

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement supérieure et de la recherche scientifique

جامعة عبد الحميد ابن باديس

Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem

كلية العلوم والتكنولوجيا

Faculté des Sciences et de la Technologie DEPARTEMENT DE GENIE
ELECTRIQUE



MEMOIRE

Présenté pour obtenir le diplôme de

MASTER EN GENIE ELECTRIQUE

Filière : Télécommunications

Spécialité : Systèmes des télécommunications

Thème

Classification des signaux micro-doppler

Présenté par :

BEKKADDOURI Abdallah

Soutenu le 26/07/2023 devant le jury composé de :

Président :	M. LARBI BEKLAOUZ Hadj	MCA	Université de Mostaganem
Examineur :	M. OULDALI Abdelaziz	MCA	Université de Mostaganem
Rapporteur :	Mme. BENCHELLAL Amel	MCB	Université de Mostaganem
Co-encadrant :	NAHI Ahmed	Doctorant	Université de Mostaganem

Année Universitaire 2022/2023

Remerciement

On remercie Dieu le Tout-Puissant qui m'a accordé la santé, le courage et la volonté tout au long de ces années pour pouvoir avancer et mener mes études à leur terme, ainsi que d'avoir exaucé mes vœux de réaliser ce projet de fin d'études.

La première personne que je souhaite remercier est mon rapporteur Mme BENCHELLAL Amel pour sa guidance, sa confiance, sa patience et ses explications claires, qui ont été d'une importance capitale et sans lesquelles ce travail n'aurait pas pu aboutir avec succès.

Mes sincères remerciements vont également s'adressent à M. ABED Mansour pour son aide, sa disponibilité, ses compétences scientifiques, son soutien et sa gentillesse.

Je remercie M. NAHI Ahmed, M. BENAOUALI Mohammed, M. LARBI Arezki pour m'avoir guidé dans la réalisation de ce travail.

Je remercie les membres du jury, chacun par son nom, qui m'a fait L'honneur d'accepter d'examiner ce travail.

Je remercie également toute l'équipe pédagogique du département de génie électronique de l'université Abdelhamid Ibn Badis à Mostaganem et tous qui m'ont aidé de loin ou de près dans la réalisation de ce travail

Dédicace

Je dédie ce travail à

Mes très chers parents pour leur soutien, leur patience et leur encouragement durant mes parcours universitaire.

À ma famille et tous mes amis pour leur aide et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour que ce projet soit possible.

Résumé

Ces dernières années, l'analyse de l'activité humaine a suscité un intérêt considérable en raison de ses nombreuses applications, telles que la surveillance des frontières, la compréhension vidéo, l'identification biométrique et la réadaptation physique, etc... Outre les avancées technologiques en matière de reconnaissance de l'activité humaine basée sur la vision, de nombreuses recherches se concentrent sur le développement de systèmes de reconnaissance automatique utilisant des radars doppler. Dans ce même contexte se situe le travail présenté dans ce mémoire. On dispose de signaux micro Doppler, résultant de l'acquisition du mouvement humain correspondant à l'état Walking et l'état Running. En se basant sur un schéma d'analyse temps fréquence, on arrive à identifier les caractéristiques distinctives entre les deux mouvements humain (Walking, Running), allant de simple représentation conjointe jusqu'aux distributions quadratiques, d'où le spectrogramme.

A l'issue de l'analyse Temps fréquence, l'extraction de l'information pertinente est possible visuellement à travers l'observation des différents spectrogrammes obtenus selon les deux classes définies au préalable. Dans notre projet, nous avons exploité ces observations de séparations pour établir la classification de ces deux signaux Walking et Running, l'algorithme choisi est le Support Vector Machine SVM, la classification est par la suite testé sur d'autres types d'algorithmes tels que : KNN et l'Arbre de décision.

Mots clés : analyse temps-fréquence, signaux micro-doppler, classification SVM.

Abstract

In recent years, human activity analysis has attracted considerable interest due to its many applications, such as border surveillance, video understanding, biometric identification and physical rehabilitation, etc.... In addition to technological advances in vision-based recognition of human activity, much research is focusing on the development of automatic recognition systems using Doppler radar. The work presented in this dissertation falls within this same context. Micro-Doppler signals are available, resulting from the acquisition of human motion corresponding to the Walking and Running states. Based on a time-frequency analysis scheme, we identify the distinguishing features between the two human movements (Walking, Running), ranging from simple joint representations to quadratic distributions, hence the spectrogram.

Once the time-frequency analysis has been completed, the relevant information can be extracted visually by observing the different spectrograms obtained according to the two previously defined classes. In our project, we have exploited these observations of separations to establish the classification of these two signals, Walking and Running. The algorithm chosen is the Support Vector Machine SVM, and the classification is subsequently tested on other types of algorithm such as KNN and the Decision Tree.

Key words: time-frequency analysis, micro-Doppler signals, classification SVM.

ملخص

في السنوات الأخيرة، أثار تحليل النشاط البشري اهتمامًا كبيرًا بسبب تطبيقاته العديدة، مثل مراقبة الحدود، وفهم الفيديو، والتعرف البيومتري، والتأهيل البدني، وغيرها. بالإضافة إلى التطورات في تكنولوجيا التعرف على النشاط القائمة على الرؤية، تركز العديد من البحوث على تطوير أنظمة التعرف التلقائي باستخدام جهاز رادار دوبلر. تندرج هذه الأطروحة ضمن هذا السياق. لدينا إشارات مايكرو دوبلر، التي التقطت عن حركة الإنسان في حالة المشي والجري. باستخدام نمط تحليل الزمن الترددي، يمكننا التعرف على الخصائص المميزة بين حركتي المشي والجري، بدءًا من التمثيل المشترك البسيط، التوزيعات التربيعية إلى الطيف الصوتي

بعد تحليل الزمن الترددي، يمكن استخراج المعلومات المهمة بصورة بصرية من خلال مراقبة الأطياف الصوتي المختلف المحصل عليه وفقًا للفئتين المحددتين مسبقًا. في مشروعنا، استفدنا من هذه الملاحظات لتصنيف حركتي المشي والجري، حيث تم اختيار خوارزمية ناقل الدعم للتصنيف ثم تم اختبار التصنيف باستخدام أنواع أخرى من الخوارزميات.

الكلمات المفتاحية : تحليل الزمن الترددي، إشارات الميكرو دوبلر، التصنيف بخوارزمية ناقل الدعم

Introduction générale

L'analyse du mouvement humain à l'aide du radar est devenue un sujet d'étude de plus en plus actif en raison des diverses applications offertes par une telle analyse. Le radar est particulièrement utile pour l'analyse du mouvement, car contrairement à d'autres technologies de capteurs, il peut fonctionner efficacement dans des conditions météorologiques défavorables et pendant la nuit. Les informations sur le mouvement humain ont des applications importantes pour les opérations militaires urbaines, les missions de recherche et de sauvetage, la surveillance et la surveillance des patients à l'hôpital. Le micro-mouvement du corps humain en présence d'une illumination radar crée des modulations uniques dans le signal reçu, connues sous le nom d'effet micro-Doppler. En analysant ces modulations de fréquence, on peut déduire le type de mouvement effectué par la cible. Le micro-mouvement associé au mouvement humain produit un signal non stationnaire qui demande une analyse dans le domaine temps-fréquence.

L'analyse temps-fréquence est une approche puissante pour analyser les micro-mouvements issus de l'activité humaine. Elle permet de représenter les variations de fréquence en fonction du temps, ce qui permet de visualiser les caractéristiques du mouvement et d'extraire des informations pertinentes. Dans le contexte de l'étude des signaux radar notre projet s'installe. On a procédé à l'analyse des signaux micro Doppler (les signaux ont été capté par un radar). Plusieurs techniques sont testés telles que la TFCT, Distribution de Wigner-Ville et enfin le spectrogramme.

Les informations déduites de cette analyse seront exploités par la suite pour classer les signaux en deux classes : classe Running et classe Walking.

Ce mémoire est organisé comme suit :

Le premier chapitre: on a introduit l'effet doppler et présente les bases théoriques du micro-Doppler. Nous explorons les différentes sources de signaux micro-Doppler, telles que les êtres humains en mouvement, les véhicules, etc., et nous examinons les caractéristiques spécifiques de ces signaux.

Le deuxième chapitre: on a parlé sur les bases de l'analyse temps-fréquence, qui est une approche couramment utilisée pour extraire les informations des signaux micro-Doppler. On a exploré différentes techniques d'analyse temps-fréquence, telles que le spectrogramme, la Distribution de Wigner-Ville, la transformée en ondelettes. Nous discutons leurs avantages, leurs limitations et leur application pour l'analyse des signaux micro-Doppler.

Le troisième chapitre: on a présenté une analyse comparative des signaux micro-Doppler provenant de différentes classes, telles que la course et la marche. Nous examinons les caractéristiques distinctives de ces signaux et explorons différentes techniques de classification, telles que les machines à vecteurs de support (SVM), les k-plus proches voisins (KNN), les arbres de décision. On a évalué les performances de ces techniques de classification pour la distinction entre les classes de mouvement.

Remerciement	I
Dédicace.....	II
Résumé	III
Introduction générale	IV
Liste des abréviations	IX
Liste de figures	X
Chapitre I	1
Effet doppler et micro-doppler.....	1
I.1 Introduction:.....	1
I.2 Historique.....	1
I.3 L'effet Doppler.....	2
I.4 Analyse physique du phénomène.....	2
I.5 Différents cas	4
I.5.1 Récepteur et source immobiles.....	4
I.5.2 Récepteur immobile et source s'approchant	4
I.5.3 Récepteur immobile et source s'éloignant	6
I.5.4 Source immobile et récepteur s'approchant	6
I.5.5 Récepteur et source en mouvement	7
I.5.5.1 Déplacement en sens inverse.....	7
I.5.5.2 Déplacement dans le même sens	8
I.6 Applications de l'effet Doppler.....	9
I.6.1 Le Radar	9
I.6.2 Astronomie	9
I.6.3 La météorologie	10
I.7 Effet micro-Doppler	10
I.7.1 Définition	10
I.8 La signature micro-doppler.....	11
I.9 Applications des signatures radar micro-doppler.....	11
I.9.1 Signatures micro-Doppler des cibles aériennes.....	11
I.9.2 Signatures micro-doppler des signes vitaux.....	11
I.9.3 Signatures micro-Doppler pour la surveillance intérieure	12
I.10 Conclusion	12

Chapitre II	11
Analyse temps-fréquence.....	11
II.1 Introduction.....	12
II.2 Transformée de Fourier à Court Terme	12
II.3 Limites de la Transformé de Fourier à Court Terme.....	13
II.4 Les représentations temps-fréquence quadratiques	14
II.4.1 Spectrogramme	15
II.4.1.1 Propriétés.....	17
II.4.2 Distribution de Wigner-Ville	19
II.4.2.1 Propriétés [21]	20
II.5 L'analyse temps-échelle (transformée en ondelette).....	23
II.5.1 Exemple sur la transformée en ondelette.....	23
II.6 Conclusion	24
Chapitre III	23
Classification des signaux micro-doppler.....	23
III.1 Introduction.....	24
III.2 Spectrogramme	25
III.3 Choix des paramètres du spectrogramme	26
III.3.1 Analyse comparative des spectrogrammes avec des différentes tailles de FFT .26	
III.3.1.1 Discussion.....	28
III.3.2 Comparaison des effets des différentes fenêtres et longueurs de fenêtre	28
III.3.2.1 Discussion.....	30
III.4 Analyse du signal micro-doppler	30
III.5 Apprentissage automatique et classification	32
III.5.1 Introduction.....	32
III.5.2 Fréquence instantanée	33
III.6 Première Etude.....	33
III.6.1 Extraction de caractéristiques	33
III.6.2 Classification.....	35
III.6.3 Discussion.....	35
III.7 Deuxième Etude.....	36
III.7.1 Extraction des caractéristiques.....	36

III.7.2	Classification.....	38
III.7.3	Discussion.....	38
III.8	Conclusion :	39
	Conclusions générale.....	40
	Annexes	42
	Bibliographies	43

Liste des abréviations

S	La source
R	Le récepteur
TF	La transformée de Fourier
TFCT	Transformée de Fourier à Courte Terme
STFT	Short Time Fourier Transform
WVD	La distribution de Wigner-Ville
WT	Wavelet Transform
TOC	Transformée en ondelettes continue
DTF	Distributions Temps-Fréquence
RTF	Les représentations temps-fréquence
1-D	Un signal discret unidimensionnel
FFT	Fast Fourier Transform
SVM	Machines à vecteurs de support
KNN	Le k plus proche voisin
FI	La fréquence instantanée

Liste de figures

Figure I.1 : Christian Doppler,1842.[10]	1
Figure I.2 : Compression et étirement des ondes sources sous l'effet doppler [10].	2
Figure I.3 : Illustration de la situation sans effet Doppler [4].	4
Figure I.4 : Schéma explicatif du cas « Récepteur immobile et source s'approchant » [4].	5
Figure I.5 : Illustration de l'effet Doppler lorsque la source s'approche (a) et s'éloigne (b) du récepteur [4].	5
Figure I.6 : Schéma explicatif du cas « Source immobile et récepteur s'approchant » [4].	6
Figure I.7 : Schéma explicatif du cas « Récepteur et source en mouvement -Déplacement en sens inverse » [4].	7
Figure I.8 : Schéma explicatif du cas « Récepteur et source en mouvement – Déplacement dans le même sens » [4].	8
Figure I.9 : Illustration du redshift et du blueshift [6].	9
Figure I.10 : Effet doppler et micro-doppler [8].	10
Figure II.1 : Représentation temporelle d'un signal synthétique modulé linéairement en fréquence [19].	14
Figure II.2 : e module de la TFCT d'une onde contenant deux signaux de modulation linéaire de fréquence (a) Hamming(64), (b) Hamming(128), (c) blackman (64), (d) blackman (128), (e) Kaiser (64), (f) Kaiser (128), (g) Gaussian (64), (h) Gaussian (128). [19]	16
Figure II.3 : Spectrogramme de deux chirps parallèles, utilisant une fenêtre d'analyse gaussienne (a) d'une courte durée (L=23). (b) d'une longue durée (L=63). [19]	18
Figure II.4 : Spectrogramme de deux chirps parallèles plus éloignés, en utilisant une fenêtre d'analyse gaussienne (a) courte h1. (b) longue h2 [19].	19
Figure II.5 : Distribution de wigner-ville d'un chirp linéaire [4].	19

Figure II.6 : (a) Distribution de Wigner-Ville du signal-test chirp linéaire. (b) Distribution de Wigner-Ville de la version analytique du signal-test multi composantes [26].	21
Figure II.7 : (a) WVD de la version analytique du signal-test multi composantes et (b) WVD de la version analytique du signal-test chirp exponentiel [26].	22
Figure II.8 : Distribution de Wigner-Ville, version analytique d'un signal constitué de deux sinusoides décalées en fréquence [26].	22
Figure II.9 : (a) Train d'impulsions. (b) TOC du train d'impulsions [31].	24
Figure III.1 : Spectrogramme de deux signaux test pour différents tailles de FFT. (a)128, (b)128, (c)512, (d)512, (e)1024, (f)1024.	27
Figure III.2 : Spectrogramme (a)Hamming(L=512)(b) Hamming(L=256), (c) Hanning(L=512) (d) Hanning(256), (e) Kaiser(L=512) (f) Kaiser(L=256), (g) Blackman(L=512) (h) Blackman(L=256).	29
Figure III.3 : Spectrogramme d'une personne qui marche.	30
Figure III.4 : Spectrogramme d'une personne qui court.	31
Figure III.5 : Ensemble de données original pour "IF".	35
Figure III.6 : Ensemble de données original pour "feat".	38

Chapitre I

Effet doppler et micro-doppler

I.1 Introduction:

Dans un radar monostatique, dans lequel l'émetteur et le récepteur sont situés au même endroit, le radar émet un signal électromagnétique vers un objet et reçoit un signal réfléchi par l'objet. En se basant sur le retard temporel du signal reçu, le radar peut mesurer la distance de l'objet. Si l'objet est en mouvement, la fréquence du signal reçu sera décalée par rapport à la fréquence du signal émis, connu sous le nom d'effet Doppler [1,2]. Le décalage de fréquence Doppler est déterminé par la vitesse radiale de l'objet en mouvement, c'est-à-dire la composante de la vitesse dans la direction de la ligne de visée du radar (LOS). En se basant sur le décalage de fréquence Doppler du signal reçu, le radar peut mesurer la vitesse radiale de l'objet en mouvement. Si l'objet ou l'un de ses composants structurels présente un mouvement oscillatoire en plus du mouvement global de l'objet, l'oscillation induit une modulation de fréquence supplémentaire sur le signal réfléchi et génère des bandes latérales autour de la fréquence Doppler conventionnelle décalée causée par le mouvement de déplacement de l'objet. La modulation Doppler supplémentaire est appelée l'effet micro-Doppler [3].

I.2 Historique

En 1842, le mathématicien et physicien autrichien Christian Johann Doppler (1803-1853) observe un phénomène sur l'effet de lumière colorée des étoiles. La couleur apparente de la source lumineuse est modifiée par son mouvement. Pour une source lumineuse se déplaçant vers un observateur, la couleur de la lumière apparaît plus bleue ; en s'éloignant de l'observateur, la lumière apparaît plus rouge. Pour la première fois, ce phénomène connu sous le nom d'effet Doppler, a été découvert. Selon cet effet, la fréquence observée (ou longueur d'onde) d'une source lumineuse dépend de la vitesse de la source par rapport à l'observateur. Le mouvement de la source provoque la compression des ondes devant la source et l'étirement de celles qui se trouvent derrière la source (**Figure I.2**) [1].



Figure I.1 : Christian Doppler, 1842. [10]

I.3 L'effet Doppler

L'effet Doppler, également connu sous le nom de décalage Doppler, est un phénomène qui se produit lorsqu'il y a un changement dans la fréquence perçue d'une onde sonore ou électromagnétique en raison du mouvement relatif entre la source d'onde et l'observateur. Lorsque la source d'onde se déplace vers l'observateur, la fréquence perçue de l'onde augmentera, tandis que lorsqu'elle se déplace loin de l'observateur, la fréquence perçue diminuera. Cela est dû à la compression ou l'étirement des ondes sonores ou électromagnétiques lorsque la source se rapproche ou s'éloigne de l'observateur [10].

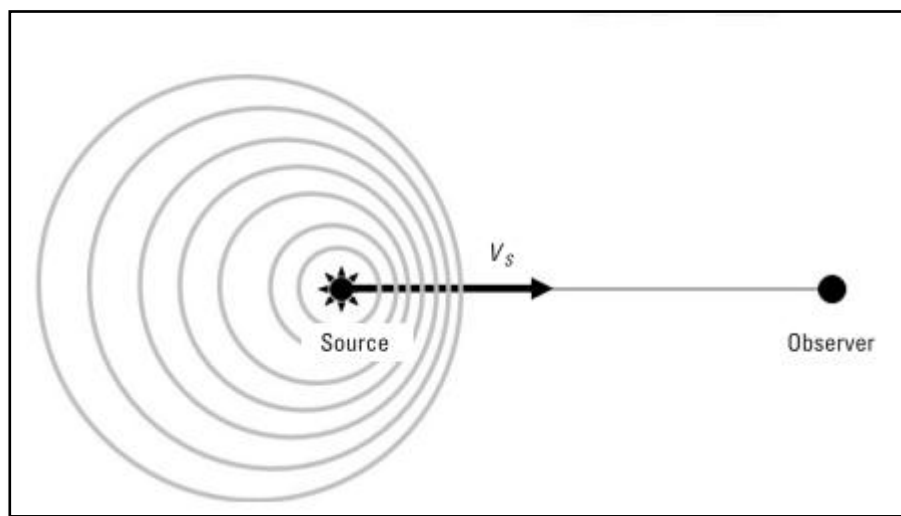


Figure I.2 : Compression et étirement des ondes sources sous l'effet doppler [10].

I.4 Analyse physique du phénomène

Si la source et le récepteur sont en mouvement relatif, la fréquence du signal émis par la source ne correspondra pas à celle du signal reçu par le récepteur. Dans ce cas, la différence de fréquence entre les deux signaux est appelée décalage de fréquence :

$$\Delta_f = f_R - f_S \quad (\text{I.1})$$

Cela signifie que la fréquence d'un signal périodique est relative au référentiel dans lequel il est mesuré. La fréquence du signal émis par la source S reste constante dans son propre référentiel. En revanche, lorsque le récepteur R se rapproche ou s'éloigne de la source, la fréquence du signal qu'il perçoit sera différente en raison de l'effet Doppler.

On peut expliquer ce phénomène de la manière suivante.

- La période propre, qui correspond à la période mesurée dans le référentiel lié à la source, est donnée par :

$$T = t_{e2} - t_{e1} \quad (I.2)$$

Où t_{ei} représente le moment de l'émission du signal i .

- De même, la période apparente, qui correspond à la période mesurée dans le référentiel lié au récepteur, est donnée par :

$$T_a = t_{r2} - t_{r1} \quad (I.3)$$

Où t_{ri} représente le moment de réception du signal i émis par la source.

- Étant donné que la source et le récepteur sont en mouvement l'un par rapport à l'autre, leur distance varie. Par conséquent, les temps de trajet entre la première émission et sa réception, ainsi que la deuxième émission et sa réception sont différents :

$$(\Delta_{t1} = t_{r1} - t_{e1}) \neq (\Delta_{t2} = t_{r2} - t_{e2}) \quad (I.4)$$

On déduit donc :

$$T_a - T = \Delta_{t2} - \Delta_{t1} \quad \text{Ou encore} \quad T_a = T + \Delta_{t2} - \Delta_{t1} \quad (I.5)$$

De ce fait, plusieurs cas peuvent être étudiés :

- Si la source et le récepteur sont immobiles : $T_a = T$
- Si la source s'approche du récepteur immobile (ou si le récepteur s'approche de la source immobile) : $T_a < T$
- Si la source s'éloigne du récepteur immobile (ou si le récepteur s'éloigne de la source immobile) : $T_a > T$
- Si la source et le récepteur sont en mouvement.

I.5 Différents cas

I.5.1 Récepteur et source immobiles

Si la source S émet un signal de fréquence f et qu'elle est immobile, les trains d'ondes successifs arrivent avec la même périodicité, et donc la même fréquence, au niveau du récepteur R également immobile. Ainsi, il n'y a pas de décalage Doppler (**Figure I.3**) :

$$f_a = f \leftrightarrow T_a = T \quad (\text{I.6})$$

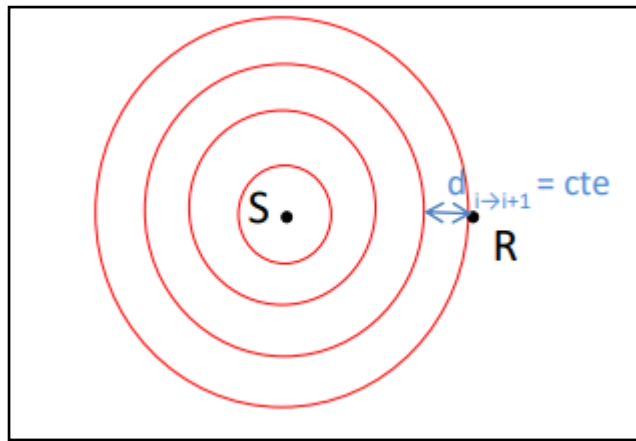


Figure I.3 : Illustration de la situation sans effet Doppler [4].

I.5.2 Récepteur immobile et source s'approchant

La source S émet un signal périodique avec une fréquence f et une période T . Le premier front d'onde parcourt une distance

$$d = v \times T \quad (\text{I.7})$$

Cependant, comme la source est en mouvement, elle parcourt également une distance $d_s = v_s \times T$ avant d'émettre le deuxième front d'onde. Par conséquent, on peut calculer la distance entre les deux fronts d'onde en soustrayant la distance parcourue par la source de la distance totale parcourue par le premier front d'onde (**Figure I.4**):

$$d_{1 \rightarrow 2} = d - d_s = (v - v_s) \quad (\text{I.8})$$

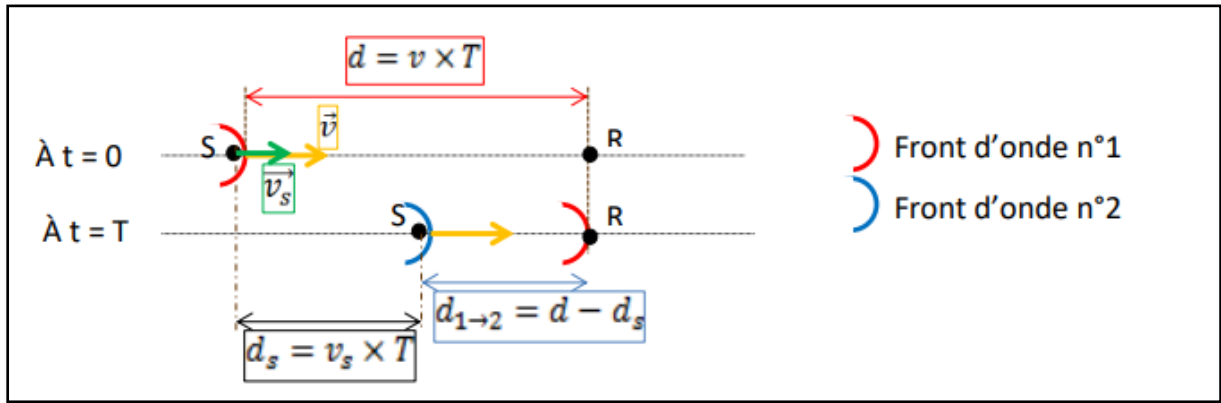


Figure I.4 : Schéma explicatif du cas « Récepteur immobile et source s’approchant » [4].

Chaque onde ayant une vitesse de propagation constante v , la distance entre deux ondes successives reste la même (Figure I.5 (a)). Par conséquent, la période apparente peut être exprimée comme suit :

$$T_a = \frac{d_{1 \rightarrow 2}}{v} = T \times \frac{(v - v_s)}{v} \tag{I.9}$$

De ce fait, la fréquence apparente est la suivante :

$$f_a = \frac{1}{T_a} = f \times \frac{v}{(v - v_s)} \tag{I.10}$$

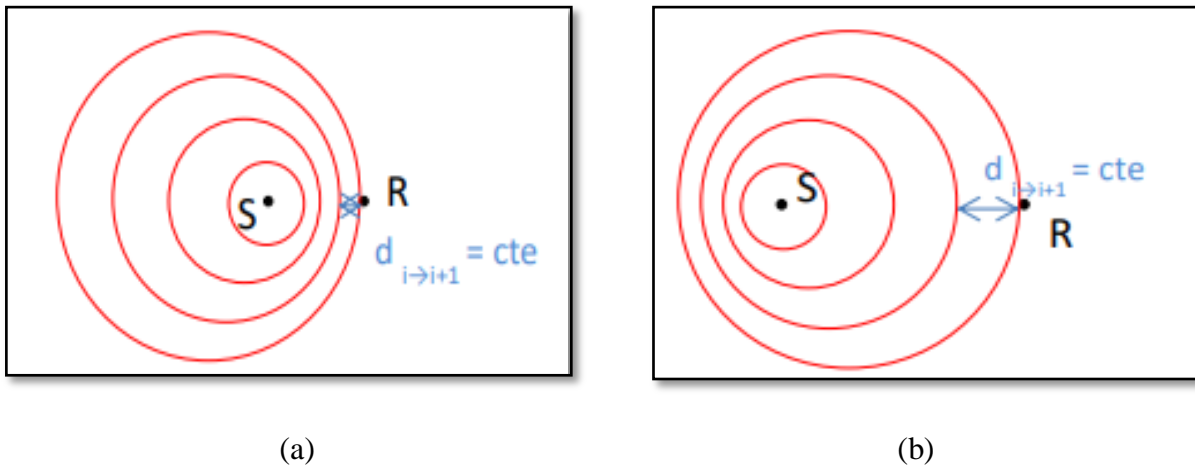


Figure I.5 : Illustration de l’effet Doppler lorsque la source s’approche (a) et s’éloigne (b) du récepteur [4].

I.5.3 Récepteur immobile et source s'éloignant

Le raisonnement est identique à celui exposé précédemment, la seule différence est l'expression de $d_{1 \rightarrow 2}$ (Figure I.5 (b)) :

$$d_{1 \rightarrow 2} = d + d_s = (v + v_s) \tag{I.11}$$

La fréquence apparente est donc la suivante :

$$f_a = \frac{1}{T_a} = f \times \frac{v}{(v + v_s)} \tag{I.12}$$

I.5.4 Source immobile et récepteur s'approchant

S émet un signal de fréquence f et cela conduit à la distance parcourue par le premier front d'onde pendant la période T , la distance parcourue par le premier front d'onde est

$$d = v \times T \tag{I.13}$$

On prend l'instant $t = T$ comme origine des temps. La source est placée à l'origine spatiale et le récepteur se trouve à une distance d de la source. A un instant t , on peut écrire les équations suivantes (Figure I.6) :

La distance parcourue par le deuxième front d'onde est donnée par (I.14) La distance parcourue par le récepteur est donnée par (I.15).

$$d_2(t) = v \times t \tag{I.14}$$

$$d_r(t) = v \times T - v_r \times t \tag{I.15}$$

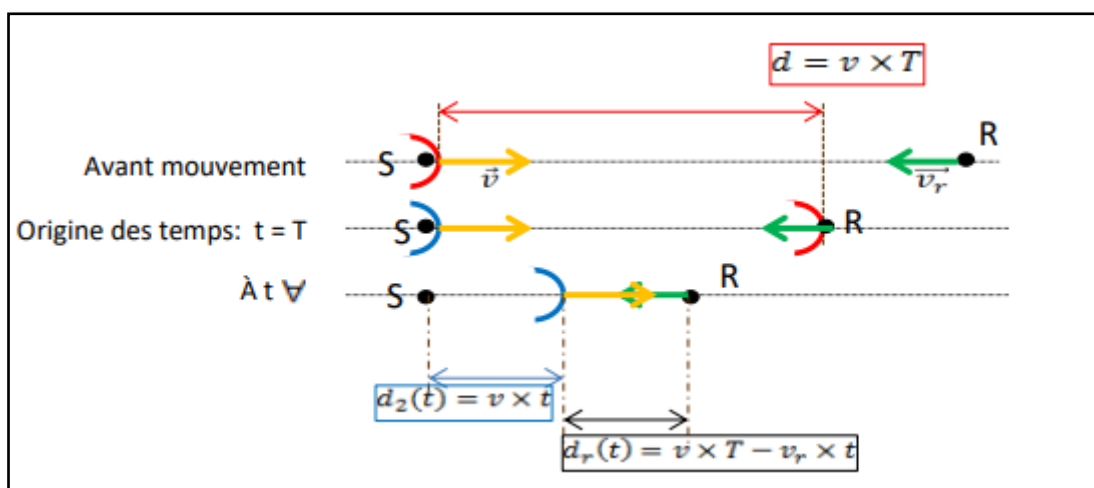


Figure I.6 : Schéma explicatif du cas « Source immobile et récepteur s'approchant » [4].

La période apparente est l'instant où le front d'onde et le récepteur vont se rencontrer. Ainsi :

$$v \times T_a = v \times T - v_r \times T_a \rightarrow T_a = T \times \frac{v}{v + v_r} \quad (\text{I.16})$$

La fréquence apparente s'écrit donc :

$$f_a = f \times \frac{(v + v_r)}{v} \quad (\text{I.17})$$

I.5.5 Récepteur et source en mouvement

I.5.5.1 Déplacement en sens inverse

Comme mentionné précédemment, lorsque la source s'approche du récepteur, la fréquence apparente est donnée par l'équation suivante :

$$f_{a1} = \frac{1}{T_a} = f \times \frac{v}{(v - v_s)} \quad (\text{I.18})$$

De même, lorsque le récepteur s'approche de la source, la fréquence apparente est donnée par l'équation suivante :

$$f_{a2} = f \times \frac{(v + v_r)}{v} \quad (\text{I.19})$$

Or, avant leur croisement, la source et le récepteur se rejoignent (**Figure I.7**).

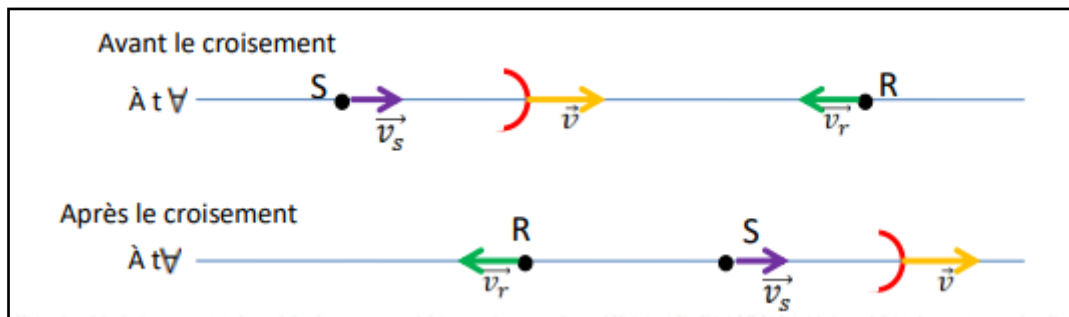


Figure I.7 : Schéma explicatif du cas « Récepteur et source en mouvement -Déplacement en sens inverse » [4].

La fréquence f de l'expression (14) n'est alors plus la fréquence de l'onde mais la fréquence apparente (f_{a1}) définie précédemment. Ainsi, la fréquence apparente s'exprime de la façon suivante :

$$f_a = f_{a1} \times \frac{(v + v_r)}{v} = f \times \frac{v}{(v - v_s)} \times \frac{(v + v_r)}{v} \quad (\text{I.20})$$

$$f_a = f \times \frac{(v + v_r)}{(v - v_s)} \quad (\text{I.21})$$

De la même manière, on détermine que la fréquence apparente après leur croisement s'exprime:

$$f_a = f \times \frac{(v - v_r)}{(v + v_s)} \quad (\text{I.22})$$

I.5.5.2 Déplacement dans le même sens

De même que précédemment, en remplaçant les fréquences par les fréquences apparentes dans l'expression de la fréquence reçue par le récepteur, on obtient : Avant le dépassement (**Figure I.8**) : tout se passe comme si le récepteur s'éloignait de la source et la source se rapprochait du récepteur.

$$f_a = f \times \frac{(v - v_r)}{(v - v_s)} \quad (\text{I.23})$$

Après le dépassement (**Figure I.8**) : Tout se passe comme si la source s'éloignait du récepteur et le récepteur s'approchait de la source.

$$f_a = f \times \frac{(v - v_r)}{(v - v_s)} \quad (\text{I.24})$$

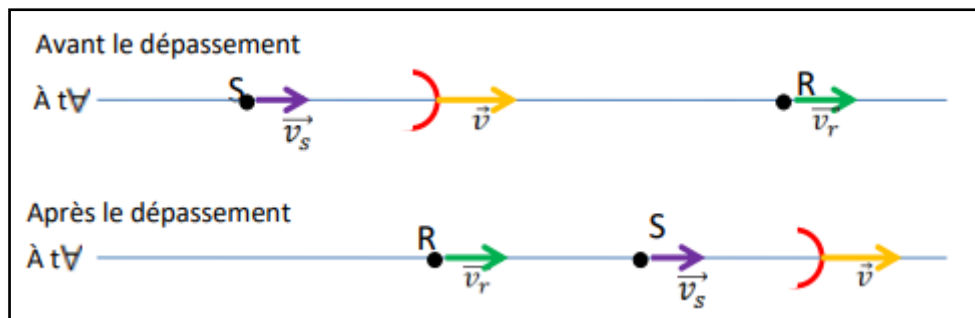


Figure I.8 : Schéma explicatif du cas « Récepteur et source en mouvement – Déplacement dans le même sens » [4].

I.6 Applications de l'effet Doppler

I.6.1 Le Radar

Un radar Doppler est un type de radar qui se sert de l'effet Doppler-Fizeau de l'écho réfléchi par une cible pour évaluer sa vitesse radiale. Le radar émet un signal à partir de son antenne directionnelle, qui est ensuite réfléchi par la cible et comparé en fréquence avec le signal initial, permettant ainsi une mesure directe et très précise de la vitesse de la cible dans l'axe du faisceau.

Les radars Doppler sont utilisés dans diverses applications telles que la défense aérienne, le contrôle du trafic aérien, la surveillance des satellites, les contrôles de vitesse sur route, la radiologie et les réseaux d'assainissement [5].

I.6.2 Astronomie

L'effet Doppler permet de mesurer directement la vitesse d'approche ou d'éloignement des objets célestes tels que les étoiles, les galaxies ou les nuages de gaz. Lorsqu'une source en mouvement, comme une étoile, émet des ondes, celles-ci sont modifiées, créant un décalage dans les raies du spectre. Ce décalage est d'autant plus important que la source se déplace rapidement par rapport à l'observateur. Les décalages sont particulièrement importants pour les objets très rapides comme les galaxies ou les quasars. De manière simplifiée, lorsque la source s'approche de l'observateur, les raies du spectre sont décalées vers le bleu, tandis qu'elles sont décalées vers le rouge lorsqu'elle s'éloigne (**Figure I.9**) [6].

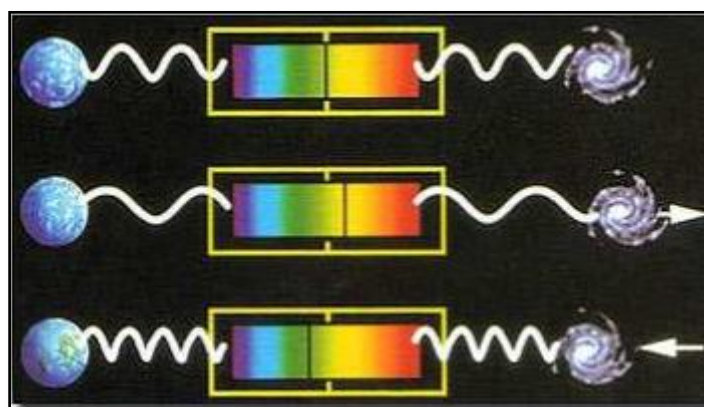


Figure I.9 : Illustration du redshift et du blueshift [6].

I.6.3 La météorologie

Le fonctionnement d'un radar météorologique repose sur l'émission d'un faisceau d'ondes électromagnétiques dans l'atmosphère. Ces ondes sont renvoyées par tous les obstacles rencontrés tels que la pluie, la neige, la grêle ou encore les montagnes. Le radar récupère ces ondes renvoyées et évalue leur densité ainsi que leur distance. Plus la perturbation atmosphérique est forte, plus l'espace entre les gouttelettes d'eau diminue et plus la quantité d'ondes renvoyées augmente. Le radar météorologique Doppler permet en plus de mesurer la vitesse radiale de ces précipitations [6].

I.7 Effet micro-Doppler

I.7.1 Définition

Lorsqu'un objet subit des déformations en plus de son déplacement global, le signal radar réfléchi est modulé en fréquence. C'est parce que les parties déformables ont des vitesses radiales différentes de la vitesse de déplacement de la cible, ce qui se traduit sur le spectre Doppler par un étalement des fréquences autour de la fréquence Doppler centrale. Cette modulation de fréquence est appelée effet micro-Doppler [7].

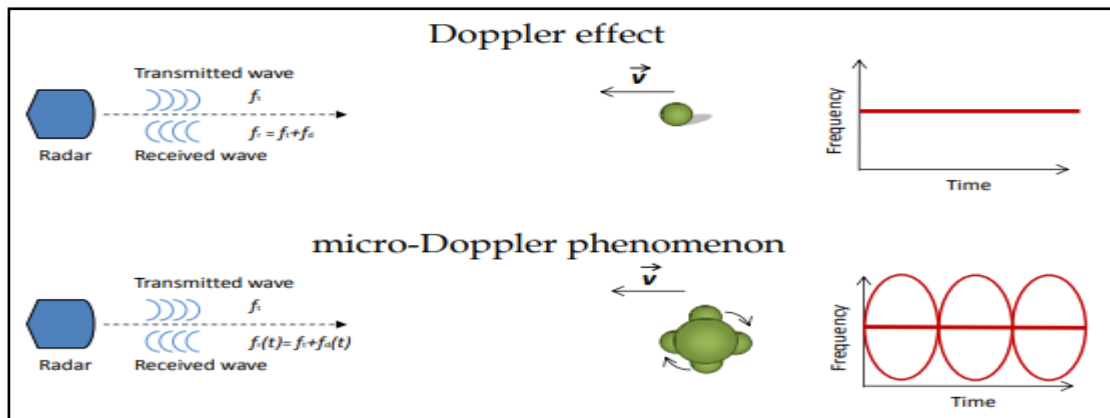


Figure I.10 : Effet doppler et micro-doppler [8].

Les sources de mouvement qui génèrent l'effet micro-Doppler sont variées. Les plus courantes sont les rotations des roues, des pales d'hélicoptères, d'antennes tournantes, des turbines d'avions, ainsi que les vibrations de structures. Activités humaines est également intéressant car les bras et les jambes ont un mouvement propre, indépendant de celui du corps [9].

Les caractéristiques des micro-Doppler sont spécifiques à chaque cible. La modulation du signal reçu est directement liée au mouvement et à la forme des micro-structures présentes sur la cible. En étudiant l'effet micro-Doppler, il est possible d'analyser l'interaction entre le signal et les parties déformables de la cible, ce qui permet d'obtenir des informations sur ses propriétés géométriques et dynamiques à partir de son spectre Doppler. Ainsi, le micro-Doppler de la cible peut être considéré comme une signature et fournir des informations supplémentaires aux méthodes de reconnaissance déjà existantes [9].

I.8 La signature micro-doppler

Le terme "signature" est couramment utilisé pour désigner l'expression caractéristique d'un objet ou d'un processus. Par exemple, Dans les radars météorologiques Doppler, une configuration particulière de forts vents sortants et entrants constitue la signature d'une tornade. Lors de l'examen du phénomène Doppler d'un objet, les caractéristiques micro-Doppler distinctives fournissent une preuve de l'identité du mouvement de l'objet. La signature micro-Doppler est la caractéristique distinctive du mouvement. Il s'agit d'une modulation de fréquence complexe représentée dans le domaine temps-fréquence, et ce sont les caractéristiques distinctives qui donnent à un objet son identité [10].

I.9 Applications des signatures radar micro-doppler

I.9.1 Signatures micro-Doppler des cibles aériennes

L'identification des hélicoptères est devenue un sujet intéressant. Pour identifier un type d'hélicoptère, en plus de sa forme et de sa taille, le nombre de pales, la longueur des pales et la vitesse de rotation du rotor sont des caractéristiques importantes pour l'identification de l'hélicoptère. Ces paramètres peuvent être estimés à partir des signatures micro-Doppler des hélicoptères [11].

I.9.2 Signatures micro-doppler des signes vitaux

L'observation, la mesure et le suivi des signes vitaux, tels que le rythme cardiaque, le pouls et la fréquence respiratoire, sont très importants non seulement pour les soins de santé, mais aussi pour retrouver des survivants coincés sous des décombres ou derrière des barrières [12].

I.9.3 Signatures micro-Doppler pour la surveillance intérieure

Le radar est également un candidat de choix pour la surveillance des activités humaines régulières et anormales à l'intérieur des immeubles de bureaux, des maisons, des écoles et des hôpitaux. Les signatures Micro-Doppler pour la surveillance intérieure deviennent un sujet de recherche de plus en plus important dans le domaine de la sécurité domestique, de la domotique et de la surveillance de l'état de santé (surveillance de l'activité, détection des chutes et des signes vitaux).

Les mouvements humains en intérieur comprennent des mouvements périodiques réguliers (tels que la marche ou la course) et des mouvements non périodiques (tels que se lever, s'asseoir, s'agenouiller et tomber). Ces événements aperiodiques peuvent constituer une indication importante de l'état de santé, par exemple une claudication chronique, une commotion cérébrale, des vertiges ou même un événement critique tel qu'une crise cardiaque. Comme ces fréquences micro-Doppler sont directement associées aux mouvements et aux manœuvres des parties du corps humain, ces signatures micro-Doppler peuvent être utilisées pour caractériser et classer ces mouvements et ces manœuvres.

En analysant soigneusement les différents modèles de la signature, il est possible d'identifier des caractéristiques propres à différentes activités et de s'en servir comme base pour la discrimination et la caractérisation des mouvements humains [13].

I.10 Conclusion

L'effet Doppler dans les radars est utilisé pour détecter les cibles en mouvement et pour mesurer leur vitesse. La fréquence de l'onde électromagnétique envoyé par le radar et réfléchi par la cible est modifiée en fonction de la vitesse et de la géométrie de la cible. Enfin, Cette variation de fréquence est détectée par le radar pour déterminer la vitesse de la cible.

Lorsque des parties de la cible sont en mouvements, cela produit l'effet micro Doppler. Ce phénomène génère des variations de fréquence causées par les mouvements relatifs des différentes parties de la cible. En exploitant ces variations de fréquence, les radars peuvent fournir des informations supplémentaires sur les cibles en mouvement. Plusieurs techniques d'analyse sont offertes, permettant d'exploiter finement ces variations de fréquence. Ceci fera l'objet du chapitre 2.

Chapitre II

Analyse temps-fréquence

II.1 Introduction

La transformée de Fourier (TF) est une technique de traitement de signal largement utilisée dans de nombreux domaines, notamment en analyse de signal radar. Cependant, la transformée de Fourier ne permet pas d'analyser les signaux micro-Doppler, en raison de ses limites vis-à-vis de la détection des variations de la fréquence dans le temps.

Les solutions monodimensionnelles telles que la TF ne semblent donc pas bien adaptés et il faut considérer les fonctions bidimensionnelles (fonctions des variables temps et fréquence).

Plusieurs techniques sont employées pour l'analyse des signaux non stationnaires tels que les signaux micro Doppler. La transformée de Fourier à court terme, la transformée en ondelettes et autres, sont des techniques bien adaptés pour extraire des informations sur la structure temporelle complexe des signaux micro-Doppler.

II.2 Transformée de Fourier à Court Terme

La transformée de Fourier à fenêtre glissante TFCT, connue sous le nom de STFT (Short Time Fourier Transform) en anglais, a été introduite par Gabor [14] en 1946, puis par J.B Allen [15] en 1977, en tant que solution pour l'analyse dans le domaine temps-fréquentiel.

L'analyse temps-fréquence repose sur un principe simple : on multiplie le signal à analyser par une fonction fenêtre, généralement une fenêtre gaussienne dans le cas de la transformée de Gabor, ou bien par des fenêtres de type Hamming, Hanning, Blackman, Kaiser, rectangulaire, centrée autour de zéro (à $t = 0$). Cette fonction a une valeur pendant une courte période et est nulle en dehors de cette période. Ensuite, on calcule la transformée de Fourier du signal obtenu.

Le résultat est une représentation bidimensionnelle du signal, qui peut être exprimée mathématiquement comme suit :

$$TFCT_x^h(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)h^*(t - \tau)e^{-2j\pi f\tau} d\tau \quad (\text{II.1})$$

On peut voir la TFCT comme une représentation locale du spectre du signal (τ) se déplaçant sur toute la durée du signal grâce à la fenêtre d'analyse à court terme $h^*(t - \tau)$, qui élimine le signal en dehors d'une zone autour du point d'analyse $\tau = t$.

Si, en particulier, la fenêtre $h(t)$ est gaussienne et suit la forme générale suivante :

$$h(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{\left(\frac{-t^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (\text{II.2})$$

Alors, la TFCT de $x(t)$ par rapport à $h(t)$ correspond exactement à la transformée de Gabor de $x(t)$ en utilisant la fonction gaussienne $h(t)$ [16]. Le paramètre positif $A = 1/\sqrt{2\pi}\sigma$ représente le pic de la gaussienne, tandis que $\sigma > 0$ contrôle la largeur de la cloche.

II.3 Limites de la Transformé de Fourier à Court Terme

La qualité de la localisation temps-fréquence est directement liée à la résolution temporelle définie comme la capacité de distinguer entre deux événements successifs et à la résolution fréquentielle qui exprime la capacité de différencier deux sinusoïdes à fréquences proches [16].

Par conséquent, il existe toujours un compromis entre les résolutions temporelles et fréquentielles, car il n'est pas possible de concevoir simultanément une fenêtre $h(t)$ de courte durée et un filtre $H(f)$ à bande étroite [17]. Cela est connu sous le nom de principe d'incertitude de Heisenberg-Gabor, également appelé inégalité de Heisenberg-Gabor, qui indique que le produit de la durée et de la bande passante est limité par une valeur inférieure déterminée [18].

$$\Delta t \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (\text{II.3})$$

Ce concept fondamental implique qu'une forme d'onde ne peut pas avoir à la fois une durée arbitrairement courte et une bande passante arbitrairement étroite. Plus un signal se concentre sur son centre dans le domaine temporel, plus il se dispersera dans le domaine fréquentiel. Pour la TFCT, l'utilisation d'une fenêtre d'analyse trop courte entraîne une excellente localisation temporelle mais une mauvaise localisation fréquentielle, et l'inverse est vrai (**Tableau II.1**).

Tableau II.1: les deux cas extrêmes de localisation temporelle et fréquentielle de la TFCT [17].

$x(t) = \delta(t) \rightarrow \mathbf{TFCT}_x^h(t, f) = x(t)e^{2j\pi ft}$	$x(t) = \delta(t) \rightarrow \mathbf{TFCT}_x^h(t, f) = x(f)$
localisation parfaite en temps	localisation parfaite en fréquence
Pas de localisation fréquentielle	Pas de localisation temporelle

La **Figure II.1** présente la représentation temporelle d'une onde contenant deux signaux de modulation linéaire de fréquence, le premier signal commence à partir de 500 Hz et se termine par 1500 Hz, tant que le deuxième diminue à partir de 1500 Hz jusqu'à 500 Hz.

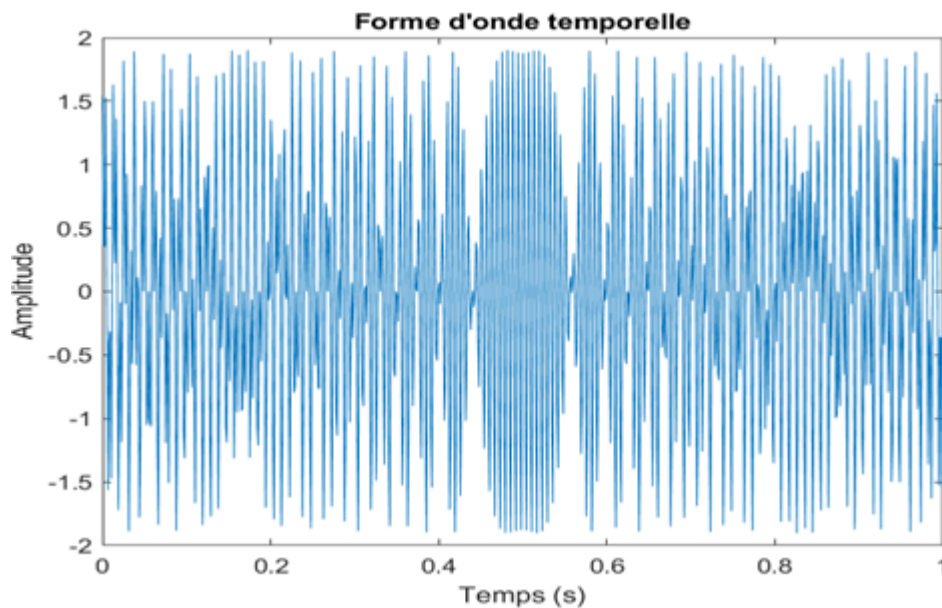


Figure II.1 : Représentation temporelle d'un signal synthétique modulé linéairement en fréquence [19].

La **Figure II.2** illustre le module de la TFCT de ce signal non-stationnaire. Différentes fenêtres d'analyse sont utilisées avec une longueur $L = 64$ puis 128.

Il est clair que la résolution fréquentielle pour $L=128$ est bien meilleure que pour $L=64$ qui reste mauvaise. Cela s'explique par le fait que la TFCT est capable de localiser correctement la première composante fréquentielle (début de 500Hz jusqu'à 1500Hz), et la deuxième composante débutant de 1500 Hz et se terminant à 500 Hz, la localisation temporelle n'est pas importante.

L'étude a été complétée par l'utilisation par plusieurs types de fenêtres, dans l'ordre la fenêtre de Gaussian, Hamming sont comparées à la fenêtre de Kaiser, où les termes d'interférences sont considérablement réduit.

II.4 Les représentations temps-fréquence quadratiques

Les représentations temps fréquences quadratiques du signal ne sont rien que des distributions temps-fréquence de l'énergie.

II.4.1 Spectrogramme

Si l'on considère le module au carré de la TFCT, on obtient une densité d'énergie spectrale du signal localement fenêtré

$$S_x(t, f) = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} x(u) h^*(u - t) e^{-2j\pi f u} du \right|^2 \quad (\text{II.4})$$

Cela donne la définition du spectrogramme en tant que distribution réelle et non négative. Étant donné que la fenêtre h de la TFCT est supposée avoir une énergie unitaire, le spectrogramme respecte la propriété de distribution d'énergie globale.

$$\iint_{-\infty}^{+\infty} S_x(t, v) dt df = E_x \quad (\text{II.5})$$

De cette manière, le spectrogramme peut être compris comme une mesure de l'énergie du signal présente dans le domaine temps-fréquence, centré autour du point (t, f) , et dont la forme reste inchangée indépendamment de cette localisation.

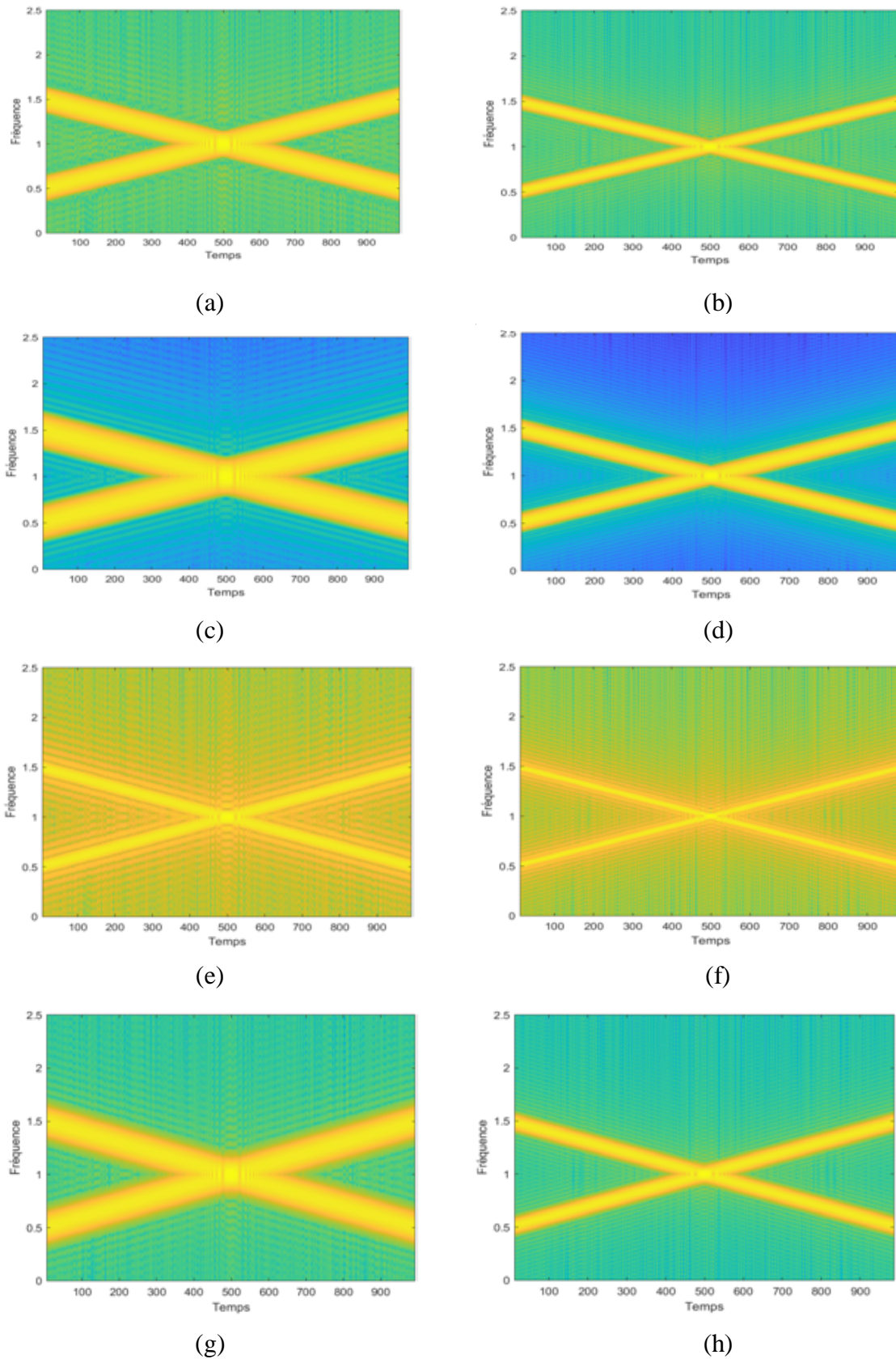


Figure II.2 : Le module de la TFCT d'une onde contenant deux signaux de modulation linéaire de fréquence (a) Hamming(64), (b) Hamming(128), (c) blackman (64), (d) blackman (128), (e) Kaiser (64), (f) Kaiser (128), (g) Gaussian (64), (h) Gaussian (128). [19]

II.4.1.1 Propriétés

- Covariance temps et fréquence :

Une conséquence immédiate de la définition du spectrogramme est sa capacité à préserver les décalages temporels et fréquentiels :

$$Y(t) = X(t - t_0) \Rightarrow S(t, \nu) = S_X(t - t_0, \nu) \quad (\text{II.6})$$

Par conséquent, le spectrogramme fait partie de la classe des distributions temps-fréquences quadratiques qui sont covariantes par translation en temps et en fréquence.

- Résolution temps-fréquence :

Puisque le spectrogramme est calculé à partir de l'amplitude au carré de la TFCT, il est évident que sa résolution temps-fréquence est limitée de la même manière que celle de la TFCT. En particulier, il y a encore un compromis entre la résolution temporelle et la résolution fréquentielle. Cette limitation de résolution est la principale limitation de cette représentation [19].

- Structure d'interférence :

Comme il s'agit d'une représentation quadratique(ou bilinéaire), le spectrogramme de la somme de deux signaux n'est pas la somme des deux spectrogrammes (principe de superposition quadratique) :

$$Y(t) = X_1 + X_2 \Rightarrow S_Y(t, \nu) = S_{X_1}(t, \nu) + S_{X_2}(t, \nu) + 2\text{Re}\left\{\left(S_{X_1, X_2}(t, \nu)\right)\right\} \quad (\text{II.7})$$

Où $S_{X_1, X_2}(t, \nu)$ est le spectrogramme croisé et désigne la partie réelle. Ainsi, comme toute distribution quadratique, le spectrogramme présente des termes d'interférence, donnés par $S_{X_1, X_2}(t, \nu)$. Cependant, il a été montré que ces termes d'interférence sont limités aux régions du plan temps-fréquence où les auto-spectrogrammes $S_{X_1}(t, \nu)$ et $S_{X_2}(t, \nu)$ se chevauchent. Ainsi, si les composantes de signal $x_1(t)$ et $x_2(t)$ sont suffisamment éloignées pour que leurs spectrogrammes ne se chevauchent pas de manière significative, alors les termes d'interférence seront presque identiques à zéro. Cette propriété, qui est un avantage pratique du spectrogramme, est en fait une conséquence de la mauvaise résolution du spectrogramme [20].

Exemple

Afin d'illustrer le compromis entre la résolution du spectrogramme et sa structure d'interférence, nous examinons un signal constitué de deux chirps parallèles et l'analysons à l'aide du spectrogramme, en utilisant deux fenêtres gaussiennes de largeurs L égales à 23 et 63 respectivement (**Figure II.3**).

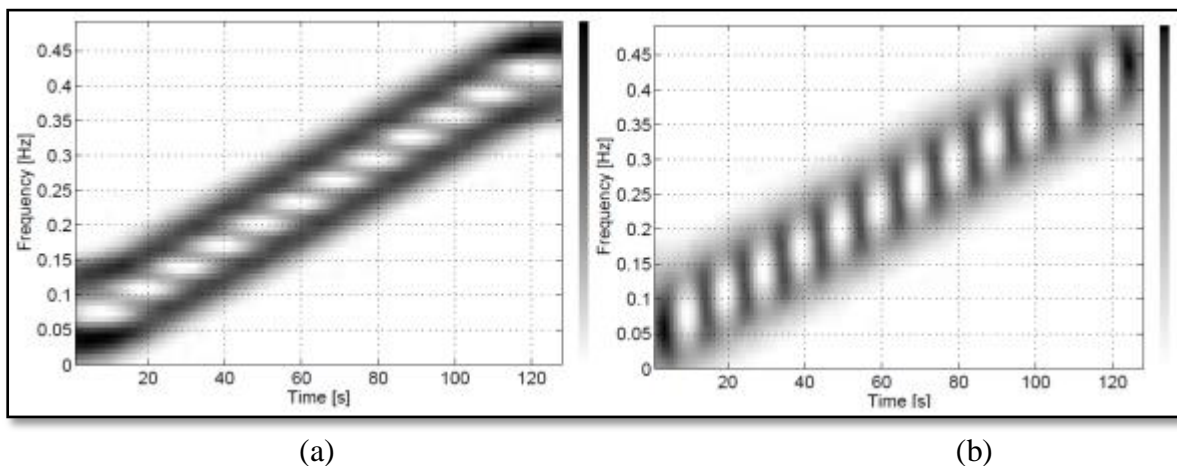


Figure II.3 : Spectrogramme de deux chirps parallèles, utilisant une fenêtre d'analyse gaussienne (a) d'une courte durée ($L=23$). (b) d'une longue durée ($L=63$). [19]

Dans les deux cas, les deux composantes FM du signal ne sont pas suffisamment éloignées pour être distinguées dans les spectrogrammes, quelle que soit la longueur de la fenêtre. Par conséquent, des termes d'interférence sont présents et affectent la clarté de la représentation temps-fréquence.

En revanche, si nous considérons des composantes plus éloignées (**Figure II.4**), les spectrogrammes ne se chevauchent pas et aucun terme d'interférence n'apparaît. On peut également observer l'effet d'une fenêtre courte (h1) et d'une fenêtre longue (h2) sur la résolution temps-fréquence. Dans ce cas, la fenêtre longue (h2) est préférable car la progression de fréquence n'est pas très rapide, ce qui permet de supposer que le signal est quasi-stationnaire sur la fenêtre (h2) (donc la résolution temporelle est moins importante que la résolution fréquentielle dans ce cas), tandis que la fenêtre courte h1 offre une bonne résolution temporelle mais une mauvaise résolution fréquentielle [19].

Le spectrogramme peut être considéré comme une généralisation naturelle des méthodes de Fourier fenêtrées. Cependant, il ne représente pas la transformation temps-fréquence quadratique la plus populaire. L'un de ses inconvénients est sa dépendance à la fonction de fenêtre utilisée. Ces limitations indésirables ont encouragé les chercheurs dans le domaine du traitement du signal à explorer d'autres techniques de transformation. Parmi les

transformations les plus couramment utilisées, on trouve la transformation classique de Wigner et Ville, que nous aborderons par la suite [19].

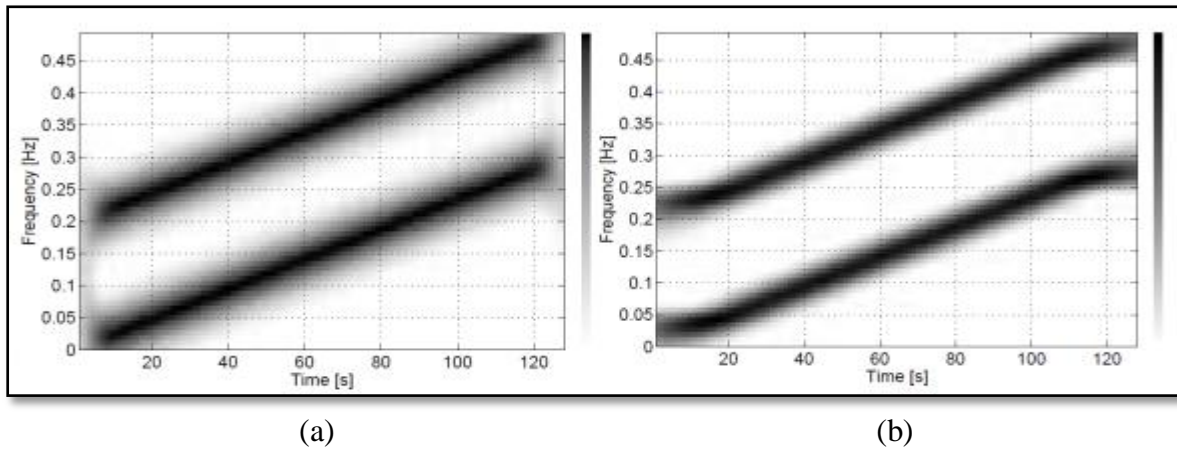


Figure II.4 : Spectrogramme de deux chirps parallèles plus éloignés, en utilisant une fenêtre d'analyse gaussienne (a) courte h_1 . (b) longue h_2 [19].

II.4.2 Distribution de Wigner-Ville

La distribution de Wigner-Ville (WVD) est reconnue comme une méthode de représentation temps-fréquence qui parvient à trouver un bon équilibre entre la résolution temporelle et la résolution fréquentielle [21, 22]. La WVD d'un signal $x(t)$ est mathématiquement exprimée par :

$$WVD_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-2j\pi f\tau} d\tau \quad (\text{II.8})$$

Où, $x^*(t)$ est le conjugué complexe de $x(t)$. La WVD peut fournir une très bonne résolution en temps et en fréquence comme montré sur la Figure 5.

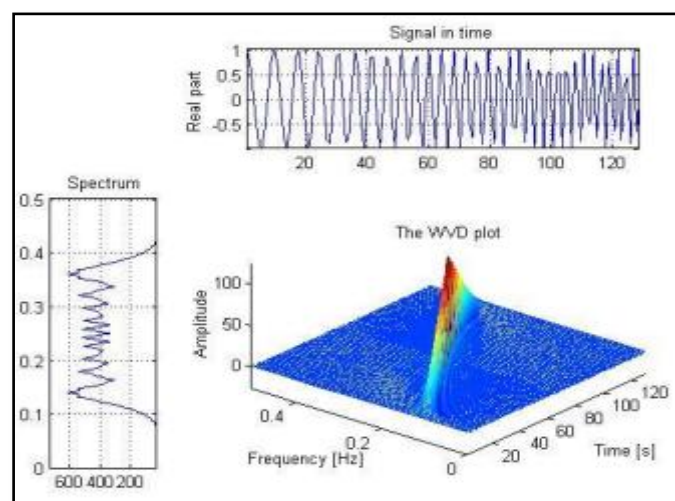


Figure II.5 : Distribution de wigner-ville d'un chirp linéaire [4].

II.4.2.1 Propriétés [21]

- La WVD représente le "spectre instantané" qui répond aux contraintes de distribution marginale temporelle et fréquentielle.
- Elle est conforme aux translations temporelles et fréquentielles, ainsi qu'aux changements d'échelle.
- Aucune hypothèse de stationnarité locale n'est formulée, ce qui signifie qu'il n'est pas nécessaire d'utiliser des fenêtres d'analyse.
- Elle permet une bonne localisation des structures énergétiques dans le domaine temps-fréquence.
- Elle est particulièrement adaptée aux modulations linéaires car elle concentre l'énergie le long de la fréquence instantanée.

Cependant cette méthode a des inconvénients non négligeables tels que [23] :

- Des valeurs négatives peuvent être présentes ceci est dû à l'incompatibilité entre positivité et bilinéarité assortie de marginales correctes.
- La lisibilité réduite de par la présence de termes d'interférences pouvant être importants.

Lorsque nous sommes en présence de signaux réels, ce facteur est rédhibitoire. En effet, la WVD fournit d'excellents résultats pour des signaux mono-composants mais pour les signaux à composantes multiples, elle présente des interférences indésirables. Malheureusement les signaux réels sont souvent à composantes multiples [24]. Pour illustrer ce phénomène, la WVD du signal multi composant $\tilde{x}(t) = x_1(t) + x_2(t)$ est :

$$WVD_{\tilde{x}}(t, f) = WVD_{x_1+x_2}(t, f) \quad (\text{II.9})$$

$$WVD_{\tilde{x}}(t, f) = WVD_{x_1}(t, f) + WVD_{x_2}(t, f) + 2\text{Re}[WVD_{x_1x_2}(t, f)] \quad (\text{II.10})$$

Les deux premiers termes, $WVD_{x_1}(t, f)$ et $WVD_{x_2}(t, f)$ sont respectivement la WVD des signaux $x_1(t)$ et $x_2(t)$, et ils sont appelés termes automatiques. Le dernier terme $WVD_{x_1x_2}$ est la WVD croisée de $x_1(t)$ et $x_2(t)$, il est donné par :

$$WVD_{x_1x_2}(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x_2^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-2j\pi f\tau} d\tau \quad (\text{II.11})$$

Il est possible de réduire les termes croisés générés par la WVD en utilisant des fonctions de noyau de lissage appropriées et en analysant le signal analytique plutôt que le signal d'origine. Cette approche permet de résoudre le problème des termes croisés produits par des composantes de fréquence négatives. Le signal analytique, représenté par l'équation (II.12), est utilisé pour obtenir l'équation (II.14).

$$x_a(t) = x(t) + jH[x(t)] \quad (\text{II.12})$$

Où $H[x(t)]$ est la transformée de Hilbert (TH) définie comme :

$$H[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(t-\theta)}{\theta} d\theta \quad (\text{II.13})$$

Alors, l'équation (II.8) sera :

$$WVD_{x_a}(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x_a\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x_a^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-2j\pi f\tau} d\tau \quad (\text{II.14})$$

Où, $x_a(t)$ est le signal analytique associé au signal $x(t)$.

L'utilisation de la version analytique du signal avec la distribution de Wigner-Ville présente davantage d'intérêt. En effet, le signal analytique permet de réduire les interférences propres à cette représentation [24], comme illustré dans la Figure II.6. La **Figure II.6 (a)** représente la distribution de Wigner-Ville du signal réel, tandis que la **Figure II.6 (b)** représente la distribution de Wigner-Ville du signal analytique associé au signal réel [25].

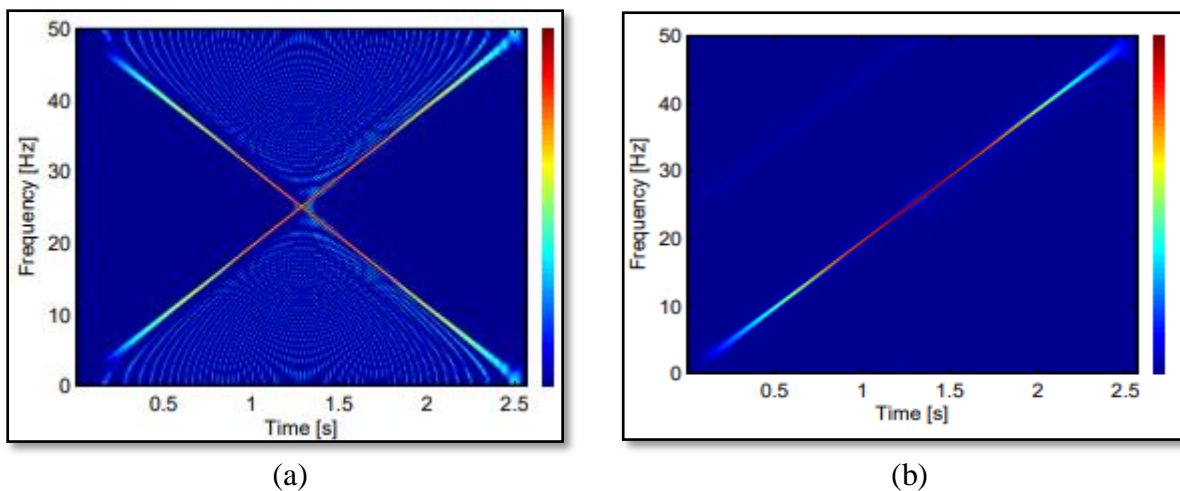


Figure II.6 : (a) Distribution de Wigner-Ville du signal-test chirp linéaire. (b) Distribution de Wigner-Ville de la version analytique du signal-test multi composantes [26].

La distribution de Wigner-Ville est particulièrement adaptée aux signaux comportant une seule composante linéaire [27]. La **Figure II.6 (b)** illustre le fait qu'en utilisant le signal analytique plutôt que le signal réel, il n'y a pas d'interférence. Cependant, lorsque plusieurs composantes sont présentes ou si la composante n'est pas linéaire, des interférences se manifestent (**Figure II.6**).

Dans la **Figure II.7 (a)**, des interférences entre les composantes apparaissent sous la forme d'ondelettes espacées régulièrement dans une direction intermédiaire entre les deux composantes. Des interférences propres à la composante non linéaire apparaissent également sous la forme de répliques atténuées de la composante (**Figure II.7 (b)**) [26].

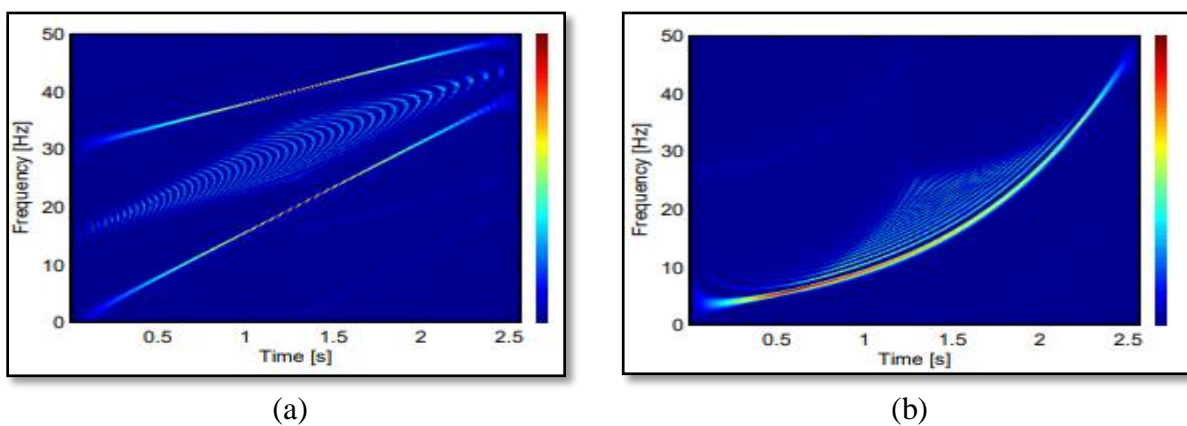


Figure II.7 : (a) WVD de la version analytique du signal-test multi composantes et (b) WVD de la version analytique du signal-test chirp exponentiel [26].

Cependant, il est important de souligner que les interférences ne posent pas toujours problème et peuvent parfois fournir des informations complémentaires aux composantes elles-mêmes [28]. La **Figure II.8** illustre ce principe en montrant que la périodicité des interférences est inversement proportionnelle à l'espacement en fréquence entre les deux composantes sinusoïdales.

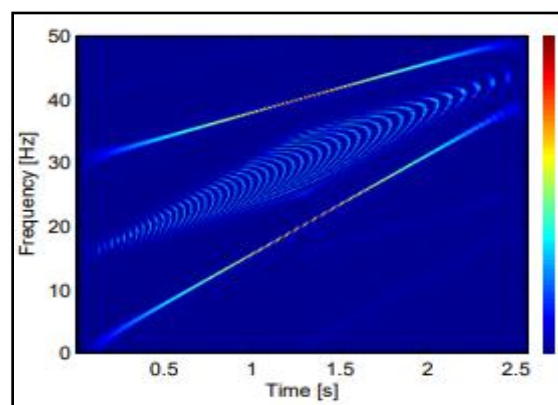


Figure II.8 : Distribution de Wigner-Ville, version analytique d'un signal constitué de deux sinusoides décalées en fréquence [26].

II.5 L'analyse temps-échelle (transformée en ondelette)

Connue en anglais sous le nom de Wavelet Transform (WT), cette méthode est fondamentalement similaire à une analyse spectrale de Fourier, mais utilise des ondelettes plutôt qu'une fonction de fenêtre fixe. Généralement défini par [29,30].

$$W(a, b, X, \psi) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \psi * \left(\frac{t - b}{a} \right) dt \quad (\text{II.15})$$

Où :

ψ : est la fonction d'ondelettes de base :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(\frac{t - b}{a} \right) \quad (\text{II.16})$$

b : la translation.

a : le facteur de dilatation.

$\frac{1}{\sqrt{a}}$: est choisie pour assurer à toutes les fonctions $\psi_{a,b}(t)$ d'avoir la même énergie que ψ .

Une explication intuitive de l'équation précédente (II.16)

La projection du signal $X(t)$ sur la fonction de base des ondelettes ψ , obtenue par décalage de t et changement d'échelle a , est représentée par $W(a, b, X, \psi)$. La fonction de base des ondelettes ψ , peut être adaptée en fonction des besoins spécifiques, mais sa forme doit être déterminée avant l'analyse.

II.5.1 Exemple sur la transformée en ondelette

Un exemple de l'application d'une transformée en ondelettes continue (basée sur une ondelette de Morlet) à un train d'impulsions périodique est donné à la **Figure (II.9)**.

La transformée en ondelettes continue (TOC) du signal présente une transition fluide entre les échelles fines (hautes fréquences) où les impulsions sont perçues comme des entités individuelles, et les grandes échelles (basses fréquences) où la périodicité se manifeste par des raies spectrales. Il est important de noter que l'axe des fréquences est représenté sur une échelle logarithmique.

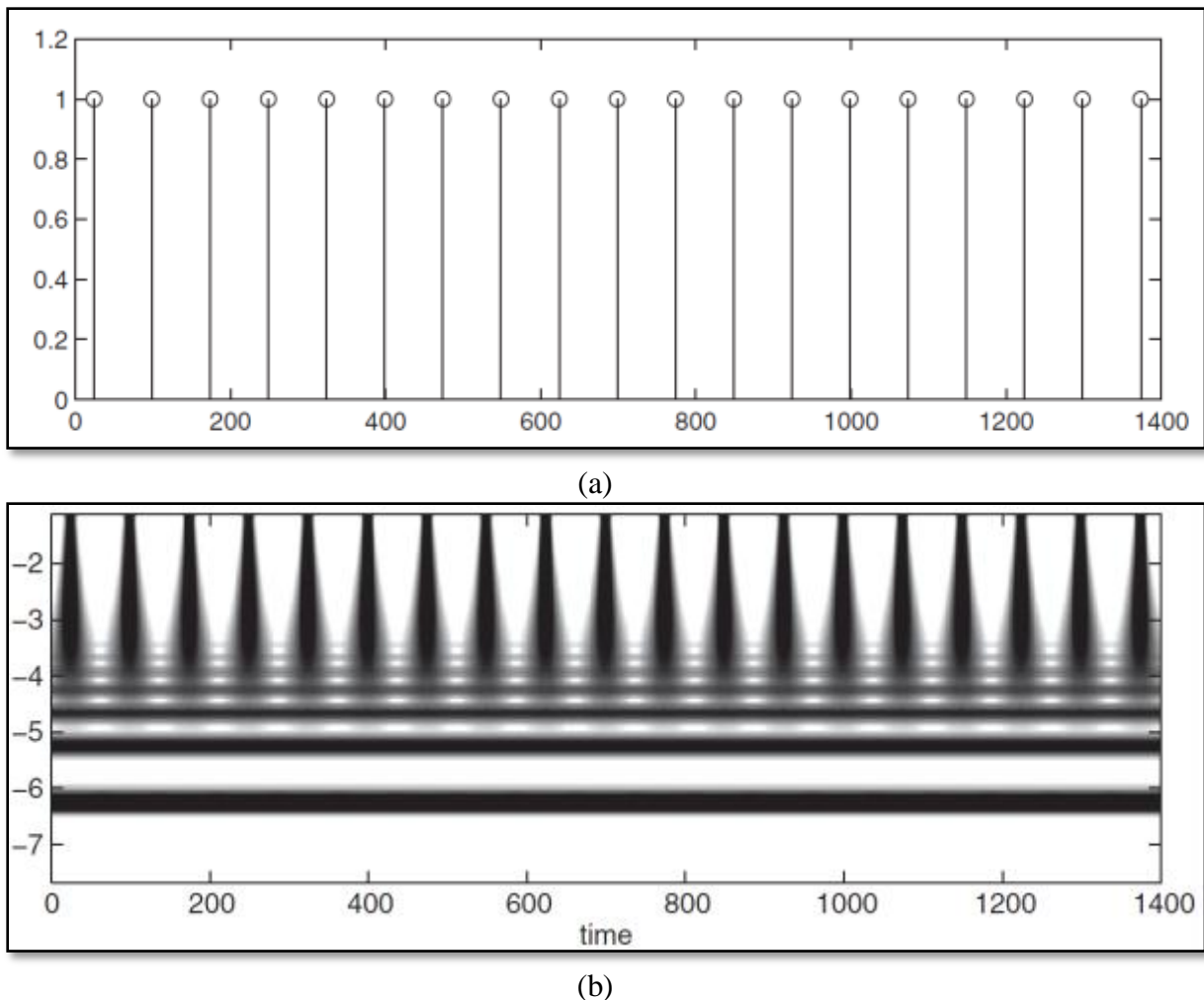


Figure II.9 : (a) Train d'impulsions. (b) TOC du train d'impulsions [31].

II.6 Conclusion

Contrairement aux représentations classiques, les techniques d'analyse temps fréquences qui ne sont que des représentations conjointes temps fréquences caractérisent au mieux la nature des signaux non stationnaires, d'où les signaux micro Doppler.

Dans les outils d'analyse temps fréquence les plus populaires tels que la TFCT, les variables temps et fréquences sont mutuellement exclusive, c'est-à-dire que pour représenter une variable, l'autre est moyennée. Par conséquent, le signal devient non-localisé par rapport à la variable exclue.

En contrepartie, les outils de représentations quadratiques, dites Distributions ou DTF permettent de représenter l'énergie du signal comme une fonction à la fois du temps et de la fréquence. Cela n'est pas sans inconvénient puisque, cette distribution qui est quadratique fait augmenter aussi les termes d'interférences.

Chapitre III

Classification des signaux micro-doppler

III.1 Introduction

Partant des propriétés des signaux micro Doppler qui sont essentiellement des signaux non stationnaires, il est naturel de s'orienter vers les représentations temps-fréquence (*RTFs*). En effet, ces techniques permettent de fournir la façon dont la fréquence du signal varie au cours du temps, et ainsi extraire des informations spécifiques et significatives pour chaque classe prédéfinies au préalable dans chapitre précédent : classe (Runing) et classe (Walking).

A la lumière de ce qui a été obtenus au cours de l'Analyse Temps Fréquence qui représente une étape décisive pour le passage à la phase d'apprentissage et classification qui a fait l'objet de cette étude, détaillé dans ce qui suit.

Description de la base de données

La base de données a été obtenue à partir des enregistrements d'un radar de surveillance terrestre à courte portée. Lorsqu'un signal RF est incident sur une cible se déplaçant vers le radar ou s'en éloignant, les signaux réfléchis par les différentes composantes de la cible auront un décalage Doppler proportionnel à la vitesse de ces composantes.

Le capteur utilisé pour la collecte des données est un radar pulsé-Doppler de surveillance terrestre de 16,8 GHz. Les paramètres du radar sont les suivants : puissance moyenne 5 mW, largeur d'impulsion 15 μ s, résolution moyenne de portée 150 m, résolution en élévation 7,5° et résolution en azimut 5°.

Une grande base de données des signaux Doppler réels bruts a été créée à partir de plus de 80 scénarios différents. Au moins 20 secondes de chaque scénario ont été enregistrées et échantillonnées à une fréquence de 4 kHz. Le signal audio de bande de base du radar a été enregistré sur un ordinateur portable, où les données ont été sauvegardées sous forme de fichiers WAV numérisés. Cela a permis de traiter facilement les données en utilisant MATLAB.

Les cibles des classes suivantes ont été enregistrées :

- Personnes et groupe de personnes :

Mouvement: trois mouvements sont considérés : rampant, en état de marche et en course. [Crawling, walking, and running].

Deux autres critères (directions) sont rajoutés aux mouvements: éloignement ou rapprochement du radar. [go-away, toward].

Dans cette étude, on s'est contenté de traiter la classe 1, personne et groupe de personnes, l'état du sujet considéré est soit en état de marche, soit en train de courir. Pour chaque cas, on a considéré seulement le scénario de l'éloignement du radar.

Notre étude a exploité les deux classes précédentes : sujet en position marche, sujet entrain de courir. Pour chaque classe, on a considéré seulement le scénario de l'éloignement du radar.

La base de données peut être téléchargée gratuitement à l'adresse suivante [32].

III.2 Spectrogramme

Introduction

Le mouvement de la marche humaine est une action complexe qui implique de nombreux mouvements des différentes parties du corps. Ces mouvements génèrent un effet micro-Doppler qui est approprié pour la reconnaissance des cibles et peut être clairement identifié à l'aide de représentations temps-fréquence. Pour un signal discret 1-D $X[n]$, la TFCT est définie comme suit :

$$X[n, k] = \sum_{r=-\infty}^{+\infty} x[r]w[r - n]e^{-\frac{j2\pi rk}{N}}, k = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (\text{III.1})$$

Où,

n : représente l'indice de temps discret ;

k : représente l'indice de fréquence discret ;

N : est le nombre de points utilisés pour calculer la transformée de Fourier discrète (DFT) ;

$w[n]$: est le fonction de fenêtre.

La résolution de la TFCT est déterminée par la taille de la fenêtre N_w . Une fenêtre $w[n]$ plus courte offre une meilleure résolution temporelle, mais une résolution fréquentielle plus faible. Les fenêtres peuvent se chevaucher ou être disjointes. Un chevauchement plus important des fenêtres permet d'obtenir un spectrogramme lissé avec une résolution temporelle plus élevée.

Le spectrogramme $S[n,k]$ du signal discret $X[n]$ est calculé en prenant le carré de l'amplitude de sa TFCT.

$$S[n, k] = |X[n, k]|^2 \quad (\text{III.2})$$

III.3 Choix des paramètres du spectrogramme

Le choix des paramètres du spectrogramme doit réaliser le compromis entre la résolution temporelle et fréquentielle, d'où l'objectif est d'optimiser ces paramètres, qui sont : la fenêtre utilisée, la longueur de la fenêtre appliquée et le nombre de points FFT. Cette optimisation doit améliorer la résolution temporelle et fréquentielle du spectrogramme, ce qui permettra une meilleure caractérisation des structures et des variations du signal.

III.3.1 Analyse comparative des spectrogrammes avec des différentes tailles de FFT

Dans cette étude, deux signaux de test ont été utilisés. A ce niveau d'étude, il n'est pas important de choisir une classe bien particulière (en marche ou en courant). Les spectrogrammes de ces deux signaux ont été calculés en utilisant ces trois tailles de FFT de 1024 points, 512 points et 128 points respectivement.

Les paramètres de fenêtrage ont été maintenus constants afin de garantir une comparaison équitable (fenêtre Blackman, longueur de fenêtre : 512).

Les spectrogrammes ainsi obtenus ont ensuite été comparés de manière visuelle afin d'évaluer les différences en termes de résolution temporelle et fréquentielle entre les deux classes.

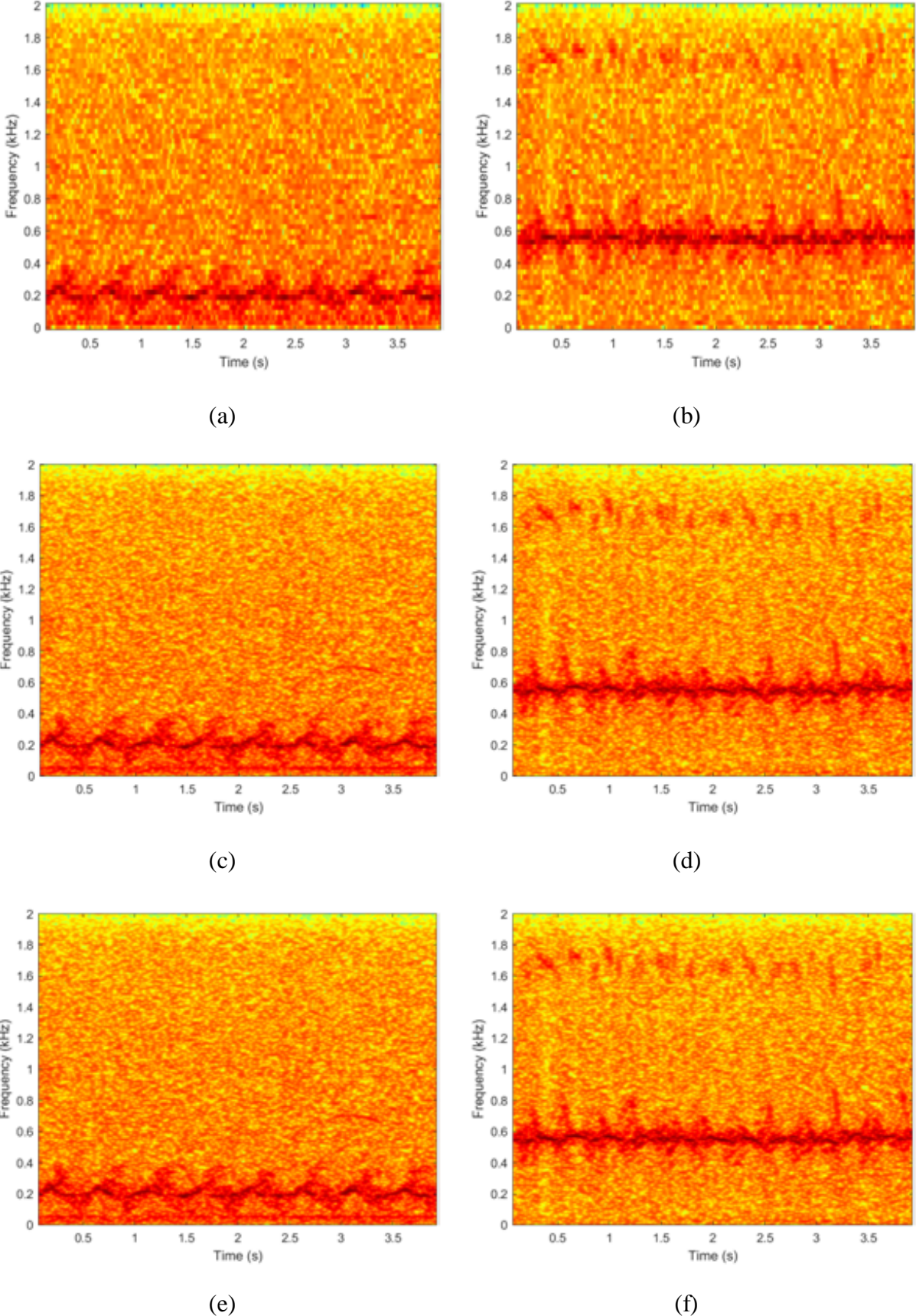


Figure III.1 : Spectrogramme de deux signaux test pour différents tailles de FFT. (a)128, (b)128, (c)512, (d)512, (e)1024, (f)1024

III.3.1.1 Discussion

Les résultats de l'étude mettent en évidence que l'utilisation d'une taille de FFT de 1024 points (**Figure III.1**: e, f) offre une résolution fréquentielle supérieure à celle de 128 et 512 points (**Figure III.1**: a, b, c, d).

Les structures et les variations des composantes fréquentielles sont plus distinctement observables dans le spectrogramme obtenu avec une taille de FFT plus grande (**Figure III.1**: e, f). Cela permet d'observer (constater) des changements rapides et subtils dans le signal.

En revanche, l'utilisation d'une taille de FFT plus petite limite la résolution fréquentielle (**Figure III.1**: a, b), ce qui peut rendre difficile la visualisation précise des détails et des caractéristiques fines du signal.

III.3.2 Comparaison des effets des différentes fenêtres et longueurs de fenêtre

Les fenêtres et la longueur de fenêtre sont des paramètres essentiels qui influencent la résolution temporelle et fréquentielle du spectrogramme. Le choix de la fenêtre peut avoir un impact sur la capacité du spectrogramme à capturer les variations rapides dans le signal, tandis que la longueur de fenêtre détermine la précision avec laquelle les composantes fréquentielles sont représentées.

Dans cette étude, on a utilisé des fenêtres couramment utilisées telles que la fenêtre de Hanning, la fenêtre de Hamming, la fenêtre de Blackman et la fenêtre de Kaiser. On a varié la longueur de fenêtre entre $L=256$ et $L=512$ pour évaluer l'effet de ces paramètres sur la résolution temporelle et fréquentielle du spectrogramme. Les spectrogrammes obtenus ont été comparés de manière visuelle pour mettre en évidence les différences dans la capacité de résolution des différentes combinaisons de fenêtre et de longueur de fenêtre.

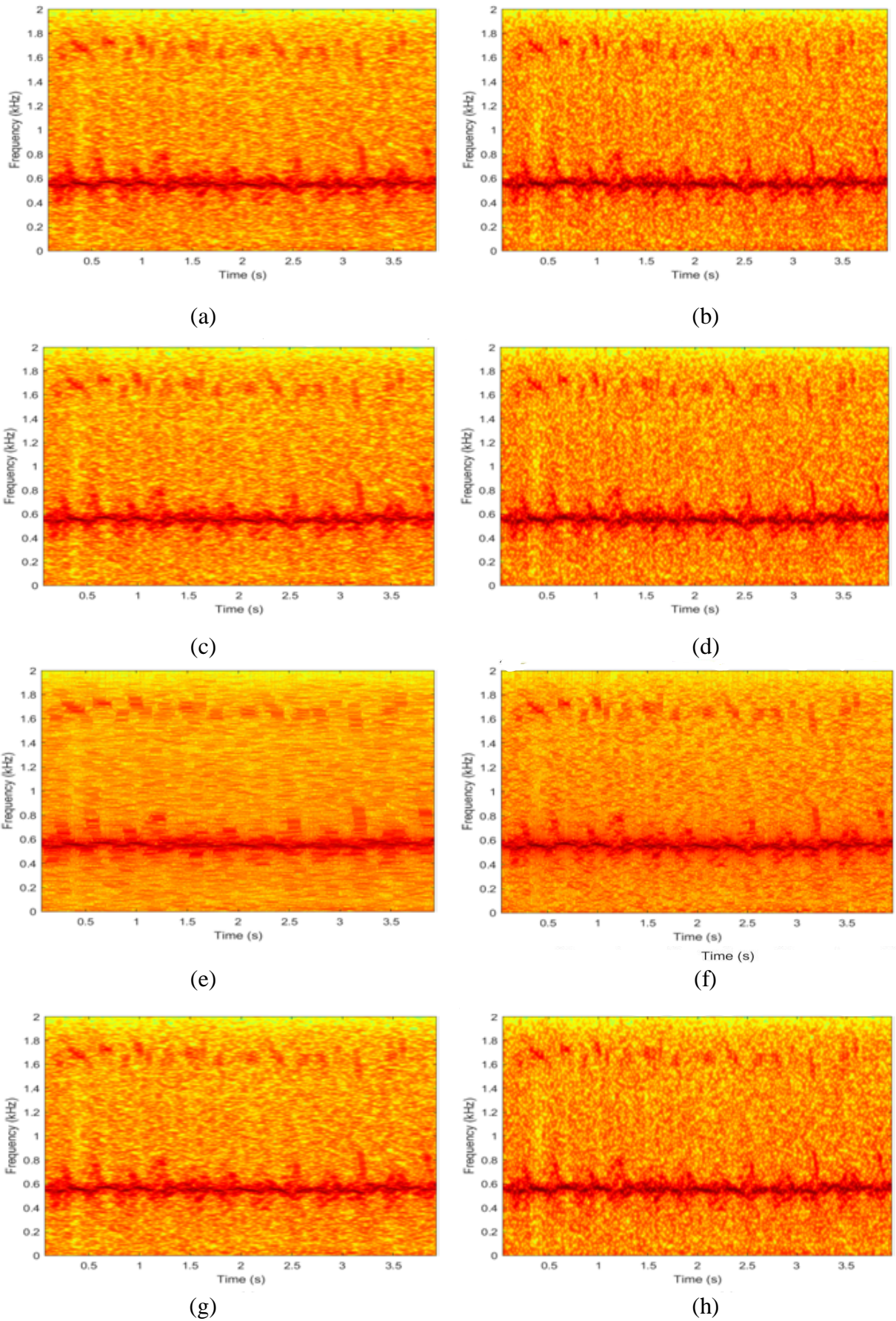


Figure III.2 : Spectrogramme (a)Hamming(L=512)(b) Hamming(L=256), (c) Hanning(L=512) (d) Hanning(256), (e) Kaiser(L=512) (f) Kaiser(L=256), (g) Blackman(L=512) (h) Blackman(L=256).

III.3.2.1 Discussion

Les résultats obtenus soulignent l'importance du choix de la fenêtre et de la longueur de fenêtre pour obtenir un spectrogramme optimale vis-à-vis des résolutions souhaitées. Les fenêtres de kaiser et de Blackman (**Figure III.2: f, h**) ont été observées comme offrant une meilleure résolution fréquentielle par rapport à la fenêtre de Hamming et hanning, en réduisant les fuites de fréquence indésirables. Augmenter la longueur de la fenêtre a également permis d'améliorer la résolution fréquentielle (**Figure III.2: e, g**), ce qui facilite la distinction des composantes spectrales du signal. Cependant, cette amélioration s'accompagne généralement d'une diminution de la résolution temporelle, ce qui signifie que les variations rapides du signal peuvent être moins bien distinguées.

III.4 Analyse du signal micro-doppler

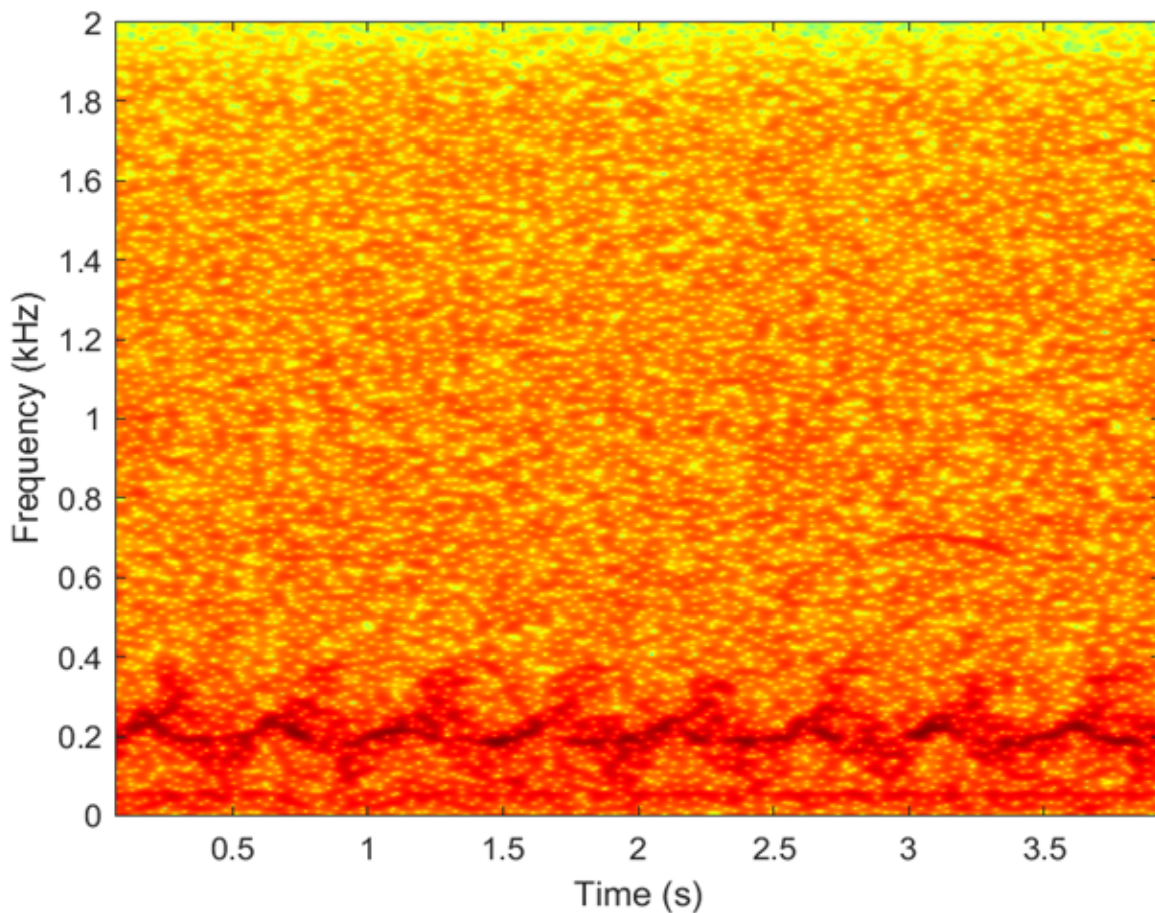


Figure III.3 : Spectrogramme d'une personne qui marche.

La **figure III.3** présente un exemple de spectrogramme Doppler illustrant le mouvement d'une personne en train de marcher. La fréquence Doppler est affichée sur l'axe vertical et le temps sur l'axe horizontal. L'amplitude du signal réfléchi est représentée par des couleurs, le rouge étant l'intensité la plus élevée et le bleu la plus faible (on voit apparaître une intensité plus faible en couleur verte).

Au niveau de la répartition du signal, il apparaît clairement une composante dominante d'une couleur foncée (rouge) exprimant ainsi la concentration de l'énergie autour de la valeur de 200 Hz. Ceci peut s'expliquer par un rythme de marche qui semble être le mouvement du torse, des jambes et des bras, donnant ainsi une signature Doppler caractéristique correspondant au mouvement humain.

Le spectrogramme d'un homme entrain de courir est présenté dans la **figure III.4**. On peut observer une signature spécifique propre au mouvement de l'homme, qui se caractérise par une composante dominante (signal caractéristique quasi-périodique). La composante fréquentiel Doppler apparente est constante d'environ 400-600 Hz.

L'analyse comparative des caractéristiques spectrales de ces deux spectrogrammes montre la différence du composant fréquentiel Doppler dominante et de largeur de ligne spectrale autour de la fréquence Doppler centrale. Lorsque la vitesse de l'homme augmente, la fréquence Doppler centrale et la largeur de la bande spectrale appropriée augmentent également.

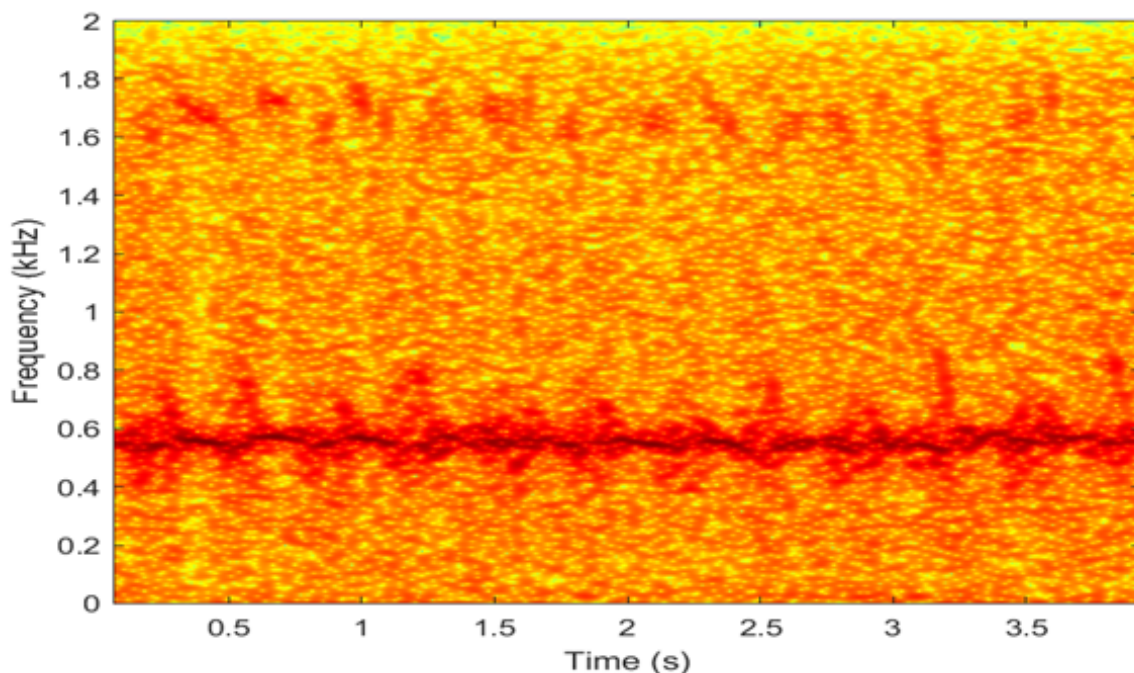


Figure III.4 : Spectrogramme d'une personne qui court.

III.5 Apprentissage automatique et classification

III.5.1 Introduction

L'apprentissage automatique repose sur le principe de formation de modèle informatique à partir de données disponibles afin qu'il puisse effectuer des prédictions ou des classifications sur de nouvelles données non vues auparavant.

Il existe différentes méthodes d'apprentissage, notamment l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement. L'apprentissage supervisé est utilisé lorsque le modèle est entraîné sur un ensemble de données étiquetées, c'est-à-dire des données dont les classes sont connues d'avance, ce qui correspond à notre cas. A travers le schéma d'analyse effectué, nous disposons d'observations d'attributs qui correspondent aux exemples d'apprentissages. Ces attributs sont clairement associés à chacune des classes considérées. Une fois le modèle entraîné, il peut être utilisé pour prédire les classes de nouvelles données non étiquetées [33].

Les algorithmes d'apprentissage pour la classification sont multiples, tels que les machines à vecteurs de support (SVM), les k plus proches voisins (KNN), Arbres de décision (Decision Trees), ainsi que d'autres. Dans ce qui suit une brève définition de ces techniques :

Les Machines à Vecteurs de Support (SVM) :

Le SVM est un algorithme de classification supervisée utilisée pour la classification et la régression. L'objectif des SVM est de trouver un hyperplan optimal qui sépare les données en différentes classes. Ils sont appréciés pour leur capacité à généraliser à partir d'un petit nombre d'échantillons d'apprentissage et à gérer efficacement des ensembles de données de grande dimension [34].

Les K Plus Proches Voisins (KNN) :

Le KNN est une méthode d'apprentissage supervisé simple et intuitive. Elle repose sur le principe que des échantillons similaires se regroupent dans l'espace des caractéristiques. Le KNN attribue une classe à un nouvel échantillon en se basant sur les classes majoritaires parmi les k échantillons les plus proches dans l'espace des caractéristiques. Le KNN est facile à comprendre, et peut être utilisé pour des problèmes de classification multi-classes [35].

Arbres de décision (Decision Trees) :

Les arbres de décision sont une méthode d'apprentissage supervisé et non supervisé utilisée pour la classification et la régression. Ils utilisent une structure hiérarchique d'arbre, où chaque nœud représente un test sur une caractéristique et chaque feuille représente une classe ou une valeur de sortie. Les arbres de décision sont appréciés pour leur interprétabilité, leur facilité d'utilisation et leur capacité à gérer des données à la fois catégorielles et numériques [35].

III.5.2 Fréquence instantanée

La fréquence instantanée (FI) est une mesure de la variation de la fréquence d'un signal à un instant donné. Elle représente la fréquence dominante du signal à un moment précis. Contrairement à la fréquence moyenne d'un signal sur une période donnée, la fréquence instantanée fournit des informations sur la manière dont la fréquence varie dans le temps, ce qui est particulièrement utile pour analyser des signaux non stationnaires ou dont la fréquence change rapidement.

Dans l'analyse temps-fréquence, la FI du signal à l'instant t peut être interprétée comme la moyenne pondérée de toutes les fréquences présentes dans le signal à l'instant t considéré. Cela permet d'obtenir une vue détaillée de la variation spectrale du signal au fil du temps. En utilisant le spectrogramme, on peut estimer la FI et visualiser comment la fréquence du signal évolue instantanément.

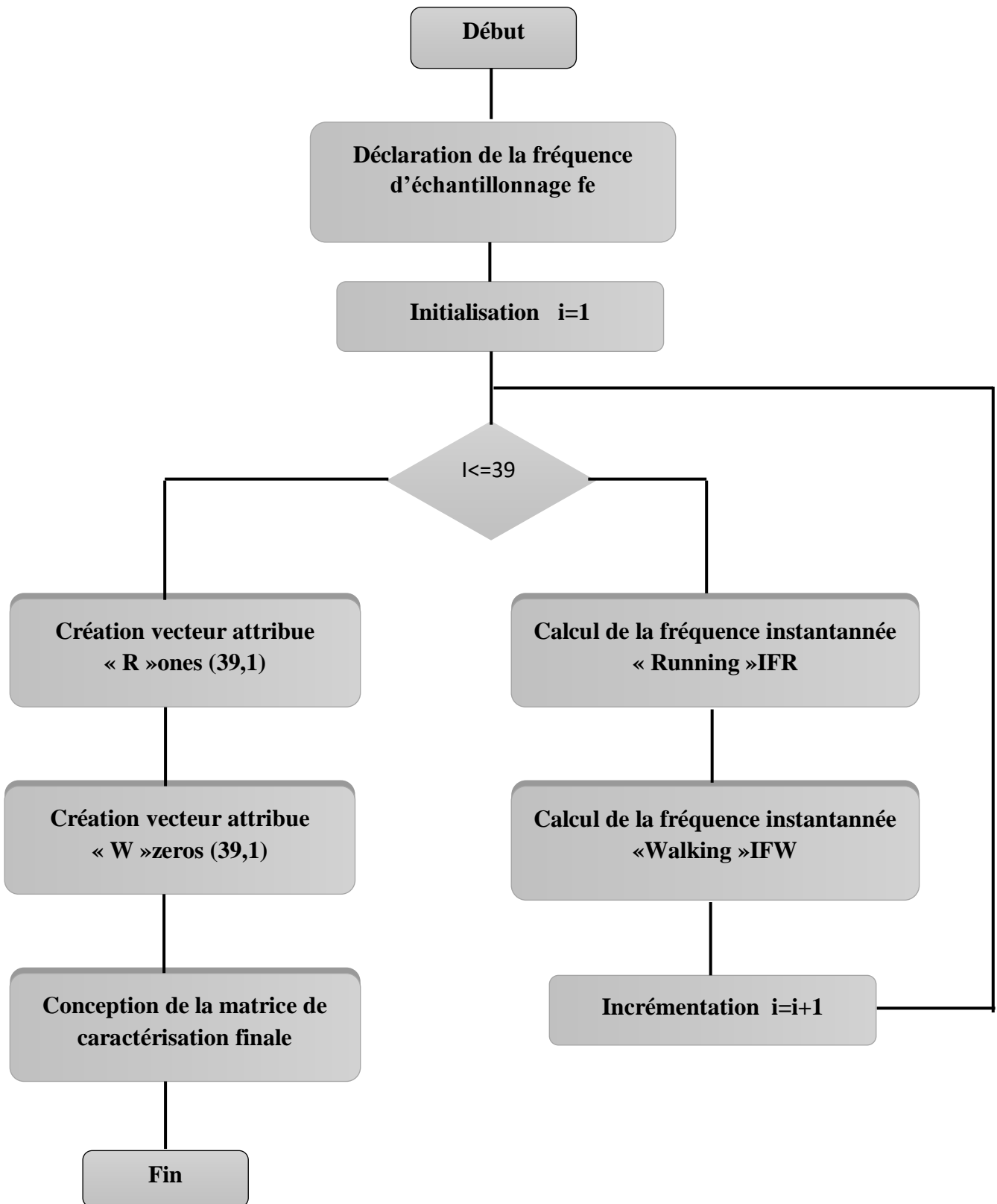
III.6 Première Etude

III.6.1 Extraction de caractéristiques

L'extraction de caractéristiques supposées distinctifs entre les deux classes, repose sur le calcul de fréquence instantanée, qui évolue suivant l'évolution de la phase du signal modulé en fréquence.

D'après les **Figures III.3, 4** représentant le spectrogramme d'une personne en état marche (Walking) ou entrain de courir (Runing), on voit clairement que l'énergie contenus dans le signal se distribue autour de la trajectoire de la fréquence instantanée. Les exemples de séparations sont alors construits à travers le calcul de la fréquence instantanée. On affecte pour chaque classe un attribue distinct (1, pour la classe Runing : matrice IFR) et (0, pour la classe Walking : matrice IFW). On les concaténant, on obtient une matrice "IF" qui regroupe toutes les données de "IFR" et d "IFW", avec les étiquettes de classe correspondantes.

L'organigramme de la première étude



III.6.2 Classification

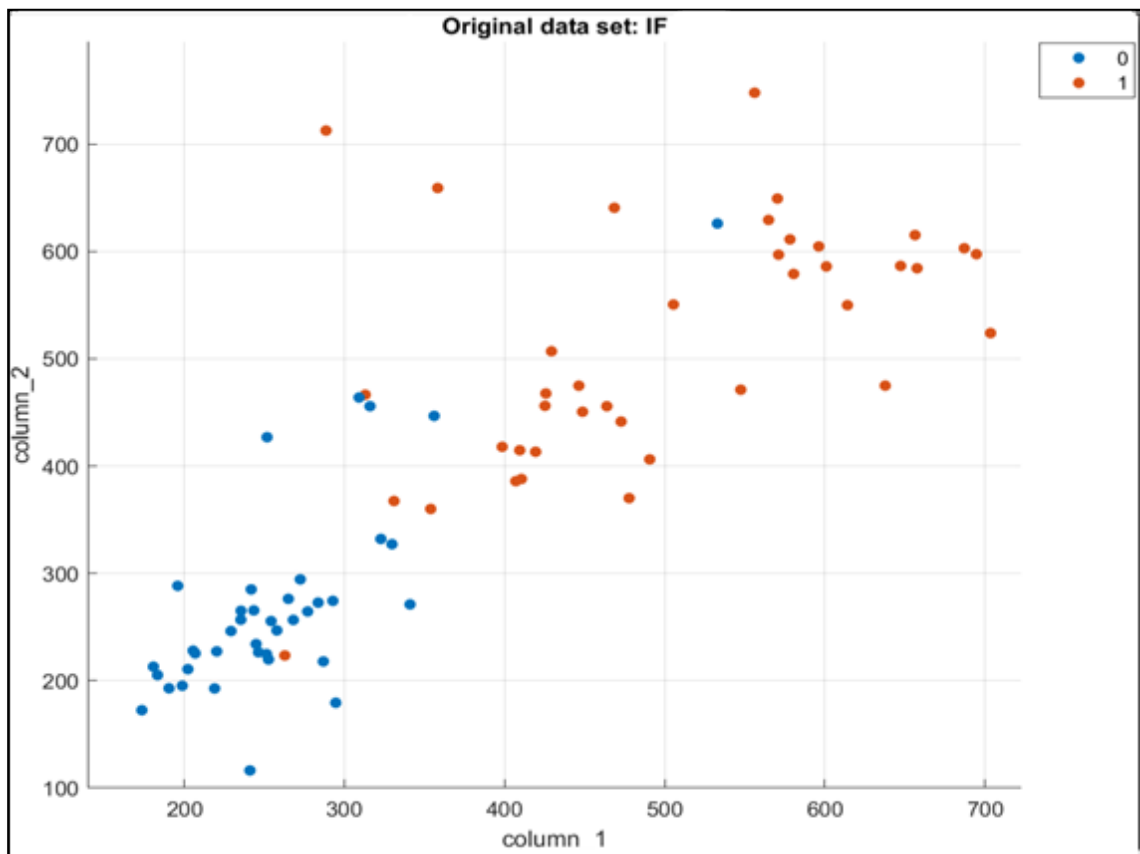


Figure III.5 : Ensemble de données original pour "IF".

	SVM	KNN	Tree
précision (validation)	94.9%	89.7%	85.9%
Temps d'apprentissage	1.266 sec	1.4695 sec	1.0469 sec
Nombre Total d'erreur	6	8	11

III.6.3 Discussion

Lors de l'évaluation des performances des modèles de classification, plusieurs aspects sont à prendre en compte. La précision est une mesure importante qui indique la capacité du modèle à effectuer des classifications correctes. Dans ce test, le SVM obtient le meilleur score de précision avec 94,9%, suivi par le KNN avec 89,7%, tandis que l'arbre de décision atteint une précision de 85,9%.

Le temps d'apprentissage est également un facteur à considérer, car il peut influencer l'efficacité du modèle dans les applications en temps réel. Dans ce cas, le SVM nécessite 1,266 seconde pour effectuer la classification, suivi du KNN avec 1,4695 seconde et de l'arbre

de décision avec 1,0469 seconde. Il est important de noter que ces temps d'exécution sont spécifiques aux données et aux paramètres utilisés lors de l'entraînement et de la validation des modèles.

On peut conclure que le SVM est le modèle qui atteint la meilleure précision, mais il est également plus lent que les autres modèles. Si on veut prendre la précision en considération sans trop se soucier du temps d'apprentissage, le SVM peut être le choix préféré. Cependant, si la rapidité d'apprentissage est une priorité, le KNN ou l'arbre de décision peuvent être des alternatives viables avec des performances légèrement inférieures.

III.7 Deuxième Etude

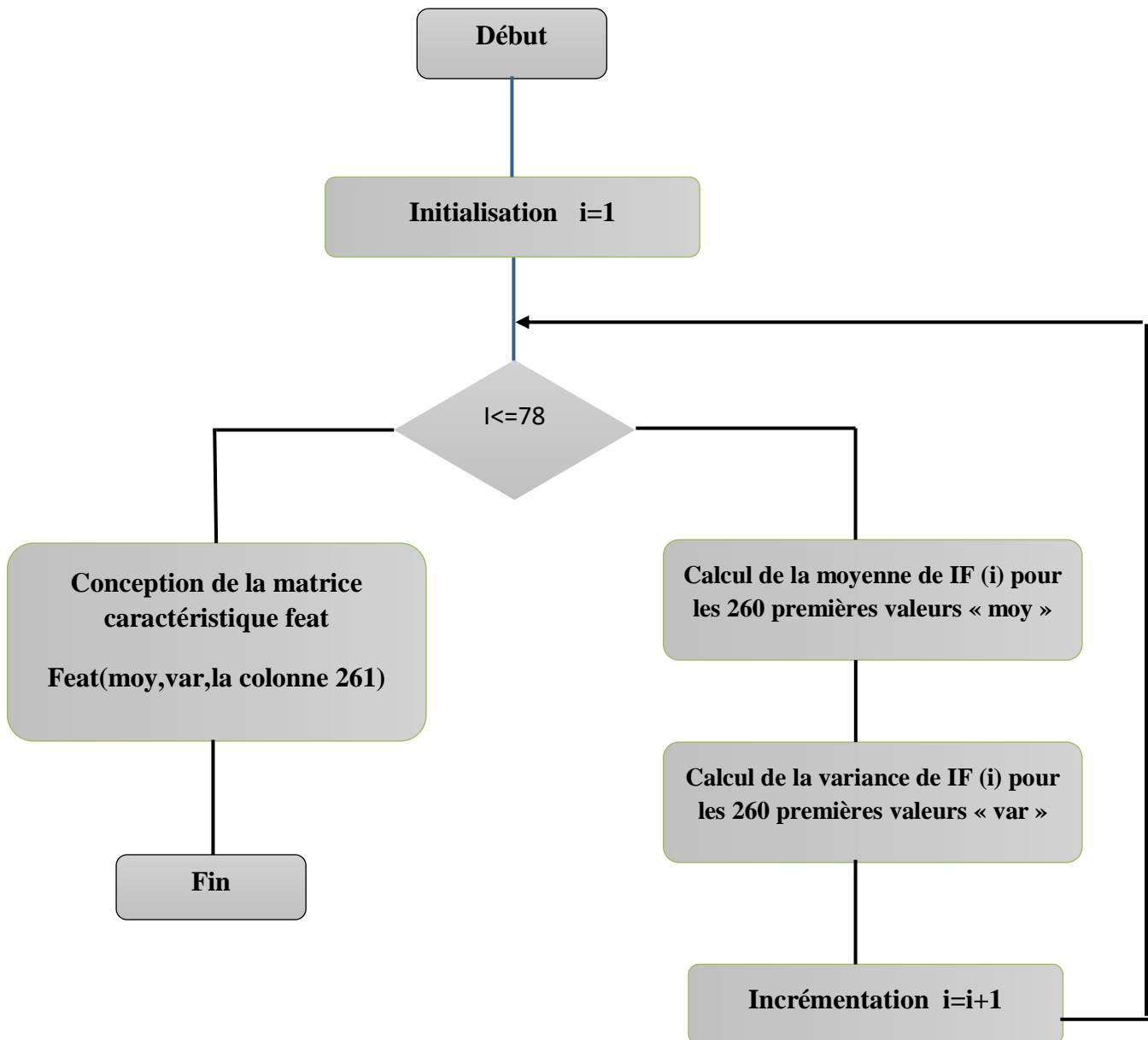
III.7.1 Extraction des caractéristiques

Pour cette partie, on a refait la classification en utilisant cette fois les propriétés statistiques. Plus précisément, on a calculé la moyenne "mean" et la variance "var" pour chaque colonne de "IF" (la matrice de caractéristiques pour le test précédent) dans les 260 premières valeurs.

Ensuite, on a concaténé les vecteurs (moyenne, variance), ainsi que la dernière colonne d'IF, pour former une matrice de caractéristiques "feat". Cette matrice contient les caractéristiques extraites qui serviront de données d'entrée pour notre classification.

La matrice "feat" est structurée de telle manière que les lignes représentent les caractéristiques de chaque échantillon de signal, tandis que les colonnes correspondent à la moyenne et la variance. La dernière colonne de la matrice contient les étiquettes de classe associées à chaque échantillon.

L'organigramme de la deuxième étude



III.7.2 Classification

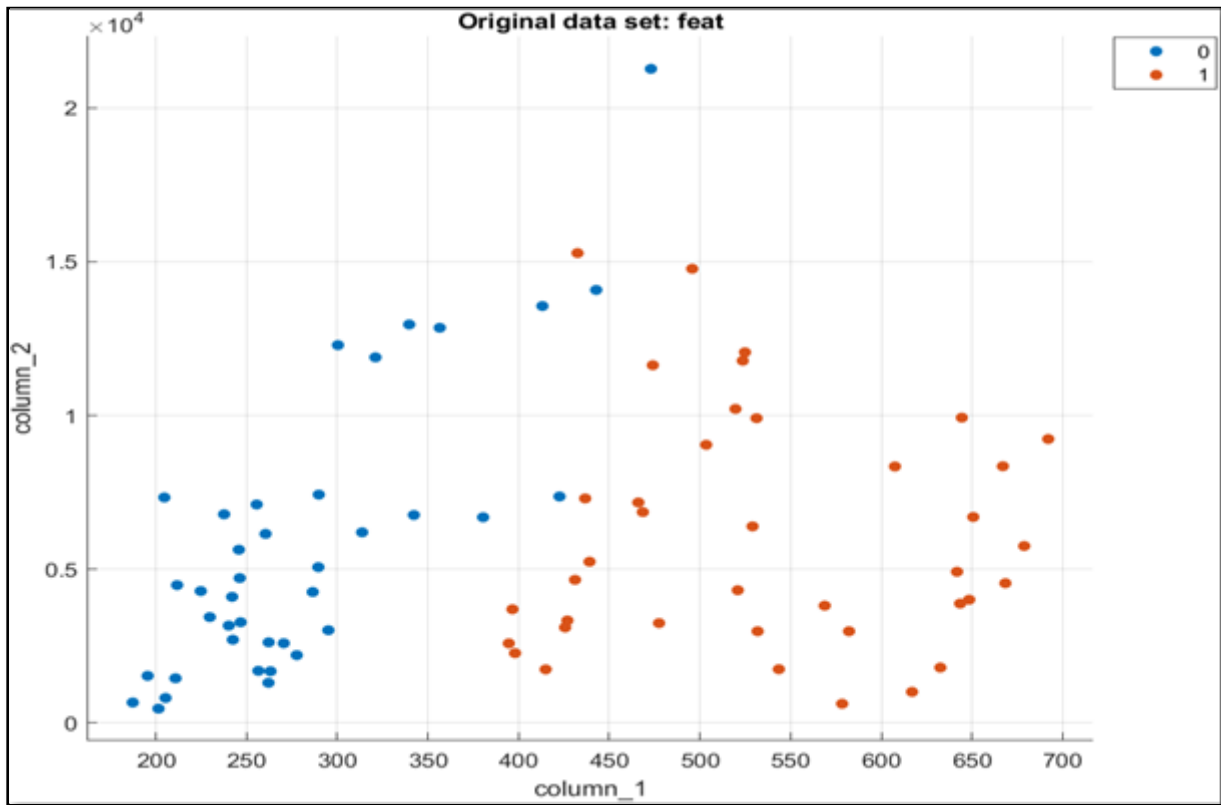


Figure III.6 : Ensemble de données original pour "feat".

	SVM	KNN	Tree
précision (validation)	96.2%	94.9%	92.3%
Temps d'apprentissage	1.2475 sec	1.2792 sec	1.1687 sec
Nombre Total d'erreur	3	4	6

III.7.3 Discussion

Ces résultats montrent l'efficacité des nouvelles caractéristiques extraites, à savoir la moyenne et la variance de la fréquence instantanée, dans la classification des signaux. Toutes les méthodes de classification ont démontré de solides performances, avec des taux de précision élevés atteignant jusqu'à 96,2 %.

Ces résultats confirment que les nouvelles propriétés relatives aux signaux telles que (variance, moyenne) arrivent à mieux séparer les informations discriminantes et pertinente pour la phase de classification. De plus, les temps d'exécution relativement courts pour chaque méthode indiquent une bonne efficacité de traitement, ce qui est important pour des applications en temps réel.

III.8 Conclusion :

Dans ce chapitre on a exploré en détail l'analyse temps-fréquence et la classification de données micro-Doppler, l'utilisation du spectrogramme, le choix des paramètres, l'analyse micro-Doppler et la classification avec SVM/KNN/arbre de décision.

Tout d'abord, l'utilisation du spectrogramme a été présentée comme un outil essentiel pour l'analyse des signaux humains. Le choix des paramètres du spectrogramme a été abordé en détail. Il s'agit d'une étape cruciale pour obtenir des résultats de qualité. En considérant des critères tels que la taille de la fenêtre, le pas de la fenêtre et la fonction de fenêtrage, nous avons pu sélectionner les paramètres les plus appropriés pour notre analyse.

Ensuite, on a introduite l'analyse micro-Doppler comme une approche permettant de capturer des informations spécifiques sur les mouvements des jambes et les mains à partir des signaux Doppler. Cela nous a permis de mieux comprendre les mécanismes relatifs aux signaux micro-Doppler et d'extraire des caractéristiques pertinentes pour la classification des signaux.

Enfin, nous avons exploré la classification des signaux à l'aide de techniques telles que le SVM, le KNN et les arbres de décision. Ces méthodes ont montré leur efficacité dans la classification des signaux à partir des caractéristiques extraites des spectrogramme

Conclusions générale

Dans le contexte des signaux radar, ce projet vient explorer les Techniques d'analyse habituelle pour distinguer les signes significatifs entre les signaux collectés par le radar. Cela est possible à travers les techniques d'apprentissage automatique et enfin les algorithmes de classifications. Cependant, les classes étant connues d'avance, l'objectif est bien de prédire les classes des différents types de signaux associées aux miro mouvements humains.

L'étude alors s'est basée sur un ensemble de collecte de signaux issus d'un radar de surveillance, correspondant aux mouvements : Walking et Running, complété par le scénario : éloignement du radar.

L'existence des micro-mouvements causés par le mouvement des différentes parties du corps humains (torse, bras et jambes) génèrent des signaux non stationnaires appelés des signaux micro Doppler. Ce type de signaux recommande une analyse bidimensionnelle: les représentations Temps Fréquences ou les Distributions quadratiques.

Des travaux antérieurs [17,19] ont décrit les avantages et limites de chaque techniques, ce qui a été avantageux vis-à-vis du choix de la méthode d'analyse testé d'où le choix des paramètres du spectrogramme.

En se basant sur les résultats d'analyse, on s'est appuyé sur les signes distinctifs entre les deux classes : la classe Running et la classe Walking déduites par observations. Ce constat trace ainsi la signature de chaque classe.

Enfin, Les exemples de séparations attribuées pour chaque classe (les signatures) vont être exploités pour la phase de classification. A la suite de notre projet, on a procédé à la classification par SVM, une approche puissante, comparée plus loin par l'algorithme KNN et arbre de décision. Ces méthodes ont montré leur efficacité dans la classification des signaux micro Doppler, en prenant en considération le compromis entre la précision et le temps d'apprentissage.

Recommandations pour les projets futurs

On peut citer plusieurs voies d'exploration en perspectives :

- L'exploitation d'autres types de signaux se trouvant dans la base de données, par exemple : rapprochement du radar.
- Considération d'autres techniques d'analyse temps-fréquence (Wigner-Ville)
- Classification à travers les images de spectrogrammes.
- Classification avec deep learning.

Annexes

Code Matlab pour la première étude :

```
clearall;closeall; %% Nettoyer l'espace de travail et fermer toutes les
variables.

fe =4e3; %% la fréquence d'échantillonnage.

%% Charger le fichier de signal correspondant à la valeur de i pour les
signaux "Running".

fori =1:39
signal = load(['C:\Users\pc\Desktop\data\One_person\Running\go-away\']
num2str(i) ('.mat')));
IFR(i,:) = instfreq(signal.ulaz,fe); %% Calculer la fréquence instantanée
(IFR) du signal chargé pour les signaux "Running".
end

%% Charger le fichier de signal correspondant à la valeur de i pour les
signaux "Walking".

fori =1:39
signal = load(['C:\Users\pc\Desktop\data\One_person\Walking\go-away\']
num2str(i) ('.mat')));
IFW(i,:) = instfreq(signal.ulaz,fe); %% Calculer la fréquence instantanée
(IFR) du signal chargé pour les signaux "Running".
end

%% la création des étiquettes de classe "Running(1)" et "Walking(0)"

IFR = [IFR, ones(39,1)];%% Ajouter une colonne de 1 à la matrice IFR pour
représenter la classe "Running".

IFW = [IFW, zeros(39,1)];%% Ajouter une colonne de 0 à la matrice IFW pour
représenter la classe "Walking".

%% la création de la matrice de caractéristiques finale.

IF = [IFR;IFW]; %% Concaténer les matrices IFR et IFW pour obtenir la
matrice IF qui contient toutes les données.
```

Code Matlab pour la deuxième étude :

```
%% Calculer la moyenne (mean) pour chaque colonne de l'IF dans les 260
premières valeurs.

for j = 1:78
mn(j,:) = mean(IF(j,1:260));
end
%% Calculer la variance (var) pour chaque colonne de l'IF dans les 260
premières valeurs.
for j = 1:78
vr(j,:) = var(IF(j,1:260));
end

%% Concaténer les vecteurs mn, vr et la dernière colonne de l'IF pour
obtenir la matrice de caractéristiques feat.
feat = cat(2,mn,vr,IF(:,261));
```

Bibliographies

- [1] Eden, A « The Search for Christian Doppler » 1992.
- [2] Gill, T. P « The Doppler Effect: An Introduction to the Theory of the Effect » 1965.
- [3] Chen, V. C. H. Ling « Time-Frequency Transforms for Radar Imaging and Signal Analysis, Artech House » 2002.
- [4] M, GENDRAUD « L'effet Doppler et ses applications dans les différents domaines de la physique » 25 mai 2018, Disponible sur : aurore.unilim.fr
- [5] F, Luo. « Human activity classification using micro-Doppler signatures and ranging techniques » École d'ingénierie électronique et d'informatique Queen Mary, Université de Londres Royaume-Uni, Janvier 2020
- [6] Jean-François RÉCOCHÉ « Radars et effet Doppler » Disponible sur : maths-sciences-lp.ac-amiens.fr.
- [7] V, Chen. F, Li, S.-S. Ho, H. Wechsler « Micro-Doppler effect in radar: phenomenon, model, and simulation study » IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, January 2006.
- [8] P, Molchanov « Radar Target Classification by Micro-Doppler Contributions » Tampere University of Technology, 20 October 2014.
- [9]A, Ghaleb « Analyse des micro-Doppler de cibles mobiles déformables en imagerie radar » Traitement du signal et de l'image Télécom Paris Tech, 2009.
- [10] V, Chen « The Micro-Doppler Effect in Radar » Artech House, 2019.
- [11] A, Cilliers. Nel, W « Helicopter Parameter Extraction Using Joint Time-Frequency and Tomographic Techniques » IEEE 2008 International Conference on Radar, Australia, 2008.
- [12] K, Chen. A, Norman « Microwave Life-Detection Systems for Searching Human Subjects Under Earthquake Rubble or Behind Barrier » IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2000.
- [13] S, Vishwakarma. S, Sundar, Ram « Dictionary Learning For Classification of Indoor Micro-Doppler Signatures Across Multiple Carriers » IEEE Radar Conference, 2017.

- [14] D, Gabor « Theory of communication ». Journal of the IEE, 1946.
- [15] J, B, Allen « Short term spectral analysis, synthesis, and modification by discrete Fourier transform » IEEE Transactions on Acoustics, Speech, Signal Processing, 1977.
- [16] R, L, Allen and D, W, Mills « Signal Analysis : Time Frequency, Scale and Structure » New York: IEEE-Wiley, 2004.
- [17] M, Abed « Time-Frequency Distributions : Compact Support Kernels, Performances and Implementations » PhD Thesis in Signal Processing, Ecole Nationale Polytechnique, Electronics department, 2015.
- [18] B, Boualem « Time-Frequency Signal Analysis and Processing » A Comprehensive Reference, Amsterdam: Elsevier, 2003.
- [19] SENINETE Sara « Practical estimation of real-life signals' energy using time-frequency distributions derived from kernels with compact support (KCS) » thèse de doctorat LMD en électronique, faculté de science et de la technologie, département de génie électrique, 2019/2020.
- [20] F, AUGER. P, FLANDRIN. P, GONÇALVÈS et O, LEMOINE « Time-frequency Toolbox » CNRS France-Rice University, 1996.
- [21] E, P, WIGNER « On the quantum correction for thermodynamic equilibrium » Physical Review, 1932.
- [22] J, VILLE « Théorie et applications de la notion de signal analytique » Cables et Transmission, 1948.
- [23] P, Flandrin et B. Escudié « Principe et mise en oeuvre de l'analyse temps-fréquence par transformation de Wigner-Ville » Traitement du signal, 1985.
- [24] F, HLAWATSCH et G, F, BOUDREAUX-BARTELS « Linear and Quadratic Time-Frequency Signal Representations » IEEE Signal Processing Magazine, 1992.
- [25] Hlawatsch, F « Interference terms in the wigner distribution » Proc. Int. Conf. on Digital Signal Processing, Florence, 1984.

- [26] L, Navarro « Représentation tridimensionnelle de la phase dans un plan temps-fréquence- Contribution à l'analyse des signaux quasi-stationnaires » 2008.
- [27] Qian, S. and Chen, D « Joint time-frequency analysis » Signal Processing Magazine, IEEE, 1999.
- [28] Courbebaisse, G « Time-frequency distribution and turbulence » Proceedings of the IEEE, 1995.
- [29] M, Bnidir « méthodes de base pour l'analyse et le traitement du signal » publier, 2004.
- [30] R, POLIKAR « Wavelet Tutorial.Fundamental Concepts and an Overview of the Wavelet Theory » 1996.
- [31] P, FLANDRIN « Explorations in time-frequency analysis » Cambridge University Press, 2018.
- [32] « The database of radar echoes from various targets » 2010,[Enligne]. Disponible sur: <https://mega.nz/#!L4Nzxa4K!sSes9SnbRVUUn59Z8bUtg782p685Lv69IVKVx1FzITw>
- [33] M, Andrić. B,M, Zrnica .B, Bondzulić « Feature Extraction Related to Target Classification for a Radar Doppler Echoes » 18th Telecommunications forum TELFOR, November 2010.
- [34] S, Frédéric « Introduction à l'apprentissage automatique » École des Mines de Nancy, 2023.
- [35] Alpaydm, E « Introduction to Machine Learning » MIT Press England, 2020.