

# Suivi de cibles radar dans l'espace temps-fréquence par filtrage particulaire appliqué à la fonction d'inter-ambiguïté

Zineddine BOUHROUM<sup>1,2</sup>, Thierry CHONAVEL<sup>1,2</sup>, Ronan FABLET<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Institut Télécom ; Télécom Bretagne ; UMR CNRS 3192 Lab-STICC  
Technopôle Brest Iroise CS 83818, 29238 Brest Cedex 3, France

<sup>2</sup>Université européenne de Bretagne, France  
prenom.nom@telecom-bretagne.eu

**Résumé** – L'aide à la conduite est une application émergente du radar. Parmi les questions technologiques qui y sont associées, la détection et le suivi des obstacles potentiels (les voitures, les piétons, les objets statiques ...) sont d'un intérêt majeur. Dans ce contexte, nous proposons une méthode originale de suivi, basée sur le filtrage particulaire où l'observation du modèle d'état est constituée par la fonction d'inter-ambiguïté du signal rétrodiffusé. Les simulations réalisées pour différentes formes d'ondes montrent l'amélioration apportée par rapport à l'approche classique, dans laquelle une étape de détection précède le suivi.

**Abstract** – Driving aid is an important emerging radar application. Among associated technological issues, detecting and tracking potential obstacles (cars, pedestrians, static objects ...) is of key interest. In this context, we propose an original tracking method, based on particle filtering, where the observation of the state model consists of the cross-ambiguity function of the backscattered signal. Simulations for various waveforms demonstrate improvement brought by this approach compared to the conventional approach, where a detection step precedes the tracking.

## 1 Introduction

80% des accidents de la route sont dus à des erreurs humaines. Les statistiques européennes montrent que dans la majorité des cas, la principale cause d'accidents est liée à une mauvaise perception de l'environnement, suivie d'une mauvaise action du conducteur. Ceci fait du développement d'outils de perception et d'assistance à la conduite un domaine de recherche très actif. Ces outils ont pour but d'améliorer la perception d'obstacles potentiels, même en cas de visibilité partielle des obstacles ou de mauvaises conditions climatiques (brouillard par exemple). Afin de pallier ce problème, la plupart des recherches s'orientent vers le développement de radars d'aide à la conduite. La détection et le suivi des cibles (statiques ou mobiles) est une des principales fonctions de ce type d'outil.

Un système radar typique repose sur l'émission d'une onde, de forme donnée, et l'analyse du signal rétrodiffusé par l'environnement, afin d'en extraire une information sur la position et la vitesse des différentes cibles détectées. La précision de l'estimation dépend à la fois de la forme de l'onde et de la méthode de traitement.

Pour le suivi, les méthodes classiques comportent deux étapes successives : dans un premier temps, la détection des cibles potentielles et l'estimation de leurs paramètres de position et de vitesse est réalisée. L'application d'un filtre, typiquement un filtre de Kalman ou autre filtre bayésien, permet dans un second temps d'affiner l'estimation [1].

En pratique, les structures particulières des formes d'onde sont généralement exploitées. Les formes d'ondes FMCW (Frequency Modulated Continuous Wave) en sont un exemple typique [7]. Composées de deux impulsions linéairement modulées en fréquence (Chirp) [2], respectivement une rampe mon-

tante et une descendante, ces formes d'ondes sont utilisés pour les radars ACC (Automotive Cruise Control). Le traitement associé à ces formes repose sur la démodulation du signal rétrodiffusé, conduisant ainsi à des signaux harmoniques de fréquences distinctes pour les rampes montantes et descendantes. Ces fréquences sont des combinaisons linéaires de la fréquence Doppler et du retard du signal reçu et peuvent être estimées par une analyse spectrale. Cette approche est cependant spécifique à ces formes d'ondes. Une méthode plus générale de l'étape de détection et d'estimation consiste à prendre pour observation la sortie d'un banc de démodulateurs Doppler, c'est à dire reconstruire l'inter-ambiguïté entre la forme d'onde émise et le signal reçu. Un seuillage adapté permet ensuite de détecter et d'estimer les paramètres des cibles éventuelles.

Dans cet article, nous proposons une méthode plus générale de suivi de cibles radar. Elle consiste à suivre la fonction d'ambiguïté de la forme d'onde dans le plan temps-fréquence, en considérant la fonction d'inter-ambiguïté entre le signal rétrodiffusé à chaque instant d'observation et le signal émis. En employant cette inter-ambiguïté comme variable d'observation d'un modèle d'état, nous sommes en mesure de combiner l'estimation des paramètres et le filtrage. Dans les méthodes classiques, l'observation est restreinte à une estimation approximative des paramètres de la cible donnée par le maximum de la fonction d'inter-ambiguïté. Dans notre approche, au contraire, on exploite complètement l'information disponible dans la procédure de suivi, en considérant la fonction d'ambiguïté complète. Plus précisément, les contributions des différentes cibles apparaissent dans la fonction d'inter-ambiguïté comme des versions décalées temporellement et fréquemment de la fonction d'ambiguïté, multipliées par des coefficients d'atténuation complexes. Non seulement ce principe de traitement n'est pas

spécifique à une forme d'onde, mais, de plus, il intègre des propriétés temporelles et fréquentielles de la forme d'onde choisie à travers la forme de sa fonction d'ambiguïté. On peut donc espérer obtenir de meilleures performances de suivi avec notre approche qu'avec une approche classique.

Notre papier est organisé comme suit. Dans la section 2, on rappelle la notion de fonction d'ambiguïté et d'inter-ambiguïté. Dans la section 3, nous introduisons le problème du suivi et sa solution bayésienne générale. La section 4 détaille notre approche à travers la formulation du modèle d'état et de la méthode employée pour le suivi. On finit, section 5, par l'évaluation des performances de notre approche comparées à une approche classique. On conclut par les perspectives et les futurs travaux.

## 2 Fonction d'ambiguïté et d'inter-ambiguïté

### 2.1 Fonction d'ambiguïté

La fonction d'ambiguïté  $\chi_u(\tau, f)$  d'une forme d'onde  $u$  est une fonction des variables de retard temporel  $\tau$  et de la fréquence Doppler  $f$  [2].  $\chi_u(\tau, f)$  correspond à la réponse temporelle d'un filtrage adapté au signal  $u$  lorsqu'il est reçu avec un retard  $\tau$  et une fréquence Doppler  $f$ . Formellement,

$$\chi_u(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} u(t)u^*(t - \tau) \exp(i2\pi ft) dt. \quad (1)$$

La fonction d'ambiguïté possède un certain nombre de propriétés qui orientent de façon déterminante le choix de la forme d'onde à utiliser pour une application donnée.

### 2.2 Fonction d'inter-ambiguïté

La fonction d'inter-ambiguïté est la réponse temporelle du filtre adapté décrit dans la section précédente appliqué au signal  $r$  rétrodiffusé par l'environnement radar. Elle s'écrit :

$$\chi_{r,u}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} r(t)u^*(t - \tau) \exp(i2\pi ft) dt. \quad (2)$$

Si l'environnement est composé d'un ensemble de cibles ponctuelles, le signal reçu, et par conséquent la fonction d'inter-ambiguïté, est la somme des contributions de chacune de ces cibles. La fonction d'inter-ambiguïté est donc une somme de versions pondérées et décalées temporellement et fréquentiellement de la fonction d'ambiguïté :

$$\chi_{r,u}(\tau, f) = \sum_n \alpha_n \chi_u(\tau - \tau_n, f - f_n). \quad (3)$$

## 3 Suivi Bayésien non-linéaire

Le problème du suivi est largement traité dans [5]. Un modèle cinématique pour la cible est donné par l'évolution de son vecteur d'état défini par l'équation d'état  $X_k = f_k(X_{k-1}, V_k)$ , où  $f_k$  peut être une fonction non-linéaire, et  $V_k$  une séquence de bruit d'état. Le suivi de cible revient à estimer récursivement  $X_k$  à partir de l'observation modélisée par l'équation :

$Y_k = h_k(X_k, W_k)$ , où  $h_k$  peut être une fonction non-linéaire, et  $W_k$  une séquence de bruit de mesure. Dans un cadre bayésien, elle revient à estimer la fonction de densité de probabilité  $p(X_k|Y_{1...k})$ . Elle peut être obtenue récursivement en deux étapes :

- À partir de l'équation d'état, une étape de prédiction consiste à calculer la fonction de densité de probabilité  $p(X_k|Y_{1...k-1})$  via l'équation de Chapman-Kolmogorov :

$$p(X_k|Y_{1...k-1}) = \int p(X_k|X_{k-1})p(X_{k-1}|Y_{1...k-1})dX_{k-1}; \quad (4)$$

- De l'observation courante  $Y_k$ , une étape de mise à jour permet d'affiner la prédiction. Elle exploite la fonction de vraisemblance définie par le modèle d'observation. La fonction de densité mise à jour est donnée par la loi de Bayes :

$$p(X_k|Y_{1...k}) = \frac{p(Y_k|X_k)p(X_k|Y_{1...k-1})}{\int p(Y_k|X_k)p(X_k|Y_{1...k-1})dX_k}. \quad (5)$$

Ces deux étapes modélisées par les équations de récurrence (4) et (5) forment la solution Bayésienne optimale pour le suivi. Elle peut être déterminée analytiquement seulement pour quelques cas particuliers comme le cas linéaire Gaussien (filtre de Kalman). Plus généralement, la solution optimale est approximée par linéarisation du modèle d'état (filtre de Kalman étendu), par transformation sans parfum (Filtre de Kalman sans parfum) ou par simulation Monte Carlo (filtre particulaire) [5].

## 4 Méthode proposée

### 4.1 Modèle d'état

On considère une cible ponctuelle dont le mouvement est caractérisé à chaque instant par sa position  $d$ , sa vitesse  $v_{rel}$  et son accélération  $a_{rel}$ , relativement au véhicule équipé du radar. Pour modéliser la dynamique de la cible dans l'espace temps-fréquence, les paramètres  $d$  et  $v_{rel}$  sont remplacés par le retard  $\tau$  et la fréquence Doppler  $f_d$ , qui s'en déduisent par transformation linéaire [2]. À partir de la formulation d'un mouvement quasiment uniformément accéléré [3], l'équation d'état pour une cible est donnée par :

$$X_k = \begin{bmatrix} \tau(k) \\ f_d(k) \\ a_{rel}(k) \end{bmatrix} = FX_{k-1} + QV_k, \quad (6)$$

$$\text{où : } F = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad Q = \begin{bmatrix} \frac{T^3}{6} \\ \frac{T^2}{2} \\ \frac{T}{1} \end{bmatrix}.$$

$T$  est la période d'échantillonnage,  $c$  la célérité de la lumière,  $f_0$  la fréquence porteuse et  $\lambda_0$  la longueur d'onde correspondante.  $V_k$  représente le modèle de bruit des accélérations relatives de la cible.

La loi  $p(X_k|X_{k-1})$  est déduite de l'équation d'état (6). Si on considère que  $V_k$  est un bruit blanc gaussien centré,  $p(X_k|X_{k-1})$

sera de distribution gaussienne de moyenne  $F\hat{X}_{k-1}$ , où  $\hat{X}_{k-1}$  est l'état estimé à l'instant  $k-1$ , et de variance reliée à  $Q$ .

## 4.2 Modèle d'observation

Dans notre approche, l'observation est fournie par la fonction d'inter-ambiguïté discrétisée du signal renvoyé par la cible lorsque celle-ci a comme vecteur de paramètres l'état courant  $X_k$  :

$$\begin{aligned} Y_k(a, b) &= \chi_{r,u}(a \cdot \Delta\tau, b \cdot \Delta f) \\ &= \sum_n \alpha_n \chi_u(a \cdot \Delta\tau - \tau_n(k), b \cdot \Delta f - f_n(k)) \quad (7) \\ &+ W_k(a, b), \end{aligned}$$

où  $W_k$  est le bruit d'observation.

La vraisemblance  $p(Y_k|X_k)$  peut être calculée à partir d'une métrique entre l'observation réelle  $Y_k$  et l'observation simulée à partir de l'état  $X_k : Y_{X_k}$ . Formellement, elle peut être donnée par la formulation d'une distribution de Gibbs [4] :

$$p(Y_k|X_k) \propto \exp(-\gamma\Delta(Y_k, Y_{X_k})), \quad (8)$$

où  $\Delta$  est la métrique choisie et  $\gamma$  un paramètre de forme de la distribution.

D'après l'équation (3), la fonction d'inter-ambiguïté nous informe sur la contribution de la cible par la présence d'une version de la fonction d'ambiguïté translatée en temps et en fréquence, mais elle est également pondérée par un coefficient complexe inconnu, susceptible de changer d'un instant à l'autre. Une solution à ce problème consisterait à choisir une métrique invariante par rapport à ce coefficient comme peut l'être l'information mutuelle [6]. Une autre solution, exploitée dans nos simulations, est d'estimer le coefficient multiplicatif par une méthode de moindre-carrés. Pour une seule cible, cela revient à prendre

$$\Delta(Y_k, Y_{X_k}) = \min_{\alpha} \|Y_k - \alpha Y_{X_k}\|^2.$$

## 4.3 Méthode de Filtrage

Compte tenu de la non-linéarité du modèle d'observation, nous appliquons pour le suivi un filtre particulaire SIRPF (Sampling Importance Resampling Particle Filter) [5], qui utilise la loi  $p(X_k|X_{k-1})$  déduite de l'équation d'état (6) comme loi d'importance et la loi  $p(Y_k|X_k)$  déduite de l'équation d'observation (7) comme loi de vraisemblance.

Comme développé dans [8], toute particule générée est un cas possible pour l'état  $X_k$  de la cible, qui sera noté  $X_k^m$ , où  $m = 1 \dots M$  est l'indice de la particule et  $M$  le nombre de particules utilisées. Au temps  $k-1$ , l'état  $X_{k-1}$  est décrit par  $M$  particules  $X_{k-1}^m$  et  $M$  poids  $\omega_{k-1}^m$ , où chaque poids exprime la probabilité qu'à la particule correspondante d'être l'état  $X_{k-1}$ , sachant l'observation  $Y_{k-1}$ . Nous propageons de façon indépendante chaque particule suivant l'équation (6), ce qui revient à un échantillonnage de la loi  $p(X_k|X_{k-1} = X_{k-1}^m)$ . Cet échantillonnage se fait sans avoir besoin de l'observation à l'instant  $k$ . Il représente l'étape de prédiction du suivi Bayésien décrit dans la section précédente. L'accès à l'observation  $Y_k$  permet de calculer les poids des nouvelles particules en utilisant la loi de vraisemblance (8), ce que constitue l'étape de

mise à jour :

$$\xi_k^m = \omega_{k-1}^m p(Y_k|X_k = X_k^m) \quad m = 1 \dots M$$

$$\omega_k^m = \frac{\xi_k^m}{\sum_{m=1}^M \xi_k^m}$$

L'estimateur de l'état peut alors être défini soit comme la somme des particules pondérées par leurs poids (moyenne), soit comme la particule ayant le poids le plus fort et donc le maximum de vraisemblance. Nous avons choisi dans nos simulations la deuxième stratégie, ce qui revient à choisir, pour estimer l'état, la particule qui a le plus vraisemblablement généré l'observation.

## 5 Résultats de simulations

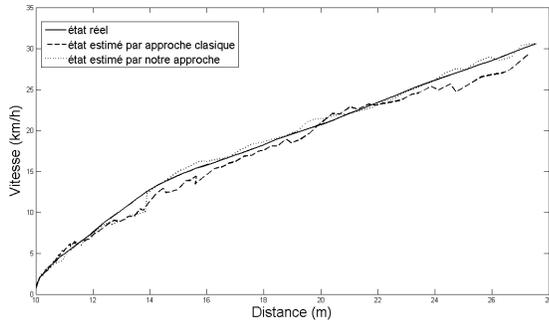
On compare ici les performances de l'approche proposée à celles d'une approche classique. Les observations sont simulées suivant les équations d'état (6) et d'observation (7). La période d'échantillonnage est de 50 ms et la simulation se déroule sur 100 instants d'observation successifs. La fréquence de porteuse est fixée à 54 GHz. La fonction d'inter-ambiguïté est échantillonnée sur une grille de  $201 \times 512$  points. Les résolutions le long de l'axe des distances et l'axe des vitesses sont respectivement de 1 m et 1 km/h. Les cibles peuvent être détectées à une distance maximum de 200 m et avec une vitesse relative comprise entre -260 km/h et 260 km/h. Ici, les bruits d'état et d'observation sont supposés gaussiens et de matrices de covariances diagonales.

Pour la méthode classique, la détection est ici simplement assurée par la localisation du maximum global de la fonction d'inter-ambiguïté. Pour l'étape de filtrage, un filtre de Kalman [5] est appliqué. Pour notre approche, le filtre particulaire met en œuvre 300 particules. On considère qu'à l'instant  $k=0$ , on a une connaissance parfaite des paramètres de la cible. Une évaluation quantitative est reportée pour trois formes d'ondes différentes : une impulsion linéairement modulée, un train d'impulsions et un code de Barker.

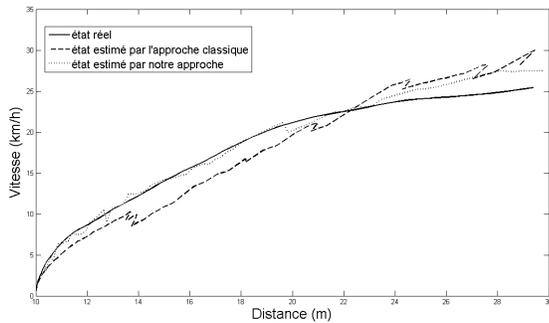
On peut observer sur la figure 1 l'amélioration du suivi avec notre approche pour les trois formes d'ondes utilisées. Pour le train d'impulsion, on peut observer plus particulièrement un suivi complètement faux avec l'approche classique. Cela peut s'expliquer par le fait que la fonction d'ambiguïté d'un train d'impulsions comporte des lobes secondaires assez hauts. Le suivi classique, basé sur l'estimation du maximum de cette fonction puis le filtrage, peut conduire à suivre un lobe secondaire plutôt que de suivre le lobe principal. Le fait de considérer la fonction entière pour le suivi dans notre approche permet de pallier ce problème. Le tableau 1 montre l'erreur d'estimation des paramètres de chacune des méthodes pour les trois formes d'ondes, ce qui représente une évaluation quantitative des performances.

## Conclusion

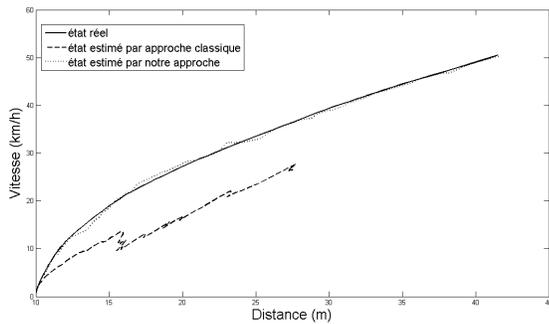
Dans ce papier, nous avons développé une nouvelle solution pour le suivi d'une cible à partir de l'observation de la fonction d'inter-ambiguïté. Nous avons obtenu une amélioration significative des performances par comparaison à la stratégie clas-



(a) Impulsion linéairement modulée (Chirp)



(b) Codes de Barker



(c) Train d'impulsions

FIG. 1 – Comparaison des performances d'estimation de la méthode proposée et la méthode classique

sique de détection-suivi. Nous avons également augmenté la robustesse tout en respectant la diversité des formes d'ondes.

Néanmoins, la méthode proposée demande un temps de traitement beaucoup plus important que la méthode classique. En vue d'accélérer l'algorithme, nous allons affiner la stratégie d'échantillonnage de la fonction d'inter-ambiguïté pour que la quantité d'informations à traiter soit aussi petite que possible, tout en conservant la haute précision du suivi. L'utilisation d'un filtre de Kalman (ou d'un filtre particulaire) sans parfum est également un moyen possible de parvenir à réduire la complexité du traitement. Enfin, un effort au niveau architecture matérielle peut être également envisagé.

À l'avenir, nous allons adapter cette approche pour les antennes à balayage qui sont utilisés dans les nouveaux radars ACC. Dans ce contexte, la position et l'étalement angulaires des cibles seront également pris en considération et la fonction d'inter-ambiguïté comme fonction d'observation sera remplacée par une image fréquence-angle. Une extension au multi-

TAB. 1 – Comparaison des performances de suivi entre l'approche classique et notre approche pour trois formes d'ondes

Formes d'ondes	Erreur distance (m)		Erreur vitesse (km/h)	
	Classique	Nouvelle	Classique	Nouvelle
Codes de Barker	0.83	0.09	2.88	0.87
Chirp	0.15	0.09	0.85	0.57
Train d'impulsions	4.93	0.06	9.21	0.47

cibles sera également envisagée pour se conformer à l'environnement automobile.

## Références

- [1] K. V. Ramachandra, *Kalman filtering techniques for radar tracking*. Marcel Dekker, 2000.
- [2] N. Levanon et A. Mozeson, *Radar signals*. Wiley, 2004.
- [3] M. Büren et B. Yang, *A global motion model for target tracking in automotive applications*, IEEE ICASSP 2007, vol. 2, pp. II.313-II.316.
- [4] Y. Rathi, N. Vaswani, A. Tannebaum et A. Yezzi, *Tracking deforming objects using particle filtering for geometric active contours*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 29, Issue 8, pp. 1470-1475, Août 2007.
- [5] M. S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon et T. Clapp, *A tutorial on particle filters for online/non-Gaussian Bayesian tracking*, IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 50, n° 2, pp. 174-188, Fév. 2002.
- [6] D. B. Rusakoff, C. Tomasi, T. Rohlfing et C. R. Maurer, *Image similarity using mutual information of regions*, European Conference on Computer Vision, 2004.
- [7] H. D. Griffiths, *New ideas in FM radar*, Electronics & Communication Engineering Journal, vol. 2, Issue 5, pp. 185-194, Oct. 1990.
- [8] I. Kyriakides, I. Konstantinidis, D. Morell, J. J. Benedetto, and A. Papandreou-Suppappola, *Target Tracking Using Particle Filtering and CAZAC Sequences*, International Waveform Diversity and Design Conference, pp. 367-371, June 2007.