

Interaction Humain-Robot: Devoir 1

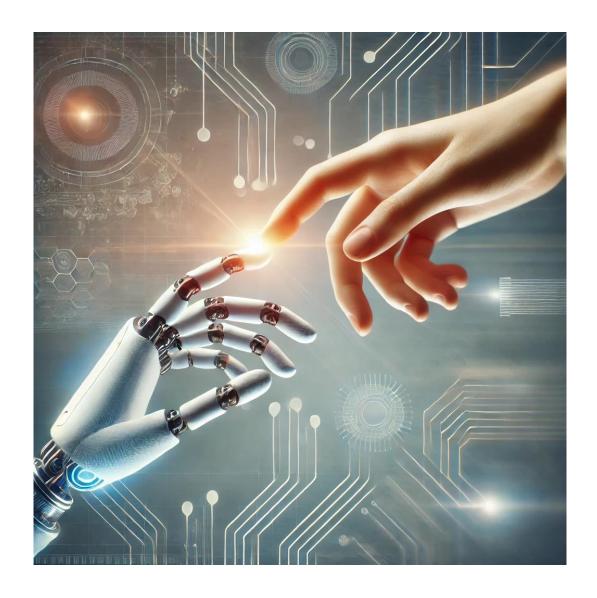


Table des matières

Table des ill	lustrations	5
Introduction		6
Énoncé 1 :	Analyse statistique temporelle sur une fenêtre glissante	7
Question	1.1	7
1.1.1	Figure annotée	7
1.1.2	Analyse de la bande passante	7
Question	1.2	9
1.2.1	Suppression de la composante à 0 Hz	9
1.2.2	Suppression de la composante humaine	10
1.2.3	Suppression du bruit généré par le capteur	11
1.2.4	Impacte de l'ordre du filtre	11
1.2.5	Choix des filtres optimaux	13
Question	1.3	14
1.3.1	Les variables statistiques	14
1.3.2	Choix des variables statistiques	15
Question	1.4	16
1.4.1	Définition des frontières	16
1.4.2	Méthode d'identification	16
1.4.3	Catégorisation de la segmentation	17
1.4.4	Analyse de l'erreur de reconnaissance	17
Énoncé 2 :	Analyse fréquentielle sur une fenêtre glissante	19
Question	2.1	19
Question	2.2	20
Question	2.3	20
Question	2.4	21
2.4.1	Calcul de l'énergie pour chaque segment	21
2.4.2	Identification	
Énoncé 3 :	Observation des vibrations	
	3.1	
	3.2	
	e	
Anneve		20

Lien vers le Dépôt GitHub	27
Bibliothèques Utilisées	27

Table des illustrations

Figure 1 – Annotation du signal	7
Figure 2 - Représentation de l'occupation spectrale du mouvement humain seul	. 8
Figure 3 - Représentation de l'occupation spectrale des vibrations	8
Figure 4 - Représentation de l'occupation spectrale du mouvement humain av	/ec
vibration	8
Figure 5 - Représentation d'un filtre passe-haut coupant 0Hz	9
Figure 6 - Représentation de l'application d'un filtre passe-haut coupant 0Hz	10
Figure 7 - Représentation d'un filtre coupe-bande autour de la composante huma	ine
	10
Figure 8 - Représentation de l'application d'un filtre coupe-bande autour de	
composante humaine	10
Figure 9 - Représentation d'un filtre passe-bas centré sur le signal utile	11
Figure 10 - Représentation d'un filtre passe-bas centré sur le signal utile	11
Figure 11 - Analyse d'un filtre passe-bande d'ordre 1	12
Figure 12 - Analyse d'un filtre passe-bande d'ordre 2	12
Figure 13 - Analyse d'un filtre passe-bande d'ordre 10	13
Figure 14 – Signal filtré avec seulement la composante humaine	13
Figure 15 - Signal filtré avec seulement la composante vibratoire	14
Figure 16 - Répartition des segments selon les trois variables statistiques	16
Figure 17 - Catégorisation des segments du signal en temporel	17
Figure 18 - STFT du signal	19
Figure 19 – STFT du signal filtré pour isoler la composante humaine	20
Figure 20 - STFT du signal filtré pour isolé la composante vibratoire	20
Figure 21 - Évolution de l'énergie au cours du temps pour les deux signaux filtrés	21
Figure 22 - Catégorisation des segments du signal en temporel	22
Figure 23 - Schéma de commande remplaçant la figure 2 de l'énoncé	23
Tableau 1 - Variable statistiques du signal humain	
Tableau 2 - Variables statistiques du signal vibratoire	
Tableau 3 – Valeurs de seuils de l'analyse temporelle	17
Tableau 4 - Table de confusion analyse temporelle	17

Introduction

Les vibrations dans un mécanisme robotique, lorsqu'il est manipulé par un opérateur humain, peuvent affecter significativement la qualité et la précision de la tâche réalisée. Nous étudions l'impact perceptuel de ces vibrations lorsqu'un opérateur applique une force à l'aide d'une poignée sur un capteur de force fixé à un robot à un degré de liberté. Le défi majeur réside dans le fait que lorsque l'humain augmente la rigidité de son bras, cela engendre des vibrations indésirables dans le système, compromettant la performance et le confort de l'opérateur.

Le traitement du signal est central dans l'analyse et la résolution de cette problématique. À travers l'utilisation d'outils, nous allons développer un observateur de vibrations capable de détecter et de segmenter les portions du signal problématiques. Cela nous permettra d'ajuster un contrôleur proportionnel en fonction de l'indice de vibration observé, afin de minimiser ces vibrations tout en tenant compte des sensations ressenties par l'opérateur.

Les objectifs de ce laboratoire sont les suivants : analyser les vibrations générées dans le système, développer un modèle de traitement du signal dans les domaines temporel et fréquentiel, et concevoir un observateur de vibrations capable de segmenter les événements indésirables. L'approche permettra non seulement de comprendre la dynamique des vibrations mais aussi d'envisager des solutions efficaces pour les atténuer dans un contexte d'interaction humain-robot.

Énoncé 1 : Analyse statistique temporelle sur une fenêtre glissante

Question 1.1

1.1.1 Figure annotée

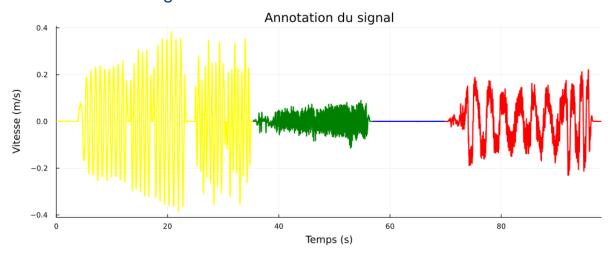


Figure 1 – Annotation du signal

Dans le signal fourni, nous pouvons desceller plusieurs phases distinctes :

- **Mouvements humains** (en jaune) : représente les mouvements de l'opérateur sans perturbations.
- Vibrations (en vert) : représente les vibrations générées par le système.
- Aucune activité (en bleu) : ne représente aucun signal, indiquant une période de calme ou d'inactivité. Cette période ne pourra donc pas nous aider dans la suite de notre analyse.
- Mouvements humains avec vibrations (en rouge) : représente les mouvements de l'opérateur additionnés à des vibrations générées par le système.

1.1.2 Analyse de la bande passante

Afin d'analyser la dynamique de chaque phase pour en extraire les informations essentielles, on mesure l'occupation de leur bande passante.

Cela consiste à mesurer la plage de fréquences dans laquelle un signal est effectivement présent. Pour déterminer cette largeur de bande, on analyse le spectre du signal en identifiant les fréquences qui contiennent 99% de l'énergie totale du signal.

99% de l'occupation de la bande passante : 3.91 Hz

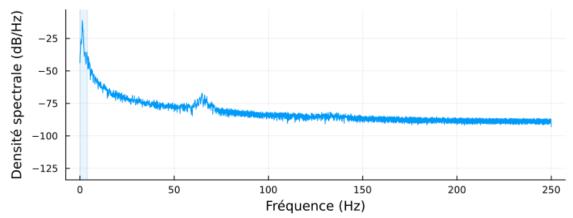


Figure 2 - Représentation de l'occupation spectrale du mouvement humain seul

La Figure 2 montre que la bande passante du signal généré par les mouvements humains se concentre entre 0 et 3.91 Hz.

99% de l'occupation de la bande passante : 24.1 Hz

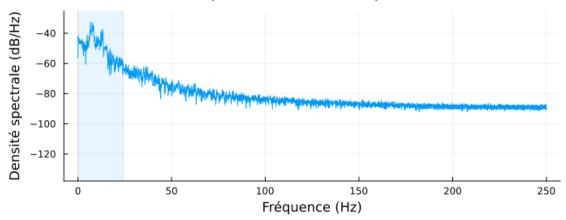


Figure 3 - Représentation de l'occupation spectrale des vibrations

La Figure 3 illustre que la bande passante du signal produit par les vibrations est plus large que celle associée au mouvement humain, s'étendant de 0 à 24.1 Hz.

99% de l'occupation de la bande passante : 15.11 Hz

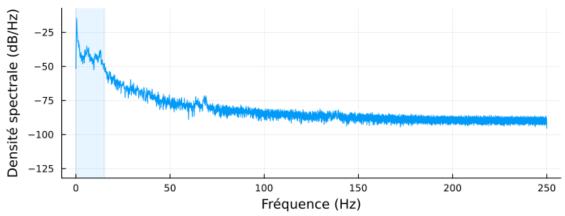


Figure 4 - Représentation de l'occupation spectrale du mouvement humain avec vibration

Enfin, la Figure 4 démontre que la bande passante du signal résultant d'un mouvement humain associé à des vibrations se situe entre les deux phases précédentes, avec une plage de fréquences allant de 0 à 15.11 Hz.

Nous pouvons donc émettre l'hypothèse que la composante humaine d'un signal se situe dans la plage de fréquence allant de 0 à 3,91 Hz. Cette gamme est en effet indicative des mouvements lents et des actions de l'opérateur. Aussi, nous pouvons déduire que la composante vibratoire se manifeste dans une plage de fréquence comprise entre 3,91 et 24,1 Hz.

Question 1.2

L'application de filtres sur un signal est essentielle afin de mettre en valeurs les composantes utiles de celui-ci. Dans notre contexte, nos informations utiles sont le mouvement humain et les vibrations. Il faudrait donc idéalement deux filtres permettant de les isoler. Cependant, leur conception doit respecter plusieurs contraintes.

1.2.1 Suppression de la composante à 0 Hz

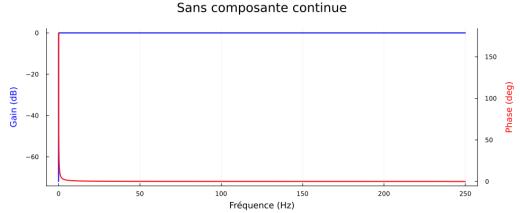


Figure 5 - Représentation d'un filtre passe-haut coupant 0Hz

Le graphique ci-dessus représente le gain (en bleu) et le déphasage (en rouge) d'un filtre passe-haut d'ordre 2 dont la fréquence de coupure $f_c=0.1\,Hz$. Ce filtre permet de supprimer la composante continue ce qui nous de supprimer les éventuels décalages du signal. Ainsi, ce dernier fluctue autour de 0 m/s.

En appliquant le filtre sur notre signal, on obtient le graphique de la Figure 6. Comme on peut le constater, le signal filtré diffère très peu de l'originel car ce dernier n'avait pas de composante continue. On note cependant une légère diminution de l'amplitude de la composante humaine produite par l'impact du filtre.



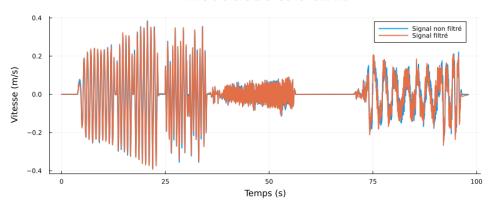


Figure 6 - Représentation de l'application d'un filtre passe-haut coupant 0Hz

1.2.2 Suppression de la composante humaine

Sans signal humain

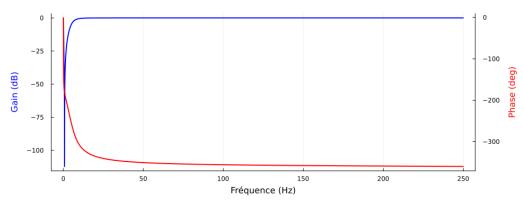


Figure 7 - Représentation d'un filtre coupe-bande autour de la composante humaine

Le graphique ci-dessus représente le gain (en bleu) et le déphasage (en rouge) d'un filtre coupe-bande d'ordre 2 dont les fréquences de coupure sont $f_{c1}=0.1\,Hz$ et $f_{c2}=6\,Hz$. Ce filtre permet de supprimer la composante humaine de notre signal.

En appliquant le filtre sur notre signal, on obtient le graphique de la Figure 8. Comme on peut le constater, le signal filtré a complétement perdu l'information pertinente, il ne reste plus que les vibrations et le bruit des capteurs. Cet exemple nous permet de constater un phénomène qu'on veut absolument éviter.

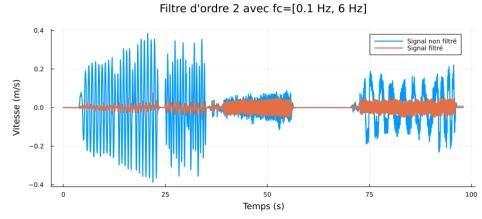


Figure 8 - Représentation de l'application d'un filtre coupe-bande autour de la composante humaine

1.2.3 Suppression du bruit généré par le capteur

Figure 9 - Représentation d'un filtre passe-bas centré sur le signal utile

Le graphique ci-dessus représente le gain (en bleu) et le déphasage (en rouge) d'un filtre passe-bas d'ordre 2 dont la fréquence de coupure est $f_c = 24.1 \, Hz$. Ce filtre permet de réduire le bruit de notre signal.

En appliquant le filtre sur notre signal, on obtient le graphique de la Figure 10. Comme on peut le constater, le signal semble être similaire à l'original, pourtant, le bruit a été réduit. En effet, le bruit étant concentré parmi les hautes fréquences, il faudrait grossir le signal pour faire un comparatif plus précis.

Filtre d'ordre 2 avec fc=24.1 Hz

0.4

0.2

-0.4

0 25

50

Temps (s)

Figure 10 - Représentation d'un filtre passe-bas centré sur le signal utile

1.2.4 Impacte de l'ordre du filtre

L'ordre d'un filtre joue un rôle crucial dans la dynamique du signal qu'il traite. Un filtre d'ordre plus élevé présente une pente d'atténuation plus abrupte, permettant une élimination plus efficace des fréquences indésirables. On peut le constater notamment entre les gains présentés aux figures Figure 11 et Figure 12.

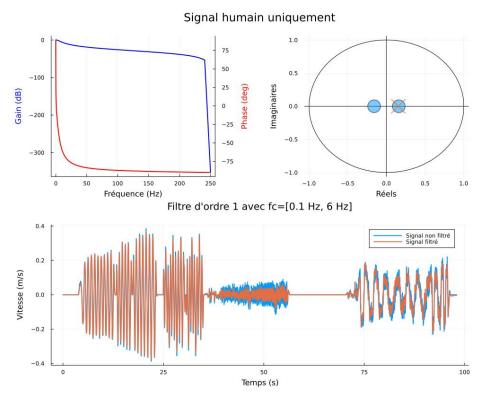


Figure 11 - Analyse d'un filtre passe-bande d'ordre 1

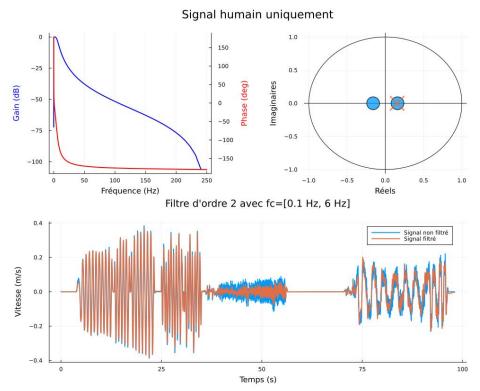


Figure 12 - Analyse d'un filtre passe-bande d'ordre 2

Il faut cependant faire attention à ce que l'ordre ne soit pas trop haut, car l'information utile peut aussi disparaître. De plus, les filtres d'ordre supérieur peuvent introduire des déphasages significatifs, influençant ainsi la synchronisation des différentes composantes du signal. On voit apparaître ces phénomènes notamment dans la Figure 13.

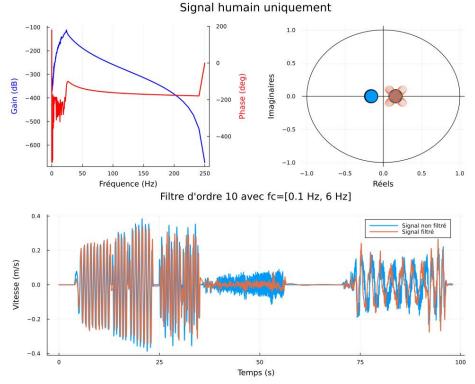


Figure 13 - Analyse d'un filtre passe-bande d'ordre 10

1.2.5 Choix des filtres optimaux

En résumé, nos deux filtres doivent :

- Exclure la composante continue du signal.
- Respecter les mesures d'occupation de la bande passante réalisée à la Question 1.1.
- Exclure le bruit du capteur
- Avoir un ordre suffisamment élevé pour filtrer correctement mais pas immense pour éviter des effets néfastes sur le signal utile.

Pour cela, nous avons choisi d'utiliser deux filtres passe-bande d'ordre 2. Le premier autorisant une bande passante de 0.1 Hz à 6 Hz pour obtenir la composante humaine tel que le montre la Figure 14. Et le second ayant les fréquences de coupure $f_{c1} = 6 \, Hz$ et $f_{c2} = 24.1 \, Hz$ comme présente dans la Figure 15.

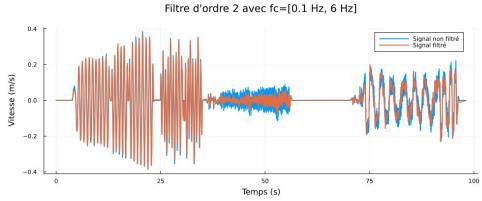


Figure 14 – Signal filtré avec seulement la composante humaine



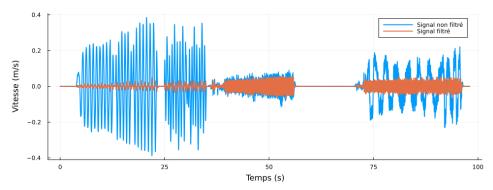


Figure 15 - Signal filtré avec seulement la composante vibratoire

Question 1.3

1.3.1 Les variables statistiques

Lors de l'analyse de signaux temporels, il est essentiel de quantifier les caractéristiques principales de ces signaux pour en extraire des informations significatives. Les variables statistiques permettent de résumer et de décrire le comportement d'un signal à travers des mesures numériques. Elles fournissent des indications sur des aspects tels que la tendance générale, la dispersion, ou la régularité des données.

Pour notre analyse, on considérera les variables suivantes :

 Moyenne: Elle représente la valeur moyenne du signal sur une période donnée, offrant une indication de la tendance centrale.

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i$$

• **Déviation standard** : Cette mesure quantifie la dispersion des valeurs autour de la moyenne, indiquant à quel point les données varient.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - \mu)^2}$$

 Variance : Elle est le carré de l'écart-type et fournit également une mesure de la dispersion.

$$V = \sigma^2$$

 Racine de la moyenne des carrés (RMS): Cette mesure donne une indication de la puissance du signal, en calculant la racine carrée de la moyenne des carrés des valeurs.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i^2}$$

 Skewness : Cette mesure indique si la distribution des valeurs est symétrique ou déformée d'un côté.

Skewness =
$$\frac{N}{(N-1)(N-2)} \sum_{i=1}^{N} \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right)^3$$

 Kurtosis: Elle décrit la forme de la distribution, en indiquant si les données ont des queues épaisses ou fines par rapport à une distribution normale.

$$Kurtosis = \frac{N(N+1)}{(N-1)(N-2)(N-3)} \sum_{i=1}^{N} \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right)^4 - \frac{3(N-1)^2}{(N-2)(N-3)}$$

 Énergie du Signal : Elle est calculée comme la somme des carrés des valeurs du signal sur une période donnée, représentant ainsi la quantité totale d'énergie transportée par le signal.

$$E = \sum_{i=1}^{N} x_i^2$$

1.3.2 Choix des variables statistiques

Afin de déterminer les variables statistiques plus pertinentes, nous les avons calculées pour chaque phase du signal. Cela produit les deux tableaux suivant :

RMS (m/s)	Energie (dB)	Kurtosis	Skewness	Déviation standard (m/s)	Moyenne (m/s)	Variance ((m/s)²)
0.162116	-0.31321	-0.607838	-0.0562752	0.16212	-5.22595e-5	0.026283
0.0181923	-21.4573	0.983997	-0.230039	0.0181919	0.000209765	0.000330946
0.000396043	-56.905	-0.220738	-1.1584	0.000339296	-0.000204318	1.15122e-7
0.0839392	-7.04912	-0.646207	-0.0844372	0.0839421	-0.00016286	0.00704627

Tableau 1 - Variable statistiques du signal humain

RMS (m/s)	Energie (dB)	Kurtosis	Skewness	Déviation standard (m/s)	Moyenne (m/s)	Variance ((m/s)²)
0.00800652	-26.4408	3.99732	0.0400769	0.00800675	-1.46263 e-9	6.4108e-5
0.0250314	-18.6854	-0.639807	-0.0207201	0.0250325	2.16879e-9	0.000626627
2.81584e-5	-79.8678	82.4777	0.28263	2.81605e-5	-6.50211e-12	7.93015e-10
0.021238	-18.9861	-0.549235	-0.0030709	0.0212388	-2.10467e-15	0.000451087

Tableau 2 - Variables statistiques du signal vibratoire

Après analyse des tableaux, on remarque trois variables statistiques permettant de séparer clairement les données :

- RMS: la valeur est très inférieure lors de la phase « aucune activité » (en bleu) pour les deux tableaux.
- Energie: la valeur est de nouveau très faible lors de la phase « aucune activité » (en bleu). De plus, dans le premier tableau, la valeur durant la phase « vibrations » (en vert) est plus faible que durant la phase « mouvements humains » (en jaune). Et inversement dans le second tableau.

 Kurtosis: la valeur est plus haute durant la phase « vibrations » (en vert) que pendant la phase « mouvements humains » (en jaune) dans le premier tableau.
 Et inversement dans le second tableau.

Question 1.4

La segmentation d'un signal est une technique essentielle dans l'analyse des vibrations, permettant d'identifier et de localiser des zones spécifiques d'activité vibratoire dans un système. En divisant le signal en segments plus petits, on peut isoler des événements. Ainsi cette approche nous permettra de déterminer à un moment t du signal la ou les composante(s) qui lui sont propre.

1.4.1 Définition des frontières Répartition du signal

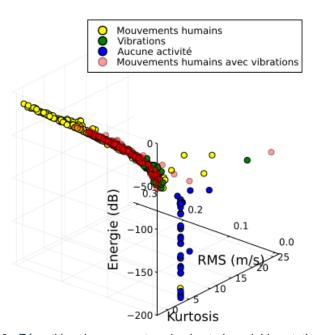


Figure 16 - Répartition des segments selon les trois variables statistiques

Le graphique ci-dessus montre une représentation 3D de la répartition des segments du signal en fonction des variables statistiques choisies à la Question 1.3.

On constate sur le graphique que les données sont majoritairement discernable, à l'exception des points rouges. En effet, on peut noter que les points rouges sont majoritairement superposés aux points jaunes et verts.

1.4.2 Méthode d'identification

La superposition des points rouges sur ceux jaunes ou verts de la Figure 16 implique qu'afin d'identifier correctement le signal, nous devons utiliser deux seuils : un pour identifier la composante humaine et un autre pour identifier la composante vibratoire. Ainsi, la phase « Mouvements humains avec vibrations » peut être identifié sur le signal a une composante humaine et une composante vibratoire. Dans le

Tableau 3, on note les seuils respectivement utilisé identifier la composante humaine et la composante vibratoire.

	RMS (m/s)	Energie (dB)	Kurtosis
Composante humaine	> 0.045	> -40	< 1
Composante vibratoire	< 0.12	> -55	< 1

Tableau 3 – Valeurs de seuils de l'analyse temporelle

1.4.3 Catégorisation de la segmentation

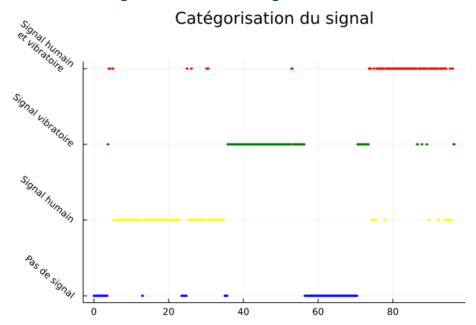


Figure 17 - Catégorisation des segments du signal en temporel

1.4.4 Analyse de l'erreur de reconnaissance

L'identification de chaque des segments (Figure 17) permet de visualiser clairement les différentes phases du signal. Cependant, on remarque plusieurs segments mal catégorisés.

En calculant le taux de reconnaissance du programme, on obtient :

$$taux\ de\ reconnaissance = \frac{Nombre\ valeurs\ correctement\ class\'e}{Nombre\ de\ valeurs\ totales} \cdot 100 = \textbf{84.03}\%$$

Classes prédites Signal Signal humain Signal humain Pas de signal vibratoire et vibratoire Pas de signal 151 0 0 0 Classes réelles 10 200 5 23 Signal humain Signal vibratoire 7 155 0 5 Signal humain et 6 31 35 136 vibratoire

Tableau 4 - Table de confusion analyse temporelle

Les tables de confusion permettent d'identifier si le modèle a des difficultés à différencier certaines catégories plus que d'autres. Par exemple, si les segments de la catégorie « Pas de signal » sont fréquemment classés en « Signal humain », cela peut indiquer des similitudes dans les données des catégories « Pas de signal » et « Signal humain » que le modèle a du mal à discerner. Les éléments de la diagonale principale représentent les segments correctement classés. Les valeurs hors de la diagonale indiquent les erreurs de classification, où un segment de la catégorie « Pas de signal » a été classé comme « Signal humain ».

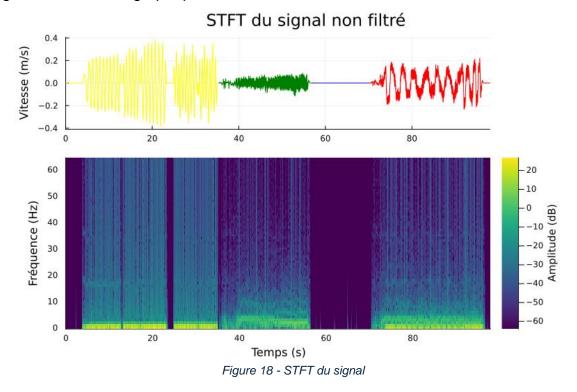
Dans le cas de notre étude, le Tableau 4 - Table de confusion analyse temporelle montre que les valeurs les plus hautes sont concentrées dans la diagonale principale. Ce qui prouve, en plus du haut taux de reconnaissance, que notre programme fonctionne avec une bonne réussite.

Énoncé 2 : Analyse fréquentielle sur une fenêtre glissante

Question 2.1

La STFT, ou Transformée de Fourier à Temps Court, est une méthode utilisée pour analyser les signaux en décomposant un signal en ses composantes fréquentielles tout en tenant compte de l'évolution temporelle. Contrairement à la Transformée de Fourier classique, qui fournit une vue globale de la fréquence sur l'ensemble du signal, la STFT permet d'explorer comment les fréquences varient dans le temps. Cela se fait en appliquant la transformée de Fourier sur des segments courts du signal, souvent à l'aide d'une fenêtre glissante. La STFT est couramment utilisée dans divers domaines, comme le traitement du signal audio, l'analyse de la parole et la détection de motifs dans les données.

En utilisant une fenêtre de type Hamming puis en appliquant la STFT sur le signal, on obtient le graphique ci-dessous.



Dans le second graphique de la Figure 18, on note une concentration d'énergie de la bande passante correspondant à celle mesurée lors de la Question 1.1.

En effet, durant la phase « mouvements humains », la bande passante se concentre avant les 3 premiers hertz. Prouvant l'absence de vibrations. À l'inverse, au court de la phase « vibrations », la bande passe est principalement entre 3 et 20 Hz. Confirmant la présence des vibrations. Dans la dernière phase (« mouvements humains avec vibrations »), on note que la bande passante est environ située entre 0 et 20 Hz. Combinant ainsi les deux cas précédents.

Question 2.2

Tout comme à la Question 1.2, l'application de filtres sur un signal est essentielle afin de mettre en valeurs les composantes utiles de celui-ci. Il faudrait, de nouveau, deux filtres ayant les mêmes contraintes qu'à la Question 1.2 et permettant d'isoler la composante humaine et la composante vibratoire.

STFT du signal humain

STFT du signal vibratoire

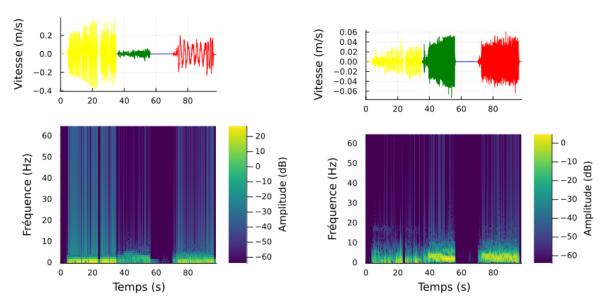


Figure 19 – STFT du signal filtré pour isoler la composante humaine

Figure 20 - STFT du signal filtré pour isolé la composante vibratoire

Cette technique de filtrage contribue à la création de spectrogrammes, qui offrent une représentation visuelle claire de l'évolution des fréquences dans le temps. Ces visualisations rendent l'analyse plus intuitive, permettant ainsi de mieux saisir les dynamiques du signal. Par exemple, on constate, dans la Figure 19, que la phase « Mouvements humains » a une amplitude fréquentielle plus élevé que la phase « Vibrations ». Et inversement dans la Figure 20.

Question 2.3

La STFT se présente comme une méthode prometteuse pour analyser le signal, grâce à sa capacité à fournir une représentation temps-fréquence des vibrations. Cette technique permet de capturer les variations des fréquences au fil du temps, facilitant ainsi l'identification de signatures fréquentielles spécifiques. L'un des principaux avantages de la STFT est sa flexibilité en termes de résolution temporelle et fréquentielle. En ajustant la taille de la fenêtre, il est possible d'augmenter la précision de l'analyse du signal.

De plus, en ciblant une bande de fréquences spécifique, comme dans la Question 2.2, l'analyse peut se concentrer uniquement sur cette plage, ce qui simplifie considérablement le traitement des données. Cela permet de réduire le bruit et d'atténuer les interférences des autres fréquences, facilitant ainsi l'interprétation des caractéristiques du signal.

Question 2.4

2.4.1 Calcul de l'énergie pour chaque segment

L'utilisation du calcul d'énergie dans une STFT est essentielle pour quantifier l'intensité des composantes fréquentielles d'un signal au fil du temps. Cela permet de mettre en évidence les moments où certaines fréquences dominent, révélant les caractéristiques fréquentielles du signal. Ainsi, l'énergie permet de créer un indicateur de la présence d'événements significatifs dans le signal.

Dans le cas de notre étude, on peut définir deux seuils d'énergie tel que le montre la figure ci-dessous.

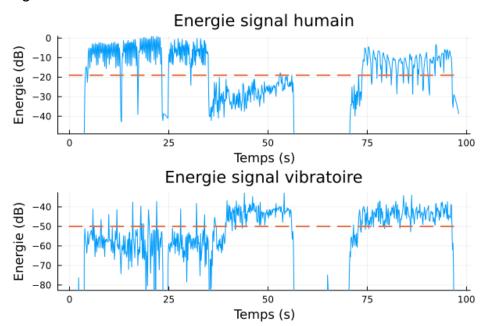


Figure 21 - Évolution de l'énergie au cours du temps pour les deux signaux filtrés

2.4.2 Identification

Une fois les seuils fixés, on remarque que la configuration est similaire à la Question 1.4. Par conséquent :

- Si le seuil d'énergie du signal humain est dépassé, le signal a une composante humaine.
- Si le seuil d'énergie du signal vibratoire est dépassé, le signal a une composante vibratoire.
- Si les deux seuils sont dépassés, alors le signal est dans la phase
 « Mouvements humains avec vibrations ».

Cette méthodologie nous permet ainsi de produire la figure.

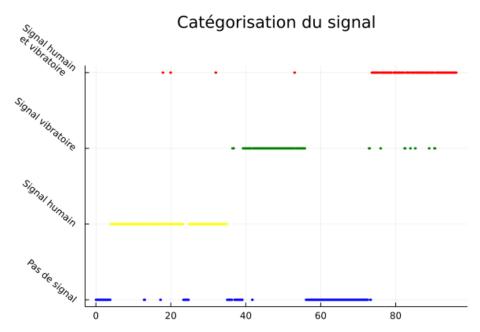


Figure 22 - Catégorisation des segments du signal en temporel

Énoncé 3: Observation des vibrations

Question 3.1

Grâce aux catégorisations réalisées aux questions Question 1.4 et Question 2.4, nous sommes en mesure de déterminer si le signal est purement humain, vibratoire ou les deux. Cela nous permet de faire la correction suivante. Dans le cas où le signal est :

- Purement humain, on souhaite idéalement $K_p = 1$.
- Purement vibratoire, on souhaite idéalement $K_p = 0$.
- Un mélange humain et vibratoire, on souhaite $1 < K_p < 1$.

Par conséquent, le système créé au cours de ce devoir doit se placer comme observateur de la vitesse en sortie et modifier le gain correcteur K_p en utilisant la formule suivante :

$$K_p(n+1) = K_p(n) \cdot \eta$$

Ainsi, K_P est dépend d'un facteur η que notre observateur définit en fonction de la vitesse en sortie. Cela nous produit le schéma bloc suivant, améliorant la figure 2 présenté dans le sujet de ce devoir.

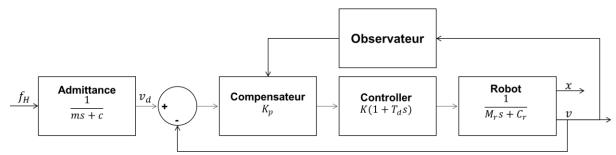


Figure 23 - Schéma de commande remplaçant la figure 2 de l'énoncé

Question 3.2

La seule zone d'ombre restante est le cas où le signal est humain et vibratoire en même temps. Pour cela, on définit :

$$\eta = \begin{cases} \eta_{min}, & \eta' \leq \eta_{min} \\ \eta', & \eta' < \eta_{min} \end{cases}$$

Où η_{min} est une valeur défini proche de 0.

$$\eta' = \begin{cases} 1, & V \ge V_{min} \\ 0, & V \ge V_{max} \\ \frac{V_{max} - V}{V_{max} - V_{min}}, & sinon \end{cases}$$

Où $V_{min} = \frac{\lambda}{2}$, $V_{max} = V_{min} + \lambda$ et λ un coefficient d'amplitude.

$$V = \begin{cases} \lambda \sum_{i=1}^{q-1} \frac{|y_{1,i+1} - y_{1,i}|}{t_{1,i+1} - t_{1,i}}, q \ge 2\\ 0, q < 2 \end{cases}$$

Où q représente le nombre d'extremums présents dans le signal, y est l'amplitude du signal correspondant à l'i^{eme} extremum et t le temps correspondant.

Discussion

Cette étude a permis de montrer que l'identification d'un signal est tout à fait possible via diverses méthodologies :

- Une analyse temporelle, permettant de classifier le signal grâce à des caractéristiques statistiques. Cependant, ces variables doivent être connues à l'avance.
- Une analyse fréquentielle, permettant de classifier le signal grâce à l'évolution de l'amplitude des fréquences. Ceci s'avère très utile seulement si l'on connaît la bande passante utile de notre signal.

Conclusion

En conclusion, nous avons déterminer dans ce devoir deux méthodologies destinées à identifier le signal traité. Cependant, quel que soit la méthodologie utilisée, on note qu'aucune des deux n'est capable de déterminer la proportion d'une composante particulière dans le cas où le signal est un mélange de plusieurs d'entre-elles. Il faudrait donc développer un outil permettant calculer cette proportion.

Bibliographie

- AIT ALI, N. (2023, Août 01). *Variance et écart-type : définition, formule*. Récupéré sur Les sherpas: https://sherpas.com/blog/variance-ecart-type/
- CAMPEAU-LECOURS, A., OTIS, M., BELZILE, P.-L., & GOSSELIN, C. (2016). *A time-domain vibration observer and controller for physical human-robot interaction.* Elsevier Ltd.
- Kurtosis. (2023, Décembre 12). Récupéré sur Wikipédia: https://fr.wikipedia.org/wiki/Kurtosis
- MAZET, V. (s.d.). Énergie et puissance. Récupéré sur https://vincmazet.github.io/signal1/elementaire/energie-puissance.html
- Moyenne. (2024, Juillet 24). Récupéré sur Wikipédia: https://fr.wikipedia.org/wiki/Moyenne
- Root Mean Square. (2024, Octobre 15). Récupéré sur Wikipédia: https://en.wikipedia.org/wiki/Root_mean_square
- Skewness. (2024, Mai 31). Récupéré sur Wikipédia: https://en.wikipedia.org/wiki/Skewness

Annexe

Lien vers le Dépôt GitHub

Vous pouvez retrouver l'ensemble des scripts Julia utilisés dans ce projet sur le dépôt GitHub suivant : GitHub - Devoir 1 : Interaction Humain-Robot.

Bibliothèques Utilisées

Les bibliothèques suivantes sont utilisées dans le projet pour répondre aux différents besoins en traitement de signal, en visualisation et en statistiques :

- MAT: Permet de charger et manipuler des fichiers .mat (format de fichier utilisé par MATLAB), ce qui est essentiel pour importer les données expérimentales.
- <u>Plots</u>, <u>Plots.PlotMeasures</u>, <u>StatsPlots</u>: Ensemble de bibliothèques pour la création de graphiques et la visualisation de données. Plots est utilisé pour les graphiques de base, PlotMeasures pour ajuster les marges et espaces, et StatsPlots pour des visualisations statistiques spécifiques.
- <u>PrettyTables</u>: Permet de générer des tableaux formatés et lisibles dans la console ou dans des fichiers, utile pour afficher les statistiques calculées par segment de manière claire.
- <u>SignalAnalysis</u>: Fournit des outils avancés pour l'analyse des signaux, incluant la Transformée de Fourier à Court Terme (STFT), essentielle pour observer les fréquences de vibration dans le signal.
- <u>DSP</u>: Contient des outils de traitement du signal numérique, comme les filtres passe-bande, passe-bas, et autres nécessaires pour isoler les composantes fréquentielles du signal humain et du signal vibratoire.
- <u>ControlSystemsBase</u>: Fournit des fonctions de base pour les systèmes de contrôle, facilitant l'application et la gestion de certains filtres dans les analyses fréquentielles.
- <u>Distributions</u>: Utilisée pour manipuler et modéliser des distributions statistiques, permettant de mieux comprendre et analyser les caractéristiques probabilistiques des segments de signal.

Ces bibliothèques permettent de réaliser une analyse complète et détaillée des signaux d'interaction humain-robot, en fournissant des outils puissants pour le traitement, la visualisation, et l'interprétation des données.