant Analysis (LDA) :
- Classifie les données (individu sain, individu surentraîné) à partir des probabilités d'appartenance à chaque classe sachant les descripteurs. Le modèle ajuste une densité gaussienne aux classes (en supposant que toutes les classes partagent la même matrice de covariance) pour faire les prédictions.
- Nearest Centroids
- Classifie les données (individu sain, individu surentraîné) à partir des centroids de chacune des classes. La distance au centre que nous utilisons et la DTW (Dynamic Time Warping).

### Nous utilisons différents modèles pour la prédiction :

#### Les données ECG sont étudiées avec :

- Linear Discriminant Analysis (LDA) :
- Classifie les données (individu sain, individu surentraîné) à partir des probabilités d'appartenance à chaque classe sachant les descripteurs. Le modèle ajuste une densité gaussienne aux classes (en supposant que toutes les classes partagent la même matrice de covariance) pour faire les prédictions.
- Decision Tree :
- Arbre de classification.

Nous utilisons différents modèles pour la prédiction :

#### Les données ECG sont étudiées avec :

- Linear Discriminant Analysis (LDA) :
- Classifie les données (individu sain, individu surentraîné) à partir des probabilités d'appartenance à chaque classe sachant les descripteurs. Le modèle ajuste une densité gaussienne aux classes (en supposant que toutes les classes partagent la même matrice de covariance) pour faire les prédictions.
- Decision Tree :
- Arbre de classification

Nous utilisons différents modèles pour la prédiction :

#### Les données ECG sont étudiées avec :

- Linear Discriminant Analysis (LDA) :
- Classifie les données (individu sain, individu surentraîné) à partir des probabilités d'appartenance à chaque classe sachant les descripteurs. Le modèle ajuste une densité gaussienne aux classes (en supposant que toutes les classes partagent la même matrice de covariance) pour faire les prédictions.
- Decision Tree :
- Arbre de classification.

 $\frac{ \mbox{True positive} + \mbox{True negative}}{\mbox{True positive} + \mbox{False positive} + \mbox{True negative} + \mbox{False negative}}$ 

⇒ Proportion de bonnes prédictions

$$Precision = \frac{True\ positive}{True\ positive + False\ positive}$$

$$Recall = \frac{True \ positive}{True \ positive + False \ negative}$$

F1-Score = 
$$\frac{2}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall}}$$

⇒ Moyenne harmonique entre le Recall et la Precision

## Prédiction sur les données de pas

Accuracy moyenne vs. F1 score pour les algorithmes de LDA et NCA dans l'objectif de prédiction du surrentrainement

Données recuperées sur 100 runs à partir des individus ayant participés aux examens de la marche XCR et XCS. Prédictions réalisées sur un total de 75 individus, les variables utilisées proviennet de: les données des capteurs du tronc

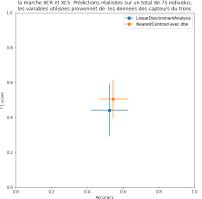


Figure: Accuracy et F1 score pour la prédiction du surentraînement (intervalle de confiance pour 100 runs avec 33% des données passées en test)

### Prédiction sur les données ECG

Accuracy moyenne vs. F1 score pour les algorithmes de LDA et DT dans l'objectif de prédiction du surrentrainement

Données recuperées sur 100 runs à partir des individus ayant participés à l'examen de la marche XCS et XCR et à l'ECG. Prédictions réalisées sur un total de 74 individus,

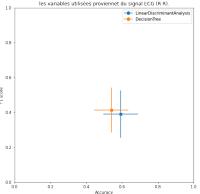
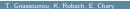


Figure: Accuracy et F1 score pour la prédiction du surentraînement (intervalle de confiance pour 100 runs avec 33% des données passées en test)

### Lien marche - ECG

Pour comparer l'algorithme de predictions IoU = Intersection over union



### Lien marche - ECG

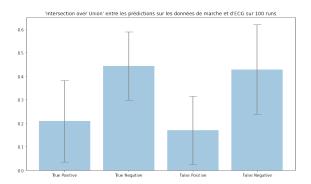


Figure: IoU des différentes mesures de la matrice de confusion pour l'algorithme LDA entraîné d'une part sur les données de marche et d'autre part sur les données ECG

- Introduction
- Signaux d'intérêt à l'étude
- Predictions
- 4 Couplage ECG et marche
- 6 Discussion and conclusion

### Conclusion Discussion

- Résultats mitigés pour la detection de surentraînement: Manque de donnée ?
  Meilleurs caractéristiques ?
- Caractéristiques des pas non suffisantes.
- Couplage ECG/marche mauvais: trouver un autre moyen de comparer les données.

## Bibliographie

- Etude de la prévalence et des facteurs de risque du syndrome de surentraînement,
  [Josnard, 2017]
- Mettre en place un outil de dépistage du syndrome de surentraînement par l'analyse de la variabilité cardiaque et de la marche au sein de la base aérienne d'Evreux, [Doignies, 2020]
- Faster and More Accurate Classification of Time Series by Exploiting a Novel Dynamic Time Warping Averaging Algorithm, [Petitjean et al., 2015]
- Tabagisme des militaires et anciens militaires, [Arvers et al., 2019]

Merci!