# Projet MCS:

# Détection d'activités humaines via capteur smartphone

M1 informatique - tronc commun



# Objectif

Prédire l'activité humaine en utilisant les capteurs d'accéléromètre du smartphone.

(1-Descendre, 2-Courir, 3-Assis, 4-Debout, 5-Monter ou 6-Marcher)

#### Données

Il est fourni pour chaque enregistrement de l'ensemble de données suivant :

- L'accélération triaxiale de l'accéléromètre (accélération totale)
- Son étiquette d'activité.
- Un identifiant du sujet qui a réalisé l'expérience.

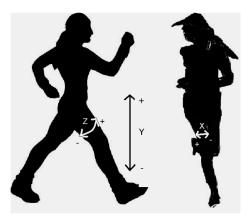
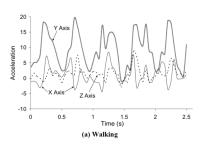
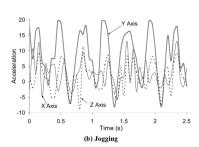
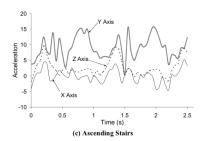


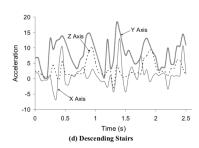
Figure 1: Axes of Motion Relative to User

## Données









#### Organisation:

Ce projet en 5 séances (3 séances de TP encadrées et 2 non encadrées) se décomposent en 4 parties :

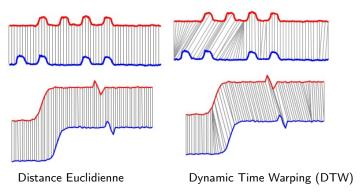
- Partie I : DTW et application du TD
- Partie II : Système de reconnaissance d'activité physique avec la DTW
- Partie III: Comparaison de la programmation dynamique avec une méthode de classification après prétraitement des données par ACP
- Partie IV : Votre étude

### Projet:

- Language : Notebook Python
  - Mise à disposition d'un tutoriel python sous moodle
  - Possibilité de partager le notebook via Google Colab
- Travail à réaliser en binôme
- Livrables du projet : un notebook par binôme et un rapport au format pdf de 10 pages max.
- Deadline : le 20 novembre !



# Partie I :DTW et application du TD



- ⇒ Utilisation de la DTW, algorithme de déformation temporelle dynamique pour synchroniser et aligner des séries temporelles entre elles
- $\Rightarrow$  Implémenter l'algorithme de DTW du TD 2 et tester vos programmes sur les exercices vus en TD.

# Partie II: Système de reconnaissance d'activité physique avec la DTW

① Utilisation de la DTW pour la classification supervisée Soit un dictionnaire  $\{R_1, R_2, ..., R_N\}$  constitué des exemples de séquences qui sont connues à l'avance (base d'apprentissage). L'algorithme va consister à rechercher la référence  $R_m$  la plus proche d'une séquence dans la base de test M à identifier à l'aide d'une distance D:

$$m = \arg_{1 \leq i \leq N} \min (Score(M, R_i))$$

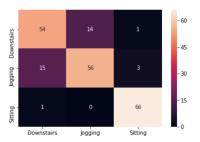
② Evaluation de la DTW par matrice de confusion et pourcentage d'éléments bien classés:

fonctions respectives <code>confusion\_matrix</code> et <code>accuracy\_score</code> de la librairie python <code>scikit-learn</code>

#### Partie II : évaluation des résultats

Matrice de confusion : consiste à compter le nombre de fois où des observations de la classe A ont été rangées dans la classe B.

- Chaque ligne de la matrice de confusion représente la classe réelle tandis que chaque colonne représente une classe prédite.
- Les éléments diagonaux représenteront le nombre d'éléments bien classés.
  Classification parfaite = matrice de confusion diagonale
- Les éléments hors diagonaux représenteront les erreurs de classification.

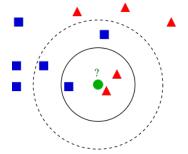


Exemple : si on souhaite connaître le nombre de fois où le classifieur a pris des activités Jogging pour l'activité Sitting, on regardera l'élément hors diagonal (2,3) dans la matrice de confusion.

# Partie III: Comparaison de la programmation dynamique avec une méthode de classification après prétraitement des données par ACP

Utilisation de la librairie *scikit learn* de Python (mais vous pouvez aussi les coder vous même !)

- réduction de dimension par ACP : fonction PCA
- méthode de classification classique k plus proches voisins (k-ppv) : fonction KNeighborsClassifier



Exemple de classification par k-ppv. L'échantillon de test (cercle vert) doit être classé soit dans la première classe des carrés bleus, soit dans la deuxième classe des triangles rouges. Si k=3 (cercle plein), il est assigné à la deuxième classe parce qu'il y a 2 triangles et seulement 1 carré à l'intérieur du cercle intérieur.

#### Partie IV: Votre étude

#### Réalisez votre propre étude, par exemple, en :

- en augmentant les bases de test et/ou d'apprentissage et/ou la durée des segments
- en proposant des variantes : changement de norme pour la DTW, pondération différente pour les wi, contrainte locale, considérer davantage de vecteurs propres pour l'ACP (utiliser le contraste)...
- en rajoutant davantage de classes (jusqu'à 3 supplémentaires : 4-Debout,
  5-Monter ou 6-Marcher )

Le tout en testant les deux approches (parties II et III) et en interprétant les résultats via les mesures d'évaluation (matrice de confusion et pourcentage de données bien classées) et synthétiser votre étude dans un rapport (10 pages en pdf).