



ÉCOLE CENTRALE NANTES

Option DATASIM

Projet : **Détection automatique de figures de skateboard**

Rendu intermédiaire du 04/02/2022.



Élèves :

Julien Douxami ;

Pierre Libault

1.	Description du projet.....	3
1.1.	Contexte général du projet	3
1.2.	Objectifs du projet.....	4
1.3.	Description de la démarche suivie	4
2.	Travaux réalisés	5
2.1.	Détection d'événements.	5
2.2.	Pré-traitement des données	6
3.	Travaux à venir	10
4.	Bibliographie.....	11

1. Description du projet

1.1. Contexte général du projet

Le Skateboard est une discipline sportive très en vogue ces dernières années, avec près de 20 millions de pratiquants dans le monde¹. Cette pratique recouvre différentes disciplines sportives qui sont apparues aux JO de Tokyo en 2021, qui ont toutes en commun la réalisation de figures acrobatiques, notées par un jury. L'officialisation de ce sport dans des compétitions de renom comme les Jeux Olympiques entraîne une recherche de performance, qui peut être assistée par l'exploitation de données sportives spécifiques au skateboard.

C'est dans ce contexte général que nous souhaitons **développer un ensemble d'algorithmes de traitement de signal permettant de détecter et de caractériser les différentes figures réalisées par des pratiquants**, afin qu'ils puissent s'améliorer en visualisant leurs entraînements. Ces algorithmes se basent sur l'exploitation de données issues d'une centrale inertielle (Capteur Movuino) présenté ci-dessous :



A gauche le Movuino placé dans le boîtier et à droite le boîtier fixé sur le skate

Ce capteur récolte les données d'accélération et de gyroscope, ce qui peut être suffisant pour détecter de multiples figures. Cependant, il est important de noter que certaines figures ne peuvent être identifiées uniquement à partir de données issues du skateboard puisque que les mouvements du pratiquant (un tour sur soi-même par exemple) peuvent modifier la figure. Dans le cadre de ce projet, nous nous intéressons principalement à certaines figures identifiables avec les données issues du skate uniquement.

Ce capteur a déjà été utilisé par Pierre lors de sa césure, ce qui facilite son utilisation et l'extraction des données. Cependant, certaines problématiques associées à l'extraction des données vont faire leur apparition au fur et à mesure des travaux réalisés.

¹ <https://www.etudier.com/dissertations/March%C3%A9-Du-Skate/279975.html#:~:text=Les%20ventes%20fran%C3%A7aises%20sont%20environ,%C3%A0%20leur%20client%C3%A8le%20des%20skateboards.>

1.2. Objectifs du projet

Comme mentionné précédemment, l'objectif général est de mettre en place un pipeline d'algorithmes qui permettent de détecter et de classer les différentes figures réalisées par un pratiquant de Skateboard.

Cet objectif général est découpé en plusieurs sous-objectifs intermédiaires :

- Détecter le nombre de figures réalisées sur une plage d'enregistrement ;
- Collecter suffisamment de données labellisées ;
- Mettre en place un protocole d'évaluation de la qualité des algorithmes ;
- Classer les différentes figures dans certaines classes ;
- Déterminer des données pertinentes d'évaluation de la qualité d'une figure :
 - Hauteur ;
 - Vitesse initiale vs vitesse finale ;
 - Etc...

Les objectifs mentionnés ci-dessus sont les objectifs initiaux de ce projet, qui sont naturellement amenés à évoluer en fonction de la difficulté de certaines tâches et de l'apparition de nouvelles difficultés techniques à résoudre

1.3. Description de la démarche suivie

Afin de mener à bien ce projet, nous avons dans un premier temps réalisé un état de l'art, dont les articles sont fournis en page 11 de document, sur les différentes approches qui permettent de détecter et de classer des mouvements. De plus en plus, les données deviennent un réel enjeu qui permettent d'améliorer des performances sportives, ce qui explique la quantité d'articles scientifiques traitant de ce sujet. Ainsi, nous n'avons pas eu de difficultés à répertorier une dizaine d'articles traitant de la reconnaissance de mouvement, et plus particulièrement de classification de figures (soit dans le Skateboard directement ou dans d'autres activités sportives similaires comme le Snow, surf...).

L'analyse de cet état de l'art et les discussions avec M. Le Carpentier (encadrant de ce projet) nous a poussé à adopter une démarche segmentée, avec deux tâches principales à réaliser. Dans un premier temps, nous nous sommes concentrés sur la détection et le pré-traitement de données d'événements dans un signal d'acquisition. Cela nous permet ainsi d'isoler des événements, ce qui facilite ainsi la labellisation des données et l'entraînement de l'algorithme de classification. Une fois cette première étape passée, nous souhaitons mettre en place un algorithme de classification puis de déterminer une méthode permettant d'évaluer la performance de cet algorithme.

2. Travaux réalisés

L'ensemble des développements est réalisé sur Python. Nous appelons événement une particularité dans le signal, qui peut être soit une figure (ce que l'on cherche à identifier), ou un mouvement parasite (virage, récupération de planche...).

2.1. Détection d'événements.

L'utilisation du capteur étant maîtrisée en amont du démarrage de ce projet, nous avons pu directement nous concentrer sur l'exploitation des données. Avant de pouvoir classer les différentes figures, la première étape est de pouvoir détecter les événements (qui correspondent aux figures) dans un signal d'entrée. Le graphe ci-dessous présente un signal de 65 secondes, et qui comporte 5 figures (dont 2 ratées).

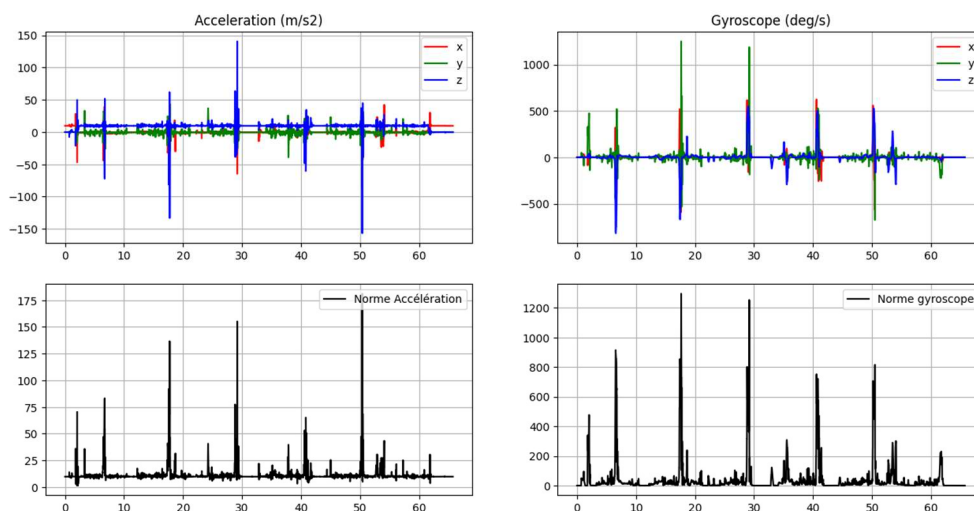


Figure 1 : Accélération et gyroscope d'un signal.

Comme nous pouvons le voir, des événements sont détectables à l'œil nu en analysant la présence de pics en norme d'accélération et de gyroscope. En effet, le skateur apporte de l'énergie au skateboard pour effectuer ses mouvements ce qui se traduit par la présence de pics en accélération et en gyroscope. Cependant, certains mouvements, jugés parasites, comme des virages peuvent avoir un fort impact sur ces données de gyroscope. Etant donné que nous ne souhaitons récupérer que les figures, notre approche algorithmique exploite en simultanée les données d'accélération et de gyroscope afin de supprimer ces données parasites.

Pour détecter et isoler une figure, nous réalisons donc un fenêtrage des signaux de norme afin de calculer la moyenne fenêtrée de chaque norme. Pour s'assurer de ne louper aucun événement, nous avons choisi un over-lap de la taille d'une demi-fenêtre. Sur ces deux signaux fenêtrés, nous appliquons la fonction *find_peaks* du module Scipy de python. Nous ajustons sur les paramètres *prominence* et *distance* afin d'optimiser les performances :

- Prominence : évaluation de l'importance du pic dans le signal
- Distance : Distance horizontale minimum entre les pics

Nous parcourons ainsi l'ensemble du signal et lorsqu'il y a un pic à la fois en accélération et en angle sur la même fenêtre, nous définissons cet événement comme étant une figure à isoler. Une fois cette figure isolée, un pré-traitement est nécessaire pour uniformiser l'analyse de la figure et ainsi améliorer la performance de l'algorithme de classification de figures.

Résultats de la détection d'événements :

Sur la figure 2 ci-dessous, nous représentons la séquence présentée dans la figure 1 avec les différents événements détectés par la méthode de fenêtrage. Nous remarquons que nous avons détecté 6 figures au lieu de 5, en effet le dernier événement détecté correspond à un virage. Nous le savons puisque nous avons enregistré le signal et nous connaissons ainsi le nombre de figures.

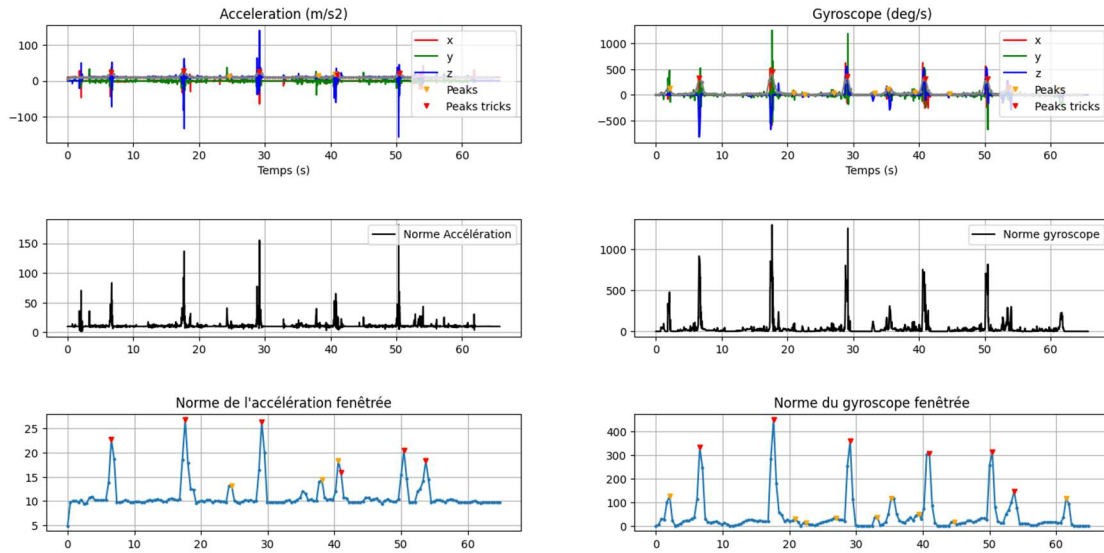


Figure 2 : Signal enregistré et détection de figures (en rouge sont les événements répertoriés comme des figures et en jaune des pics qui ne correspondent à un pic parasite).

Cet exemple montre bien que notre algorithme est pertinent puisque nous sommes en mesure de détecter les pics mais sa performance laisse encore à désirer. Afin d'avoir des résultats plus fiables et sur davantage de données, nous devons mettre en place un protocole qui permet d'évaluer la performance de notre algorithme en fonction des paramètres Prominence et Distance.

2.2. Pré-traitement des données

Le pré traitement des données est une étape indispensable en machine learning car elle permet d'uniformiser et de mettre les données à la même « échelle », améliorant ainsi l'analyse de ces données. Pour les figures de skate, nous utilisons principalement 2 méthodes :

- Centrage des figures avec le temps moyen de la norme du gyroscope ;
- Normalisation des données d'accélération et gyroscopiques par l'énergie de leur norme respective ;

Centrage des figures en exploitant le temps -moyen :

Nous centrons les figures détectées de la même manière en calculant le temps moyen d'une figure par rapport à son énergie gyroscopique :

$$tempsMoyen = \frac{\sum_{k=1}^n t_i \cdot y_i^2}{\sum_{k=1}^n y_i^2}$$

Après avoir calculé le temps moyen de la figure, nous considérons que la durée de la figure est de 1.2 secondes, et que le temps moyen est au centre de cette figure. Ci-dessous un exemple de figure (encadrée en rouge dans le signal) extraite et centrée avec cette méthode.

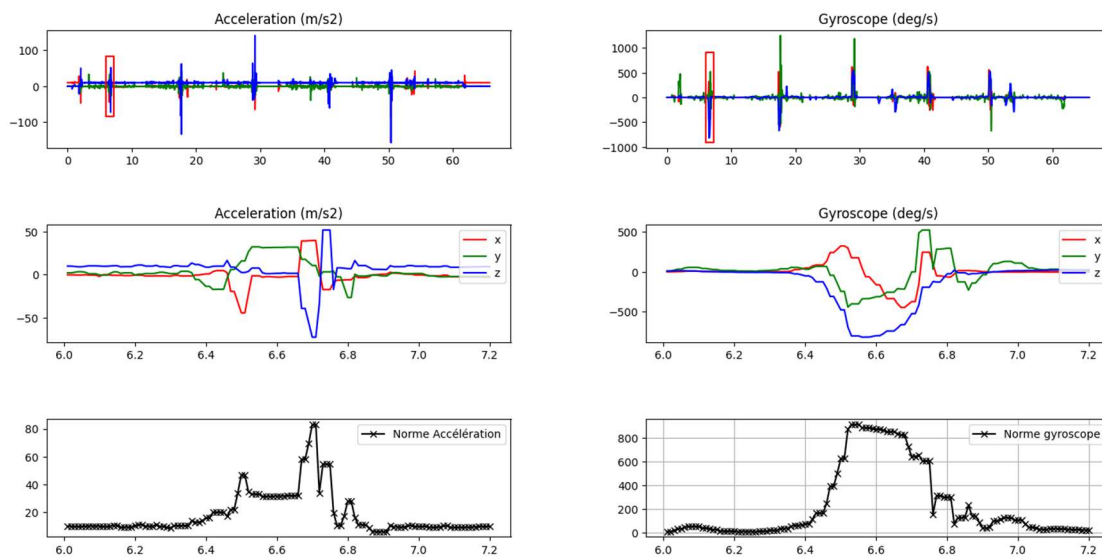


Figure 3 : Exemple de centrage d'une figure de Skate.

Normalisation des données d'accélération et gyroscopiques :

Cette normalisation permet d'avoir des amplitudes de même ordre de grandeurs peu importe l'énergie globale de la figure. Cette étape est importante puisque l'énergie d'une même figure diffère fortement selon le skater.

Problématique liée au capteur

En analysant nos résultats de temps moyen, nous nous sommes rendu compte que le centrage n'était pas parfaitement réalisé. Visuellement, il semblait que certaines données du signal étaient manquantes, ce qui faussait le calcul. Afin d'identifier la source de ce problème, nous traçons ci-dessous le temps entre chaque prise de points :

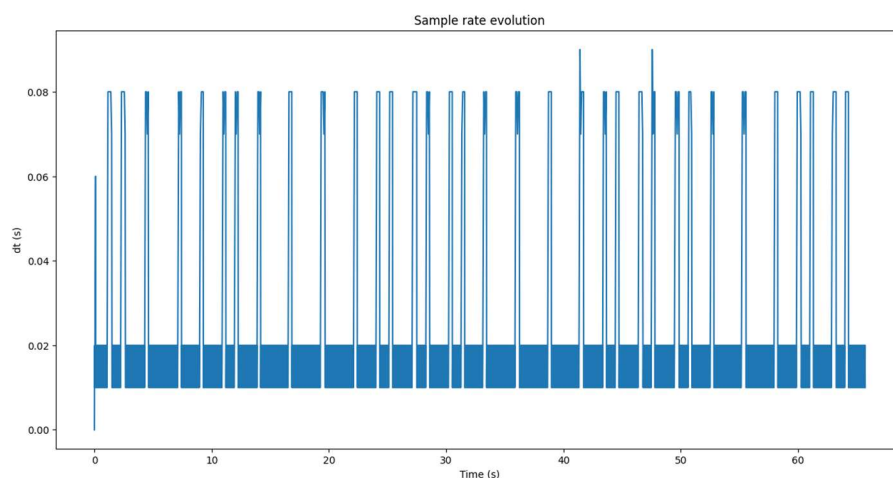


Figure 4 : Temps entre deux points

La figure 4 ci-dessus montre bien que la durée entre deux points est pratiquement constante (et vaut $T_e=0,02s$), sauf à quelques instants, où la durée devient un multiple de T_e . Cela indique que le problème provient simplement d'un défaut du capteur, et non d'une fluctuation de la période d'échantillonnage, ce qui facilite ainsi la reconstruction du signal. Les graphes ci-dessous correspondent à la superposition de trois mêmes figures de skateboard et nous observons bien les conséquences de ce défaut du capteur :

- Elles n'ont pas toutes le même nombre de points ;
- Les espaces entre les points ne sont pas contrôlés ;
- Les temps moyens ne centrent pas de la même manière toutes les figures ;

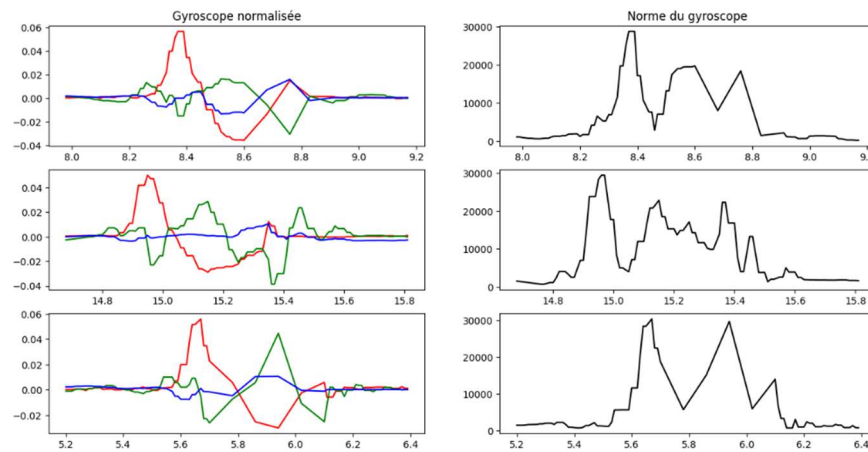


Figure 5 : Superposition de trois figures de Skate.

Afin de palier à ce problème, nous avons prévu d'effectuer une interpolation linéaire pour que chaque figure ait le même nombre de points, ce qui permet également d'adopter une approche naïve pour la classification des figures : la cross-correlation avec une figure de référence.

2.3. Début d'algorithme de classification

Nous disposons de 25 données labellisées, réparties en 6 groupes de figures qui sont indiquées dans le tableau ci-dessous :

Figures	Caractéristiques du signal
360 Flip	Rotation principale selon Z et Y ; Changement de signe et ondulation de l'angle
Front Side Shovit	Rotation principale dans le sens des Z positifs
Pop Shovit	Rotation principale dans le sens des Z négatifs
Heelflip	Rotation principale dans le sens des Y positifs
Kickflip	Rotation principale dans le sens des Y négatifs
Ollie	Saut avec rotation selon X

Chaque figure comporte des caractéristiques en rotation très précises, ce qui nous permet de les identifier à l'œil nu. Puisque les données d'apprentissage sont à l'heure actuelle limitées (seulement 25 données de figures), nous ne pouvons envisager de développer un classifieur trop complexe.

Ainsi, une première approche naïve consiste à définir une figure de référence pour chaque type de figure puis de réaliser une cross-correlation de la figure étudiée avec la figure de référence. La figure étudiée sera alors associée à la cross-correlation la plus élevée. Au vu des problématiques associées au pré-traitement des données (notamment lié au temps-moyen et au dysfonctionnement du capteur), nous n'avons pas pu évaluer la qualité de cette approche.

3. Travaux à venir

Au vu des premiers développements, nous listons ci-dessous les éléments que nous souhaiterons réaliser dans les prochains mois dans le cadre de ce projet :

- Optimisation des paramètres Prominence et Distance et mise en place d'un protocole d'évaluation de la performance de notre algorithme de détection de figures ;
- Réalisation de l'interpolation des données ;
- Mise en place de l'algorithme de classification basé sur la cross-correlation et évaluer sa performance ;
- Développements d'algorithmes permettant d'obtenir différentes données sur le Skate (hauteur, vitesse...).

Chacune de ses tâches peut mener à différents développements, en fonction des performances atteintes. En effet, si l'algorithme de cross-correlation ne fonctionne pas, une nouvelle approche sera alors nécessaire et prendra du temps de développement.

4. Bibliographie

Bibliographie

- [1] Benjamin & Kautz, Thomas & Schuldhass, Dominik & Eskofier, Bjoern. (2015). IMU-based Trick Classification in Skateboarding.
- [2] Emily E Cust, Alice J Sweeting, Kevin Ball & Sam Robertson (2019) Machine and deep learning for sport-specific movement recognition: a systematic review of model development and performance, *Journal of Sports Sciences*, 37:5, 568-600, DOI: 10.1080/02640414.2018.1521769
- [3] Cust EE, Sweeting AJ, Ball K, Robertson S. Machine and deep learning for sport-specific movement recognition: a systematic review of model development and performance. *J Sports Sci*. 2019 Mar;37(5):568-600. doi: 10.1080/02640414.2018.1521769. Epub 2018 Oct 11. PMID: 30307362.
- [4] T. Holleczech, J. Schoch, B. Arnrich and G. Tröster, "Recognizing turns and other snowboarding activities with a gyroscope," *International Symposium on Wearable Computers (ISWC) 2010*, 2010, pp. 1-8, doi: 10.1109/ISWC.2010.5665871.
- [5] Anlauff, Jan & Weitnauer, Erik & Lenhardt, Alexander & Schirmer, Stefanie & Zehe, Sebastian & Tonekaboni, Keywan. (2010). A method for outdoor skateboarding video games. 40-44. 10.1145/1971630.1971642.
- [6] Harding, Jason & Mackintosh, Colin & Hahn, Allan & James, Daniel & Estivalet, Margaret. (2009). Classification of Aerial Acrobatics in Elite Half-Pipe Snowboarding Using Body Mounted Inertial Sensors (P237). 10.1007/978-2-287-09413-2_55.
- [7] Abdullah MA, Ibrahim MAR, Shapiee MNA, et al. The classification of skateboarding tricks *via* transfer learning pipelines. *PeerJ Comput Sci*. 2021;7:e680. Published 2021 Aug 18. doi:10.7717/peerj-cs.680
- [8] Corrêa, Nicholas & Lima, Julio & Russomano, Thais & dos Santos, Marlise. (2017). Development of a skateboarding trick classifier using accelerometry and machine learning. 33. 362-369. 10.1590/2446-4740.04717.