

MINISTERE DE L'EDUCATION NATIONALE
UNIVERSITE DE BLIDA
INSTITUT D'ELECTRONIQUE

MEMOIRE DE MAGISTER

SPECIALITE: Electronique

OPTION Communication

ETUDE ET IMPLANTATION DES ALGORITHMES DE
POURSUITE $\alpha\beta$ ET $\alpha\beta\gamma$ SUR PROCESSEUR DE SIGNAL

PAR
BELLOUNAR Mostefa

Présenté publiquement le 15 Mars 1993 devant le jury

Mrs:

N. BELKHAMZA	M.C.	Université de Blida	Président
A. CHEKIMA	Prof.	ENP Alger	Examineurs
L. RAHAL	PhD.	CFDAT Alger	
K. AMMOUR	PhD.	Université de Blida	
M. DABOUZ	Dr Ing.	CTA de Blida	
H. SALHI	MC.	Université de Blida	Promoteur

BLIDA, ALGERIE
1993

32-530-30-1

32-530-30-1

MINISTERE DE L'EDUCATION NATION
UNIVERSITE DE BLIDA
INSTITUT D'ELECTRONIQUE



MEMOIRE DE MAGISTER

SPECIALITE: Electronique
OPTION : Communication

ETUDE ET IMPLANTATION DES ALGORITHMES DE POURSUITE $\alpha\beta$ ET $\alpha\beta\gamma$ SUR PROCESSEUR DE SIGNAL

PAR
BELLOUNAR Mostefa

Présenté publiquement le 15 Mars 1993 devant le jury:

Mrs:

N. BELKHAMZA	M.C.,	Université de Blida	Président
A. CHEKIMA	Prof.,	ENP Alger	Examineurs
L. RAHAL	PhD,	CFDAT Alger	
K. AMMOUR	PhD,	Université de Blida	
M. DABOUZ	Dr Ing.,	CTA, Blida	
H. SALHI	M.C.,	Université de Blida	Promoteur

BLIDA, ALGERIE
1993

R E S U M E

Ce mémoire s'intéresse à l'évaluation des filtres $\alpha\beta$ et $\alpha\beta\gamma$ avec détection de manoeuvres et à leur implantation sur le processeur de signal TMS32010.

Après étude du filtre $\alpha\beta$ en coordonnées cartésiennes, trois principales méthodes de calcul du gain optimal sont analysées et leurs performances comparées:

La détermination des paramètres α et β de la variante adoptée est basée sur un coefficient, appelé indice de poursuite, fonction des caractéristiques de la trajectoire. Ce filtre présente des limites, notamment, en présence d'accélération évasives de la cible. L'implantation de l'algorithme $\alpha\beta$ associé à un détecteur de manoeuvres permet de noter une amélioration sensible dans le comportement du filtre. Cependant, ses performances se dégradent en présence de fortes manoeuvres.

L'implantation de l'algorithme $\alpha\beta\gamma$ permet, grâce à sa capacité d'estimer l'accélération d'obtenir, en présence de fortes manoeuvres, de meilleurs résultats. Néanmoins, pour les trajectoires rectilignes le filtre $\alpha\beta$ lui est préférable. Aussi, l'adoption d'une structure mixte, $\alpha\beta-\alpha\beta\gamma$, permet d'optimiser la qualité de la poursuite en fonction de la classe de la trajectoire (non manoeuvrante, manoeuvrante) et d'obtenir ainsi un algorithme de poursuite plus robuste.

R E M E R C I E M E N T S

Ce mémoire a été réalisé à l'institut d'électronique de l'université de BLIDA sous la direction de M^r H. SALHI, maître de conférence dans cette même université, et de M^r M. DABOUZ (C.T.A.).

Je tiens à leur exprimer toute ma gratitude pour les conseils et encouragements qu'ils m'ont prodigué tout au long de ce travail.

Mes remerciements vont également à M^r N. BELKHAMZA pour avoir accepté la présidence de ce jury.

Je remercie vivement M^r A. CHEKIMA, Professeur à l'E.N.P d'Alger, M^r K. AMMOUR (Université de Blida) et M^r L. RAHAL (C.F.D.A.T.) pour avoir accepté de participer à ce jury.

Je remercie également M^r H. BENTEFTIFA qui a bien voulu s'intéresser à ce travail.

Enfin, que toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail trouvent ici l'expression de mes sincères remerciements.

TABLE DES MATIERES

RESUME	i
REMERCIEMENTS.....	ii
TABLE DES MATIERES.....	iii
LISTE DES FIGURES ET TABLEAUX.....	v
INTRODUCTION.....	1
1. PRESENTATION DU PROBLEME DE LA POURSUITE	
1.1 Le système de surveillance radar.....	5
1.2 Description du processus de la poursuite.....	7
2. MODELISATION DE TRAJECTOIRES	
2.1 Introduction	13
2.2 Modélisation de trajectoires.(modèle de Singer)..	16
3. ETUDE DU FILTRE $\alpha\beta$	
3.1 Introduction	21
3.2 Description du processus du bruit de mesure	21
3.3 Définition de l'algorithme $\alpha\beta$	24
3.4 Etude de l'algorithme $\alpha\beta$	33
3.5 Procédure de choix des paramètres α et β	49
3.6 Evaluation des performances du filtre $\alpha\beta$	64
3.7 Conclusion	69

4. LE DETECTEUR DE MANOEUVRES

4.1	Introduction	71
4.2	Etude du détecteur de manoeuvres	73
4.3	Performances du filtre $\alpha\beta$ avec détecteur	81
4.4	Conclusion	81

5. IMPLANTATION SUR μ P TMS32010 DU FILTRE $\alpha\beta$

5.1	Introduction	83
5.2	Etablissement de la structure filtre-détecteur ..	84
5.3	Détermination de la précision et de la dynamique des variables	87
5.4	Analyse des erreurs dues à l'implantation en précision finie	91
5.5	Choix de la quantification à adopter	92
5.6	Performances de l'implantation du filtre $\alpha\beta$ avec détecteur de manoeuvres	95
5.7	Conclusion	106

6. IMPLANTATION DU FILTRE $\alpha\beta\gamma$

6.1	Introduction	107
6.2	Etude du filtre $\alpha\beta\gamma$	107
6.3	Implantation du filtre $\alpha\beta\gamma$	112

CONCLUSION GENERALE

120

BIBLIOGRAPHIE

124

APPENDICE

129

- Modèle dynamique de la cible en polaire

LISTE DES FIGURES ET TABLEAUX

Figure 1.1	: Schéma bloc d'un système Radar	6
Figure 1.2	: Procédure d'initialisation de la piste	8
Figure 1.3	: Procédure d'association plots-pistes	10
Figure 1.4	: Fonctions de base de la poursuite	11
Figure 2.1	: Schéma de principe de la modélisation de trajectoires	14
Figure 2.2	: Modèle de Singer	17
Figure 3.1	: Filtre $\alpha\beta$ en cartésien	21
Figure 3.2	: Schéma bloc du filtre $\alpha\beta$	27
Figure 3.3	: Réponses fréquentielles du filtre $\alpha\beta$	30
Figure 3.4	: Comportement du filtre en fonction de α et β	31
Figure 3.5	: Erreurs d'estimation ($\alpha=0.25$)	35
Figure 3.6	: Erreurs d'estimation ($\alpha=0.75$)	36
Figure 3.7	: Erreurs d'estimation du filtre en polaire ...	38
Figure 3.8	: Transformation du bruit à travers le filtre .	44
Figure 3.9	: Coefficient K_{pp} en fonction de α et β	47
Figure 3.10	: Variances normalisées (filtre 1)	48
Figure 3.11	: Minimisation de l'erreur quadratique (trajectoire non manoeuvrante)	52
Figure 3.12	: Minimisation de l'erreur quadratique (trajectoire manoeuvrante)	53
Figure 3.13	: Erreurs d'estimation (filtre 2)	54
Figure 3.14	: α et β en fonction de r (filtre 2)	56
Figure 3.15	: Variances normalisées (filtre 2)	58

Figure 3.15bi: Variances normalisées (filtre 3)	61
Figure 3.16 : Comparaison des 3 variantes de l' $\alpha\beta$	62
Figure 3.17 : K_{pp} et K_v en phase d'initialisation	65
Figure 3.18 : Effets d'une manoeuvre sur les performances du filtre sans détecteur	67
Figure 3.19 : Moyenne de $e(k)$ en fonction de Λ	68
Figure 3.20 : Variation de la vitesse et de l'accélération en fonction de τ	70
Figure 4.1 : Schéma bloc du filtre avec détecteur	72
Figure 4.2 : Schéma de fonctionnement du détecteur	74
Figure 4.3 : Schéma de l'estimateur de biais	77
Figure 4.4 : Temps de réponse de l'estimateur de biais ...	80
Figure 4.5 : Effet du détecteur sur le biais de $e(k)$	82
Figure 5.1 : Structure du filtre $\alpha\beta$	85
Figure 5.2 : Organigramme de l'implantation du détecteur de manoeuvres	86
Figure 5.2bis: Organigramme de l'implantation du filtre $\alpha\beta$ avec détecteur	88
Figure 5.3 : Cycle limite en absence de signal d'entrée ..	93
Figure 5.4 : Erreurs d'estimation en fonction de la quantification (arrondi ou troncature)	94
Figure 5.5 : Courbe $\Lambda = f(\alpha)$ (filtre $\alpha\beta$)	96
Figure 5.6 : Erreurs d'estimation ($\Lambda = 0.40$)	97
Figure 5.7 : Effet du détecteur sur la qualité de la poursuite	99
Figure 5.8 : Erreur de vitesse (accélération rectiligne) .	100
Figure 5.9 : Erreur de position (accélération rectiligne)	101
Figure 5.10 : Effet des plots manquants sur l'erreur d'estimation de la position	103
Figure 5.10bi: Effet des plots manquants sur l'erreur d'estimation de la vitesse	104
Figure 5.11 : Poursuite d'une cible fortement manoeuvrante	105

Figure 6.1	: Comparaison des erreurs d'estimation des filtres $\alpha\beta$ et $\alpha\beta\gamma$	110
Figure 6.2	: Estimation de l'accélération (filtre $\alpha\beta\gamma$) ...	111
Figure 6.3	: Structure du filtre $\alpha\beta\gamma$	113
Figure 6.4	: Comparaison de la poursuite avec $\alpha\beta$ et $\alpha\beta\gamma$ (cible fortement manoeuvrante)	115
Figure 6.5	: Comparaison de la poursuite avec $\alpha\beta$ et $\alpha\beta\gamma$ (cible non manoeuvrante)	117
Figure 6.6	: Courbes $\Lambda=f(\alpha)$ (filtres $\alpha\beta$ et $\alpha\beta\gamma$)	118
Figure 6.7	: Structure de l'algorithme mixte $\alpha\beta-\alpha\beta\gamma$	119
Tableau 3.1	: Influence de β sur l'amortissement du filtre	34
Tableau 3.2	: Comparaison des performances des 3 variantes du filtre $\alpha\beta$	63
Tableau 6.1	: Opérations nécessaire dans l'implantation des filtres $\alpha\beta$ et $\alpha\beta\gamma$	112

INTRODUCTION

Dans un système de surveillance Radar, les signaux issus du récepteur subissent les traitements suivant :

- extraction de plots : c'est un processus qui, à partir des échos élémentaires, permet d'effectuer une estimation sur la position mesurée, appelée plot.
- corrélation plot-piste : comparaison des plots radar avec les positions présumées des pistes déjà initiées dans le but d'y établir une éventuelle association ou de créer une piste nouvelle.
- synthèse des pistes : c'est là où s'effectue l'estimation de l'état dynamique de la cible afin de prédire la future position qui est ajustée au prochain balayage radar par l'acquisition d'un nouveau plot.

Les pistes ainsi établies contribuent à la réalisation des tâches suivantes :

- a . Identification de cibles
- b . Evaluation de la menace
- c . Choix et pointage de l'arme
- d . Calcul de la position future (conduite de tir, rampe de lancement ...).

Les fonctions (a) et (b) peuvent être gérées par un radar de surveillance. Cependant, lorsqu'il s'agira du pointage de l'arme pour une éventuelle destruction de la cible, le contrôle est alors transféré à un radar de poursuite pour sa grande précision dans l'estimation des trajectoires.

La synthèse des pistes est effectuée par des algorithmes de poursuite dont le plus performant reste le filtre de KALMAN lequel a été développé par R. E. KALMAN et R. S. BUCY en 1961 [1]. Cet algorithme fût appliqué dans plusieurs domaines et notamment l'aérospatiale, la navigation inertielle, la poursuite Radar, la détermination des trajectoires ...etc.

L'algorithme de Kalman fournit la solution optimale au sens de la minimisation de la variance des erreurs. Cependant, le calcul des coefficients du gain, qui doit s'effectuer à chaque observation, nécessite un temps de traitement relativement long.

L'utilisation de versions sous-optimales, en l'occurrence les filtres $\alpha\beta$ et $\alpha\beta\gamma$, facilite l'implantation.

En effet, le calcul off-line des coefficients réduit, dans ce type d'algorithmes, le volume du calcul en temps réel. Néanmoins, leurs capacités pour la poursuite des cibles à modèle dynamique variable sont faibles. D'où la nécessité de leur adaptation aux ruptures du modèle de la trajectoire par leur association à un détecteur de manoeuvres.

Après présentation du problème de la poursuite au chapitre 1, nous décrivons dans le deuxième chapitre le modèle de Singer, utilisé pour la synthèse de différentes classes de trajectoires en vue de l'évaluation au chapitre

3, des performances et des limites du filtre de poursuite $\alpha\beta$. Le comportement de cet algorithme est contrôlé par les paramètres α et β dont le choix est basé, selon l'application, sur différents critères de performances. Dans cette étude, nous avons considéré trois méthodes de calcul de ces coefficients :

- filtre 1 : algorithme $\alpha\beta$ avec minimisation de la somme quadratique des erreurs. Cette version fût introduite par T. R. BENEDICT et G. W. BORDNER [2].
- filtre 2 : algorithme $\alpha\beta$ où, étant donné une trajectoire, les coefficients sont calculés de telle manière que les erreurs soient bornées pour le cas le plus défavorable [3].
- filtre 3 : cette variante s'apparente à la précédente mais la méthode de conception du filtre est plus souple [4].

Une étude comparative a été effectuée pour déterminer le plus performant.

Le chapitre 4 sera consacré à l'étude du détecteur de manoeuvres et à l'évaluation de son impact, lorsqu'il est intégré au filtre $\alpha\beta$, sur la qualité et la précision de la poursuite.

Dans le chapitre 5, nous étudierons le problème de l'implantation sur le processeur de signal TMS32010 du filtre $\alpha\beta$, associé au détecteur de manoeuvres. Pour cela, nous procéderons en deux étapes. La première consiste à l'implanter en langage évolué afin d'en déterminer les meilleures conditions de fonctionnement en précision infinie. La deuxième étape consiste en l'implantation sur

microprocesseur tout en étudiant les effets des erreurs de quantification sur les performances du filtre (erreurs en régime permanent, cycle limite, temps de réponse...). L'évaluation de ses performances sera basée sur son comportement en présence de manoeuvres évasives, d'accélérations rectilignes et de plots manquants. Enfin, au chapitre 6, nous procéderons à l'implantation de l'algorithme $\alpha\beta\gamma$ et à son évaluation par rapport au filtre $\alpha\beta$. Enfin, nous présenterons une structure mixte $\alpha\beta-\alpha\beta\gamma$ et nous étudierons ses performances dans le filtrage de trajectoires tant rectilignes que fortement manoeuvrantes.

CHAPITRE 1

PRESENTATION DU PROBLEME DE LA POURSUITE

1.1 LE SYSTEME DE SURVEILLANCE RADAR

La structure typique d'un système de poursuite avec balayage continu (T.W.S : Track While Scan) est représentée à la figure 1.1.

Elle se compose de :

- un radar de surveillance
- un extracteur de plots : c'est un processus permettant de fournir un plot à partir de la vidéo radar.
- un corrélateur : permet de vérifier l'origine du plot reçu : nouvelle cible, faux plot ou cible déjà connue.
- une unité de poursuite : lieu d'implantation du filtre.

Celle-ci est divisée en deux canaux :

- * canal pour la poursuite suivant la dimension X.
- * canal pour la poursuite suivant la dimension Y.

La poursuite suivant X et Y s'effectue en parallèle et d'une manière indépendante car sous certaines conditions du bruit de mesure (voir chapitre 3), le filtre α/β peut être découplé suivant les deux axes.

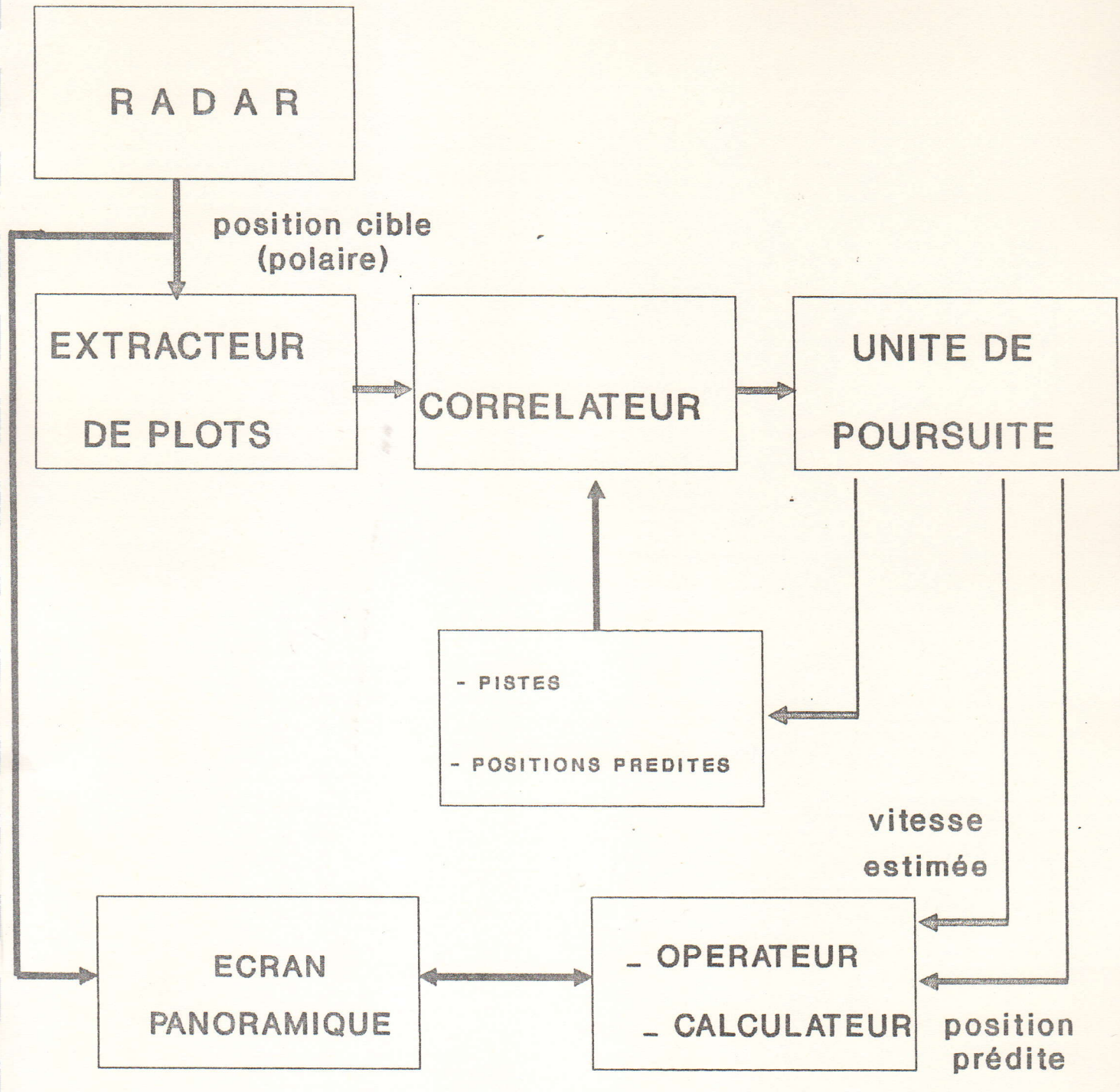


Figure 1.1: Schéma bloc d'un système de veille

1.2 DESCRIPTION DE LA PROCEDURE DE POURSUITE

La procédure de poursuite s'effectue suivant trois principales phases [5] et [6] :

- initialisation de la piste
- association plots-pistes.
- filtrage et prédiction.

1.2.1 Initialisation de la piste

L'estimation de la position et de la vitesse initiales de la cible (voir figure 1.2) s'effectue après acquisition de deux mesures successives (pour des algorithmes où l'on estime également l'accélération, il est nécessaire d'en effectuer trois). Il est évident qu'en présence de faux plots, ce nombre augmente.

Considérons le filtre $\alpha\beta$ suivant une dimension (X) :

Ainsi donc, soient :

$$\begin{aligned} x_m(1) &: 1^{\text{ère}} \text{ mesure} \\ x_m(2) &: 2^{\text{ème}} \text{ mesure} \end{aligned}$$

D'où :

$$x_f(2) = x_m(2)$$

$$\dot{x}_f(2) = \frac{x_m(2) - x_m(1)}{T}$$

$$x_p(3) = x_f(2) + T \dot{x}_f(2)$$

avec :

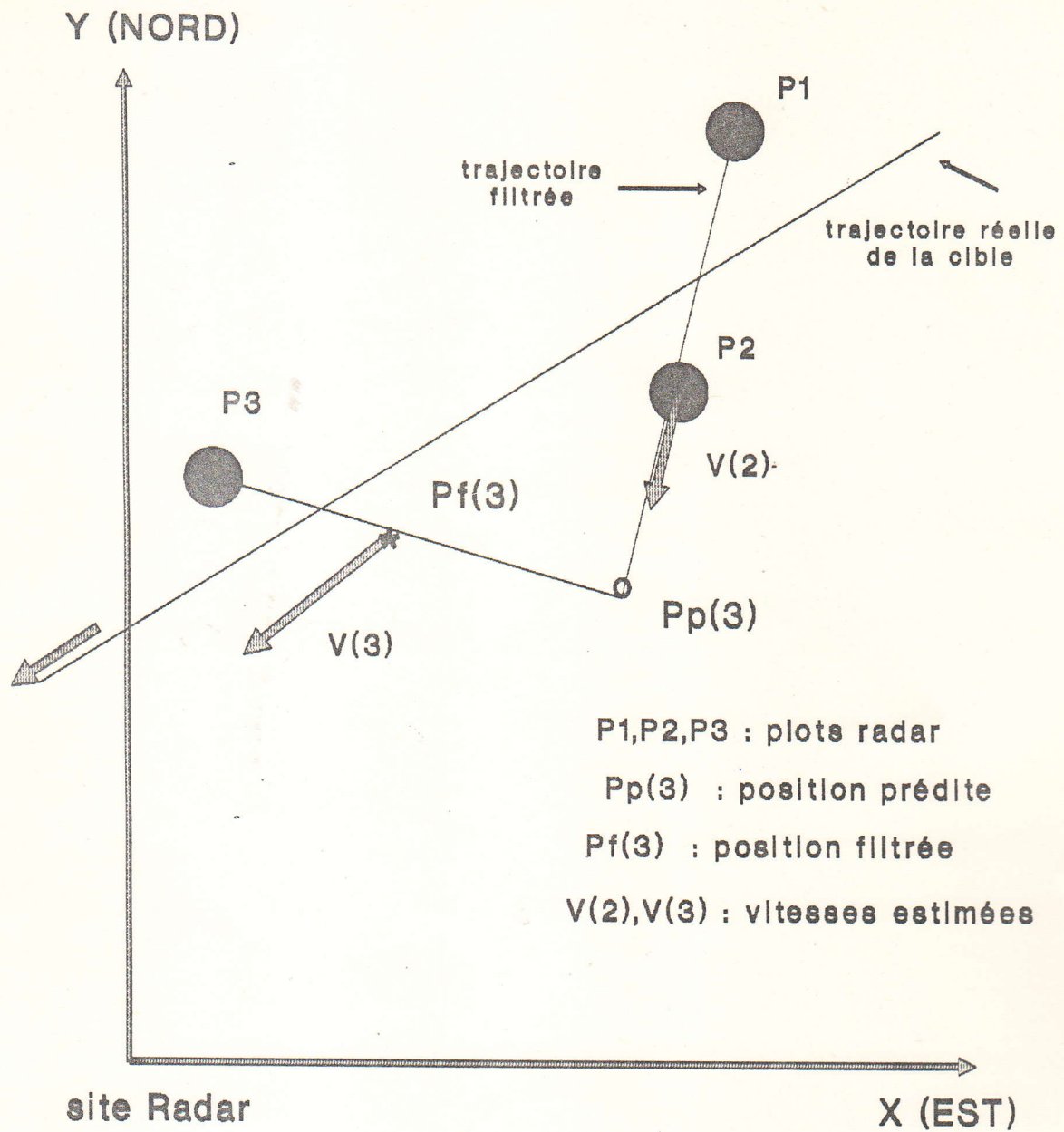


Figure 1.2: Procédure d'initialisation de la piste

- k : nombre de mesures
 T : période d'acquisition des mesures sur la cible
 $x_f(k)$: position filtrée de la cible au temps kT .
 $\dot{x}_f(k)$: vitesse estimée de la cible au temps kT .
 $x_p(k)$: position prédite de la cible au temps kT .

La figure 1.2 illustre schématiquement la procédure du filtrage et de la prédiction appliquée aux trois (3) premières observations de la cible.

Ainsi, les deux (2) premiers plots permettent d'initialiser la piste tandis qu'avec l'estimation de la vitesse il est possible de prédire la position de la cible à la troisième observation.

L'acquisition du troisième plot permet, après comparaison avec la position prédite d'ajuster l'estimation faite sur la vitesse. Cette correction est nécessaire à cause des erreurs de mesures.

1.2.2 Association plots-pistes

A cause des erreurs d'estimation de la position et de la vitesse, la recherche du plot à la prochaine observation, s'effectue dans une "fenêtre de corrélation" (CORRELATION GATE) centrée autour de la position prédite (figure 1.3).

Dans l'éventualité de présence d'un plot dans cette région (fenêtre), il y aura association de ce dernier à la piste préétablie (voir figure 1.4).

La dimension de cette fenêtre, dans le cas de trajectoire

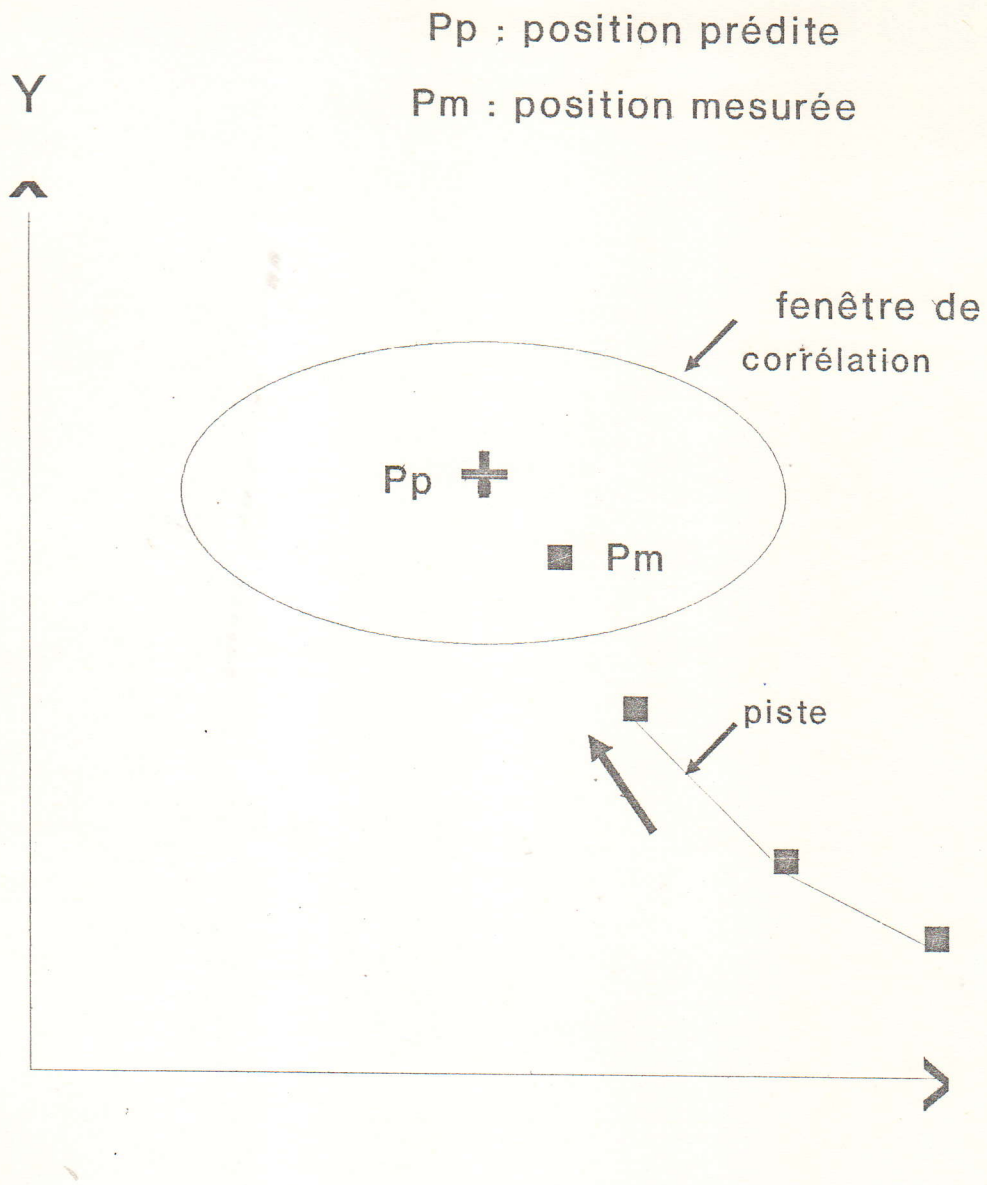


Figure 1.3: Procédure d'asociation plots-pistes

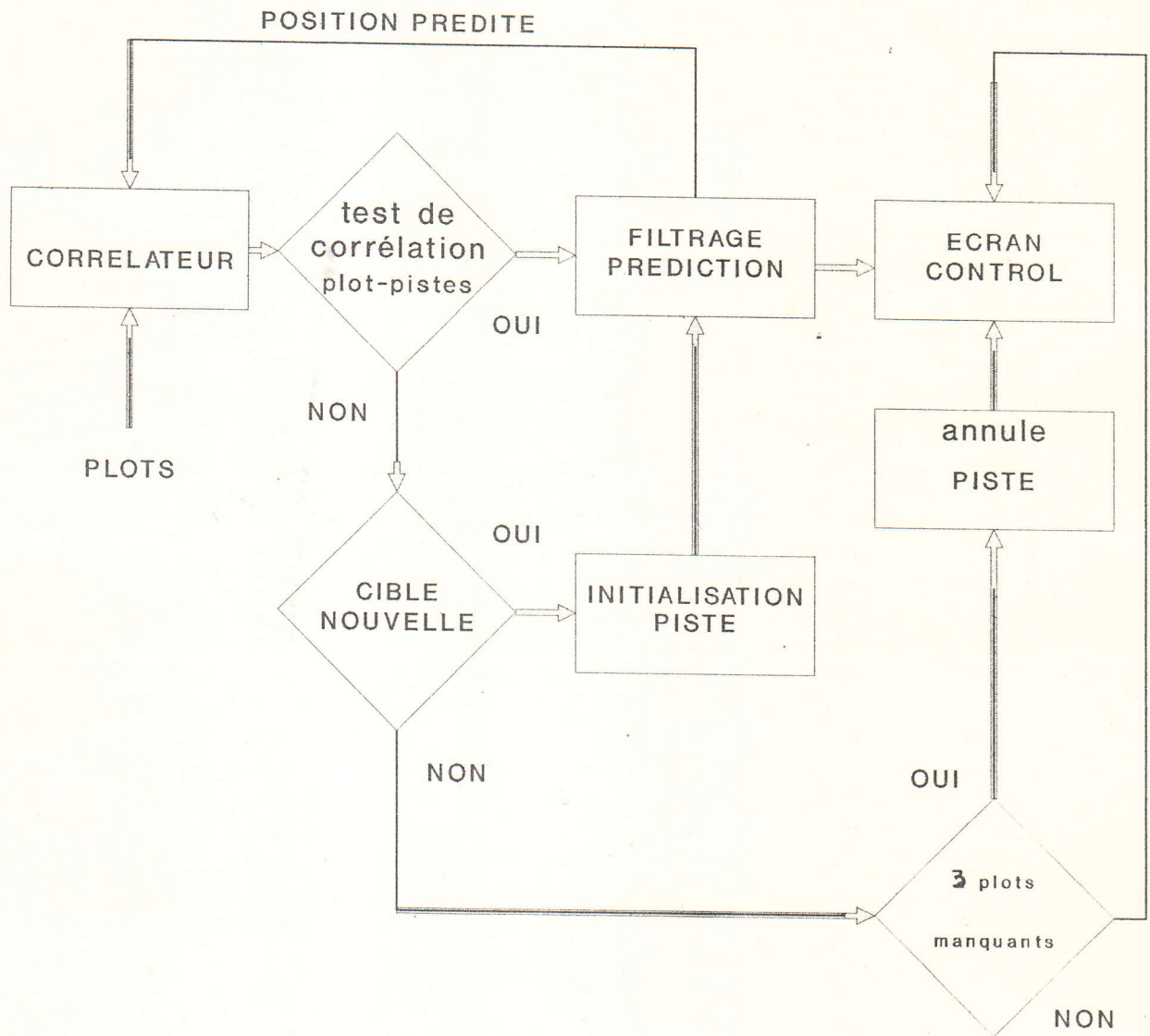


Figure 1.4: Fonctions de base de la poursuite

non manoeuvrante, dépend étroitement des erreurs d'estimation et du bruit de mesure. Elle doit être, d'une part, assez grande pour augmenter la probabilité de présence du plot et, d'autre part, suffisamment petite pour éliminer le maximum de faux plots éventuels, dus entre autres aux fausses alarmes.

Dans le cas de cibles manoeuvrantes, sa dimension dépend, en plus des deux paramètres citées ci-dessus, de la capacité de manoeuvre de la cible.

Il reste à examiner le cas de non corrélation entre le plot et la ou les pistes existantes. Dans cette situation, il peut y avoir deux cas :

- la piste établie ne peut être corrélée avec le plot reçu vu qu'il appartient à une nouvelle cible. La procédure d'initialisation d'une nouvelle piste est nécessaire.
- pour un balayage donné, le corrélateur ne reçoit pas de plot (MISSING PLOT). Pour cela on peut, par exemple, extrapoler la piste s'il s'agit d'un seul plot manquant et on l'annule s'il y a absence successive de plusieurs plots.

1.2.3 Filtrage et prédiction

Dans le cas où le plot reçu est corrélé avec l'une des pistes déjà établie, l'algorithme de poursuite procédera au filtrage de la trajectoire en question par une correction de la position prédite et de la vitesse estimée (et éventuellement de l'accélération). Cette fonction composée de prédiction-corréction est réalisée, dans le cadre de ce mémoire, par les algorithmes $\alpha\beta$ et $\alpha\beta\gamma$ considérés comme étant des versions sous-optimales du filtre de Kalman.

CHAPITRE 2

MODELISATION DE TRAJECTOIRES

2.1 INTRODUCTION

Ce chapitre est consacré à la description du modèle mathématique du mouvement de la cible.

La figure 2.1 représente le schéma bloc de la modélisation des mesures radar. Le filtre permet l'estimation des états du système dynamique, représentant le modèle du mouvement de la cible, à partir d'une séquence de mesures discrètes. Le système physique peut-être exprimé par un système d'équations différentielles du premier ordre :

$$\underline{\dot{x}} = \begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \ddot{x}(t) \\ \dot{x}(t) \end{bmatrix} = f(\underline{x}, u, t)$$

avec :

\underline{x} = vecteur d'état du système dynamique
 u = bruit blanc centré modélisant les accélérations dues aux turbulences atmosphériques et aux manoeuvres de la cible.

La séquence des mesures est exprimée par :

$$x_m(k) = x(k) + w(k)$$

U : perturbation
X : vecteur d'état
x_m : mesure radar
X_e : état estimé

bruit de mesure

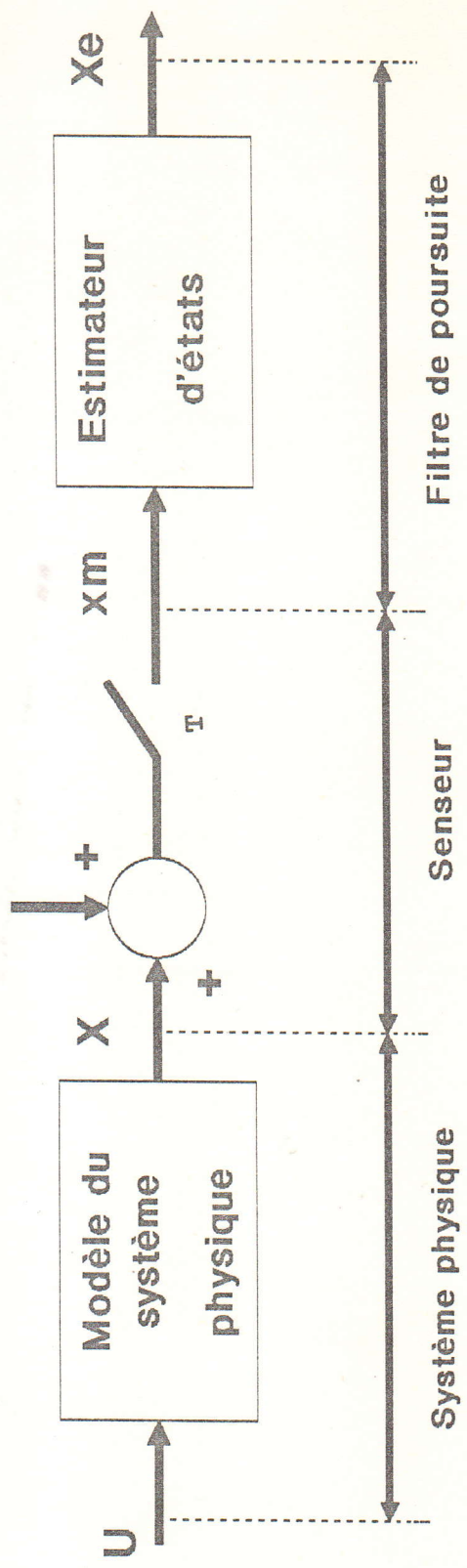


Figure 2.1: Schéma de principe de la modélisation de trajectoires

avec :

- $w(k)$: bruit blanc, centré.
- les bruits u et w sont mutuellement indépendant.

Le choix d'un système de coordonnées doit être tel que la dynamique du mobile puisse être décrite par des équations mathématiques simples à implanter et reflétant le comportement réel du système.

Les mesures radar sont données en coordonnées polaires. Aussi, il peut paraître plus adéquat d'effectuer le filtrage dans le même système afin d'éviter une opération de transformation de coordonnées polaires-cartésiennes et, en raison de la non corrélation des bruits de mesure suivant la distance et l'azimut, pouvoir découpler l'algorithme suivant les deux dimensions.

Cependant, dans ce système de référence, le modèle dynamique est non-linéaire, et par conséquent le filtre aussi. Or, l'utilisation de la théorie de Kalman est conditionnée par la linéarité du modèle dynamique et celui des mesures. De plus, les bruits w et u doivent être blanc Gaussiens et mutuellement indépendant.

Dans le système de coordonnées cartésiennes les équations de mouvement sont linéaires mais le modèle des mesures ne l'est pas. Par conséquent, celui-ci doit être linéarisé. Il est donc nécessaire d'établir des conditions sur le bruit de mesure afin de maintenir, après conversion polaire-cartésien, le caractère Gaussien des erreurs d'observations.

2.2 MODELISATION DE TRAJECTOIRES (modèle de SINGER)

La présente modélisation suppose des cibles dont la vitesse est constante. Les manoeuvres, ou les accélérations dues aux turbulences atmosphériques, peuvent être considérées comme étant des perturbations le long d'une trajectoire à vitesse constante.

Puisque l'accélération $\gamma(t)$ est à l'origine des déviations de la cible de sa trajectoire rectiligne, elle sera choisie comme variable de manoeuvre et sera caractérisée par :

- sa variance σ_γ^2
- sa durée τ

D'autre part, dans ce modèle, l'accélération est corrélée dans le temps; c'est-à-dire que si la cible accélère au temps "t", il est vraisemblable que la manoeuvre demeure μ secondes plus tard (μ étant un nombre suffisamment petit).

Le modèle de représentation de la fonction d'auto-corrélation de l'accélération est :

$$r(\mu) = E [\gamma(t) \gamma(t + \mu)]$$

$$= \sigma_\gamma^2 e^{-\frac{|\mu|}{\tau}}$$

Dans le modèle de Singer, représenté sur la figure 2.2, le mobile a une probabilité p_1 d'accélérer au maximum ($\gamma = \gamma_{\max}$ ou $-\gamma_{\max}$), une probabilité p_0 de ne pas accélérer du tout ($\gamma = 0$). Enfin il développe une accélération comprise entre γ_{\max} et $-\gamma_{\max}$ suivant une

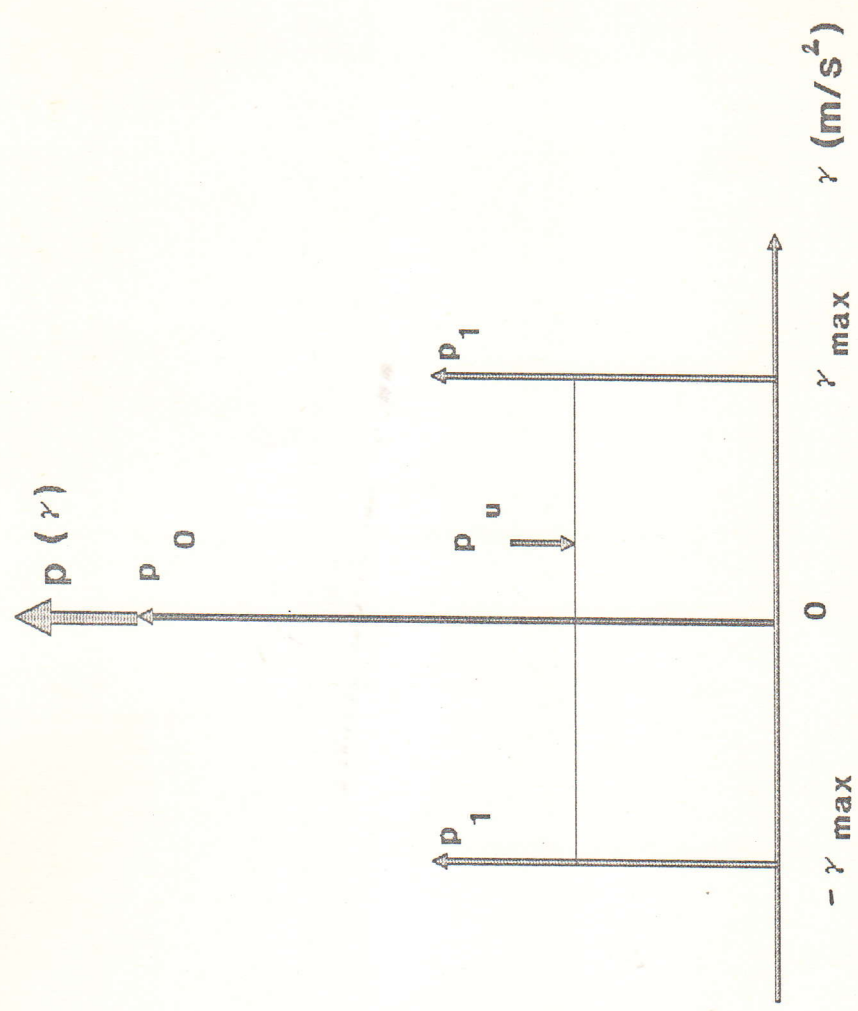


Figure 2.2: Modèle de Singer

distribution uniforme p_u .

L'équation de la variance est [7] :

$$\sigma_\gamma^2 = \frac{\gamma_{\max}^2}{3} [1 + 4 p_1 - p_0]$$

Pour pouvoir appliquer la théorie de Kalman au modèle de l'accélération décrit ci-dessus, l'entrée du système dynamique doit avoir une distribution Gaussienne et non corrélée dans le temps. Pour cela, nous exprimons l'accélération de la cible en fonction d'un bruit blanc $n(t)$:

$$\begin{aligned} R(s) = \mathcal{L} \left\{ r(\mu) \right\} &= \frac{-2 \tau^{-1} \sigma_\gamma^2}{(s - \tau^{-1})(s + \tau^{-1})} \\ &= H(s) H(-s) N(s) \end{aligned}$$

avec :

$$H(s) = \frac{1}{s + \tau^{-1}} = \text{filtre générateur de } \gamma.$$

$$N(s) = \frac{2 \sigma_\gamma^2}{\tau}$$

= transformée de Laplace du bruit blanc équivalent $n(t)$ qui génère l'accélération γ .

donc :

$$\dot{\gamma}(t) = -\gamma(t) \tau^{-1} + n(t)$$

où la variance du bruit blanc, $n(t)$, satisfait :

$$\sigma_n^2(\mu) = 2 \tau^{-1} \sigma_\gamma^2(\mu)$$

Le modèle dynamique discret est donné par [7] :

$$X(k+1) = \Phi X(k) + G u(k) \quad (2.3)$$

avec :

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & 0.5 T^2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & e^{-T/\tau} \end{bmatrix}$$

= matrice de transition d'état

$$G = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$u(k)$: entrée de commande, séquence de bruit blanc discret dans le temps

Ce modèle dynamique, représenté par l'équation d'état 2.3, est utilisé pour synthétiser différentes trajectoires en vue de l'évaluation des filtres α/β et $\alpha/\beta/\gamma$.

Le modèle de Singer est basé sur 2 paramètres, $u(k)$ et τ ,

caractérisant la trajectoire synthétisée. Le premier traduit la capacité de manoeuvre de la cible et est modélisé par un processus blanc, centré de variance σ_γ^2 . Le second caractérise le degré de corrélation de l'accélération dans le temps.

Dans la conception du filtre $\alpha\beta$, l'accélération est modélisée par un bruit blanc. Par conséquent, il ne pourra suivre efficacement les manoeuvres évasives dont la durée τ est supérieure à une valeur limite τ_{nc} , laquelle reste à déterminer (voir chapitre 4).

CHAPITRE 3

ETUDE DU FILTRE $\alpha\beta$ EN COORDONNEES CARTESIENNES

3.1 INTRODUCTION

Ce chapitre est consacré à l'étude du filtre $\alpha\beta$. Les composantes du gain sont calculées suivant trois méthodes de conception différentes. Une étude comparative permettra de déterminer la plus appropriée. Par ailleurs, nous présenterons les performances de cet algorithme ainsi que ses limites, notamment, dans la poursuite des cibles manoeuvrantes.

3.2 DESCRIPTION DU PROCESSUS DU BRUIT DU SYSTEME

Le schéma bloc du système de filtrage est représenté à la figure 3.1.

Les mesures radar, ρ_m et ϑ_m , sont entachées d'un bruit additif supposé Gaussien, non corrélé par rapport à la distance et à l'azimuth, de moyenne nulle et de variance respective σ_ρ^2 et σ_ϑ^2 .

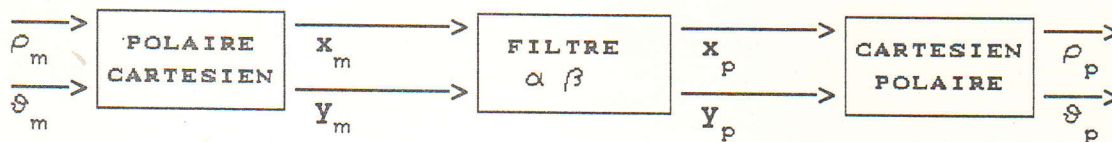


Figure 3.1: Filtre $\alpha\beta$

avec :

- ρ_m : distance mesurée de la cible
 ϑ_m : azimuth (direction) mesurée de la cible

Les transformations polaires-cartésiennes des mesures (ρ_m, ϑ_m) et cartésiennes-polaires des coordonnées prédites (x_p, y_p) permettent respectivement d'effectuer la poursuite en coordonnées cartésiennes et de restituer le résultat de la prédiction en polaires pour le centrage de la fenêtre de corrélation dans laquelle s'opèrera la recherche du prochain plot radar.

3.2.1 Transformation polaire-cartésien

Soient :

- (x, y) : coordonnées cartésiennes réelles de la cible
 (x_m, y_m) : coordonnées cartésiennes mesurées de la cible
 (ρ, ϑ) : coordonnées polaires réelles de la cible

avec :

$$\begin{aligned} x &= \rho \cos \vartheta \\ y &= \rho \sin \vartheta \end{aligned}$$

La position mesurée de la cible en coordonnées cartésiennes est donnée par :

$$\left. \begin{aligned} x_m &= \rho_m \cos \vartheta_m \\ y_m &= \rho_m \sin \vartheta_m \end{aligned} \right] \quad (3.2)$$

Nous allons évaluer les erreurs de mesure induites sur

x et y . A cause du caractère non linéaire des équations de transformations 3.2, ces erreurs sont non gaussiennes et par conséquent le filtre correspondant est non linéaire. La linéarisation de ces dernières équations permettra d'éviter cette difficulté. Pour cela, nous effectuons le développement en séries de Taylor, autour de x et y , limité au 1^{er} ordre, des équations 3.2.

D'où [9] :

$$\begin{aligned} x_m &\cong \rho \cos\vartheta + (\vartheta_m - \vartheta)(-\sin\vartheta) + (\rho_m - \rho)\cos\vartheta \\ y_m &\cong \rho \sin\vartheta + (\vartheta_m - \vartheta)(\rho \cos\vartheta) + (\rho_m - \rho)\sin\vartheta \end{aligned} \quad (3.3)$$

Puisque :

$$\begin{aligned} \sigma_{x_m}^2 &= \text{var} [x_m - x] \\ \sigma_{y_m}^2 &= \text{var} [y_m - y] \\ \sigma_{x_m, y_m} &= \text{covar} [x_m - x, y_m - y] \end{aligned}$$

avec :

$$\begin{aligned} \text{var} [x] &= \text{variance de } x \\ \text{covar} [x, y] &= \text{covariance de } x, y \end{aligned}$$

Alors :

$$\sigma_{x_m}^2 = \sigma_\rho^2 \cos^2\vartheta + \rho \sigma_\vartheta^2 \sin^2\vartheta \quad (3.4)$$

$$\sigma_{y_m}^2 = \sigma_\rho^2 \sin^2\vartheta + \rho^2 \sigma_\vartheta^2 \cos^2\vartheta \quad (3.5)$$

$$\sigma_{x_m, y_m} = (\sigma_\rho^2 - \rho^2 \sigma_\vartheta^2) \sin\vartheta \cos\vartheta \quad (3.6)$$

3.2.2 Transformation cartésien-polaire

Le calcul des variances en sortie du système de la figure 3.1, en fonction de celles en coordonnées cartésiennes, s'effectue en résolvant les équations (3.2) et (3.3) par rapport à $\Delta\rho$ et $\Delta\vartheta$.

D'où :

$$\sigma_{\rho_p}^2 = \sigma_{x_p}^2 \cos^2 \vartheta_p + 2 \sigma_{x_p y_p} \cos \vartheta_p \sin \vartheta_p + \sigma_{y_p}^2 \sin^2 \vartheta_p \quad (3.7)$$

$$\sigma_{\vartheta_p}^2 = \frac{\sigma_{x_p}^2 \sin^2 \vartheta_p - 2 \sigma_{x_p y_p} \cos \vartheta_p \sin \vartheta_p + \sigma_{y_p}^2 \cos^2 \vartheta_p}{\rho_p^2} \quad (3.8)$$

$$\sigma_{\rho_p \vartheta_p} = \frac{1}{\rho_p} \left[0.5 \sin 2\vartheta_p (\sigma_{y_p}^2 - \sigma_{x_p}^2) + \sigma_{x_p y_p} \cos 2\vartheta_p \right] \quad (3.9)$$

3.3 DEFINITION DE L'ALGORITHMME $\alpha \beta$

3.3.1 Equations du filtre $\alpha \beta$

L'algorithmme $\alpha\beta$ réalise trois fonctions :

- lissage de la position mesurée
- estimation de la vitesse
- prédiction de la future position , autour de

laquelle sera établie la région de corrélation

Il se base sur les hypothèses suivantes :

- trajectoire rectiligne
- modèle de l'accélération : bruit blanc centré
- bruit de mesure stationnaire
- période des observations constante

Le lissage repose sur la pondération , par des coefficients α et β , de la différence entre la position mesurée et celle prédite , $e(k)$.

Les équations sont donc (pour la dimension X) :

$$e(k) = x_m(k) - x_p(k)$$

$$x_f(k) = x_p(k) + \alpha e(k) \quad (3.10)$$

$$\dot{x}_f(k) = \dot{x}_f(k-1) + (\beta/T) e(k) \quad (3.11)$$

$$x_p(k+1) = x_f(k) + T \dot{x}_f(k) \quad (3.12)$$

avec :

- k : nombre des mesures
- T : période des mesures
- $x_f(k)$: position filtrée au temps kT
- $\dot{x}_f(k)$: vitesse filtrée au temps kT
- $x_p(k)$: position prédite au temps $(k-1)T$
- $x_m(k)$: position mesurée au temps kT
- α, β : paramètres du filtre

Il est plus commode de les mettre sous forme d'équation d'état :

$$X_f(k) = A X_f(k-1) + B x_m(k) \quad (3.13)$$

$$x_p(k+1) = C X_f(k) \quad (3.14)$$

avec :

$$A = \begin{bmatrix} 1-\alpha & (1-\alpha)T \\ -\beta/T & 1-\beta \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta/T \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & T \end{bmatrix} \quad X_f(k) = \begin{bmatrix} x_f(k) \\ \dot{x}_f(k) \end{bmatrix}$$

Le schéma bloc du filtre $\alpha\beta$ relatif à la représentation matricielle ci-dessus est illustré sur la figure 3.2 .

Le processus d'initialisation de l'algorithme $\alpha\beta$ s'effectue après acquisition de deux mesures $x_m(1)$ et $x_m(2)$.

Ainsi :

$$x_f(2) = x_m(2)$$

$$\dot{x}_f(2) = \frac{x_m(2) - x_m(1)}{T}$$

$$x_p(3) = x_f(2) + T \dot{x}_f(2)$$

Le traitement récursif de l'algorithme débute, alors, dès la réception de la 3^{ème} mesure.

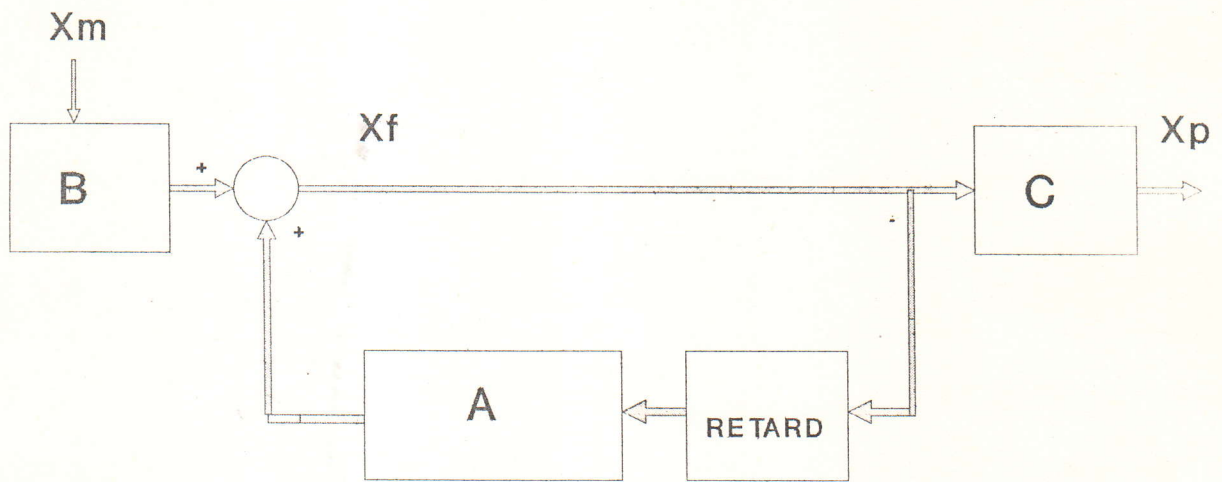


Figure 3.2: Schéma bloc du filtre ^{α/β}

3.3.2 Réponse fréquentielle du filtre

La transformée en Z de l'équation d'état 3.13 donne :

$$X(z) = A z^{-1} X(z) + B x_m(z) \quad (3.15)$$

La fonction de transfert du filtre est donné par :

$$G(z) = \frac{X(z)}{x_m(z)} = \left[I - A z^{-1} \right]^{-1} B \quad (3.16)$$

Posons :

$G_{x_f}(z)$ = fonction de transfert relative à la position filtrée.

$G_{\dot{x}_f}(z)$ = fonction de transfert relative à la vitesse estimée

$G_{x_p}(z)$ = fonction de transfert relative à la position prédite.

D'où :

$$G_{x_f}(z) = \frac{X_f(z)}{x_m(z)} = \frac{\alpha \left[z + \frac{\beta - \alpha}{\alpha} \right] z}{F(z)} \quad (3.17)$$

$$G_{\dot{x}_f}(z) = \frac{\dot{X}_f(z)}{x_m(z)} = \frac{\frac{\beta}{T} [z-1] z}{F(z)} \quad (3.18)$$

$$G_{x_p}(z) = \frac{X_p(z)}{x_m(z)} = \frac{(\alpha+\beta) \left[z - \frac{\alpha}{(\alpha+\beta)} \right] z}{F(z)} \quad (3.19)$$

avec :

$$F(z) = z^2 - (2-\alpha-\beta)z + (1-\alpha) \quad (3.20)$$

La réponse fréquentielle s'obtient en remplaçant z par $e^{-j\omega T}$ dans les équations 3.17, 3.18 et 3.19.

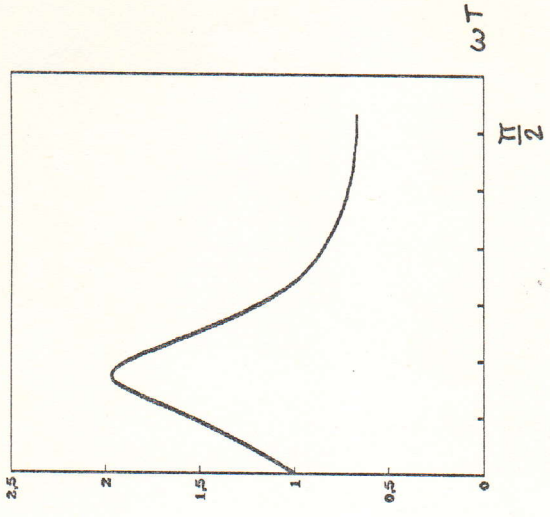
L'analyse des courbes correspondantes illustrées sur la figure 3.3, nous amène à conclure que la position filtrée est obtenue en faisant passer l'observation $x_m(k)$ à travers un filtre passe-bas. Quant à la vitesse estimée, c'est le résultat de la différentiation de $x_m(k)$.

La réponse du filtre est contrôlée par les coefficients α et β , d'une part, et la fréquence du signal d'entrée, T^{-1} , correspondant à la cadence des observations, d'autre part. L'étude du filtre au point de vue stabilité et amortissement nous amène à déterminer une région de travail concernant les coefficients α et β (figure 3.4) .

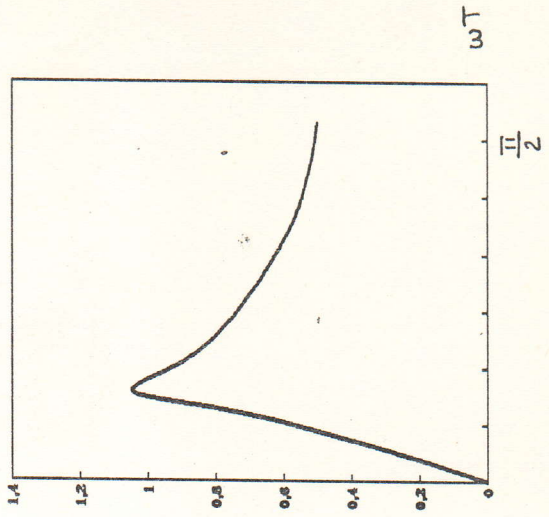
Ainsi, les pôles du système sont :

$$z_{1,2} = 0.5 (2-\alpha-\beta) \pm 0.5 \sqrt{(\alpha+\beta)^2 - 4\beta}$$

POSITION PREDITE



VITESSE FILTREE



POSITION FILTREE

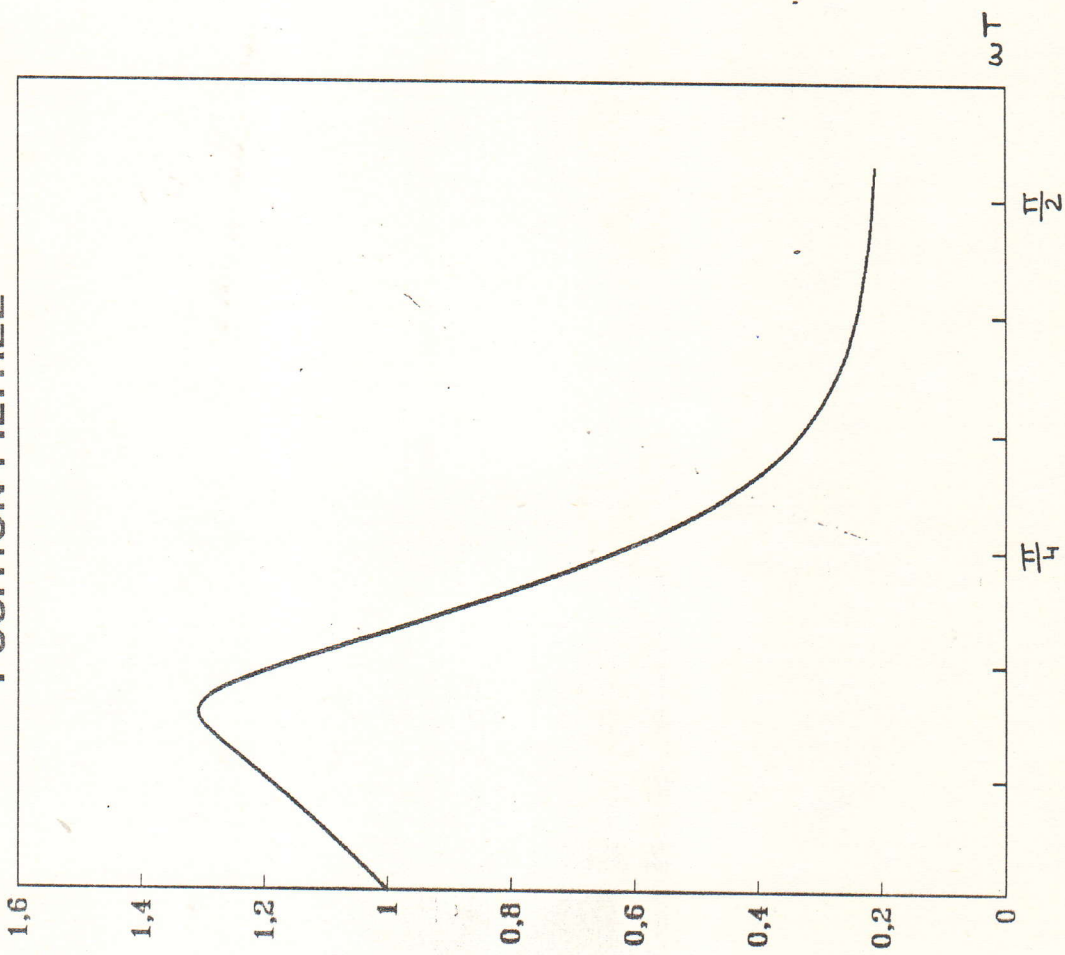


Figure 3.3: Réponses fréquentielles du filtre $\alpha \beta$

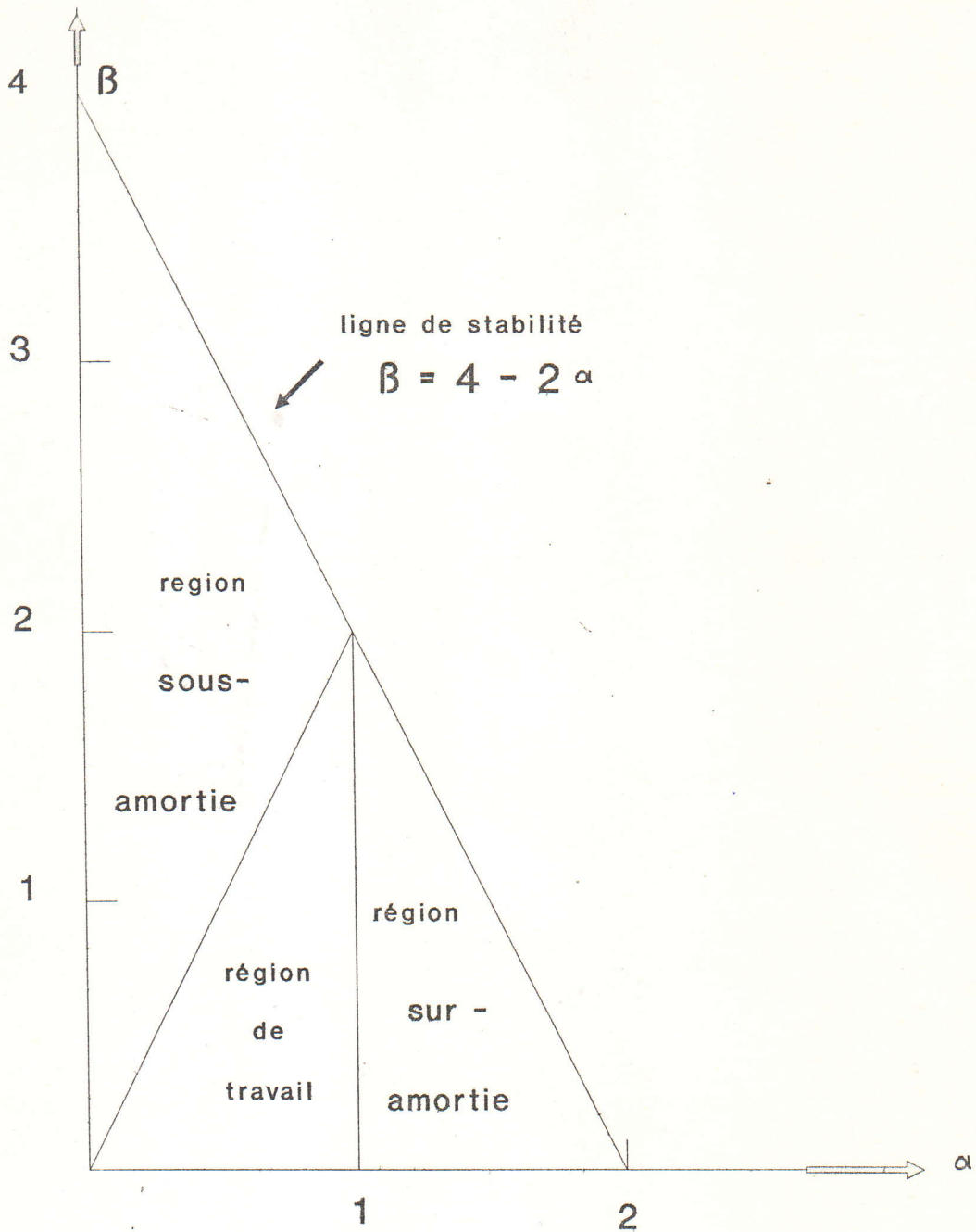


Figure 3.4: Comportement du filtre en fonction des paramètres α et β

Le filtre est stable si les pôles $z_{1,2}$ sont situés , dans le plan Z , à l'intérieur du cercle unité .

Par conséquent, les conditions de stabilité sont :

- $\alpha > 0$
- $0 < \beta < 4-2\alpha$

D'où , la droite de stabilité $\beta=4-2\alpha$ représentée sur la figure 3.4 .

D'autre part, l'équation 3.20 peut s'écrire sous la forme canonique d'un système du second ordre :

$$F(z) = z^2 - 2 z e^{-\zeta \omega_0 T} \cos \omega_d T + e^{-2\zeta \omega_0 T} \quad (3.20bis)$$

avec :

ζ = coefficient d'amortissement

ω_0 = pulsation naturelle

ω_d = pulsation d'amortissement

En égalisant les équations (3.20) et (3.20bis), il ressort que :

$$\alpha = 1 - e^{-2\zeta \omega_0 T}$$

$$\beta = 1 + e^{-2\zeta \omega_0 T} - 2 e^{-\zeta \omega_0 T} \cos \omega_d T$$

d'où :

$$\zeta = \frac{\ln \frac{1}{\sqrt{1-\alpha}}}{\sqrt{\left[\ln \frac{1}{\sqrt{1-\alpha}} \right]^2 + \left[\cos^{-1} \left[\frac{2-\alpha-\beta}{2\sqrt{1-\alpha}} \right] \right]^2}}$$

$$\omega_d = \frac{1}{T} \cos^{-1} \left[\frac{2-\alpha-\beta}{2\sqrt{1-\alpha}} \right]$$

avec :

$$\omega_o = \omega_d / \sqrt{1-\zeta^2}$$

La condition d'amortissement critique, correspond au couple (α, β) qui satisfait à la relation :

$$(\alpha + \beta)^2 = 4\alpha$$

La figure 3.4 représente le comportement du filtre en fonction du couple (α, β) .

3.4 ETUDE DU FILTRE α/β

3.4.1 Etude déterministe

3.4.1.1 Influence de α et β sur la réponse du filtre

Nous allons, à travers cette section, analyser l'influence des coefficients α et β sur la réponse du

filtre à une manoeuvre évasive de 2g. Celle-ci est définie par la variation de vitesse que le mobile peut effectuer pendant kT secondes avec une accélération latérale de 2g ($g = 9.81 \text{ m/s}^2$). Dans le cas de l'algorithme $\alpha\beta$, $k=1$. Cependant, nous étudierons en section 3.6 son comportement pour $k>1$.

L'observation des courbes (3.5) et (3.6) révèle que les erreurs d'estimation de la position et de la vitesse diminuent pour de grandes valeurs des paramètres α et β .

D'autre part, l'examen de ces mêmes courbes montre l'influence du coefficient β sur l'amortissement du système. Le tableau 3.1 résume ces résultats et montre que le paramètre ζ est beaucoup plus sensible aux variations de β que de α .

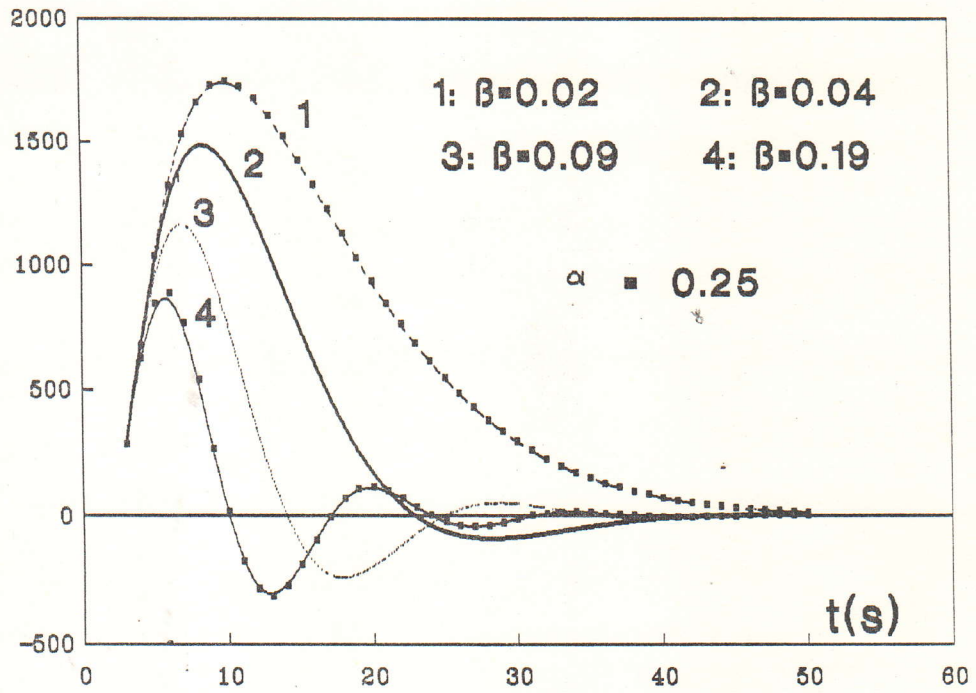
α	0.25				0.42
β	0.02	0.04	0.09	0.19	0.19
ζ	0.90	0.70	0.50	0.30	0.50

Tableau 3.1 Influence du paramètre β sur l'amortissement du système

3.4.1.2 Comparaison de la poursuite en coordonnées cartésiennes et polaires

L'algorithme $\alpha\beta$ en coordonnées polaires est décrit par les équations :

Erreur de prédiction de la position (m)



Erreur d'estimation de la vitesse (m/s)

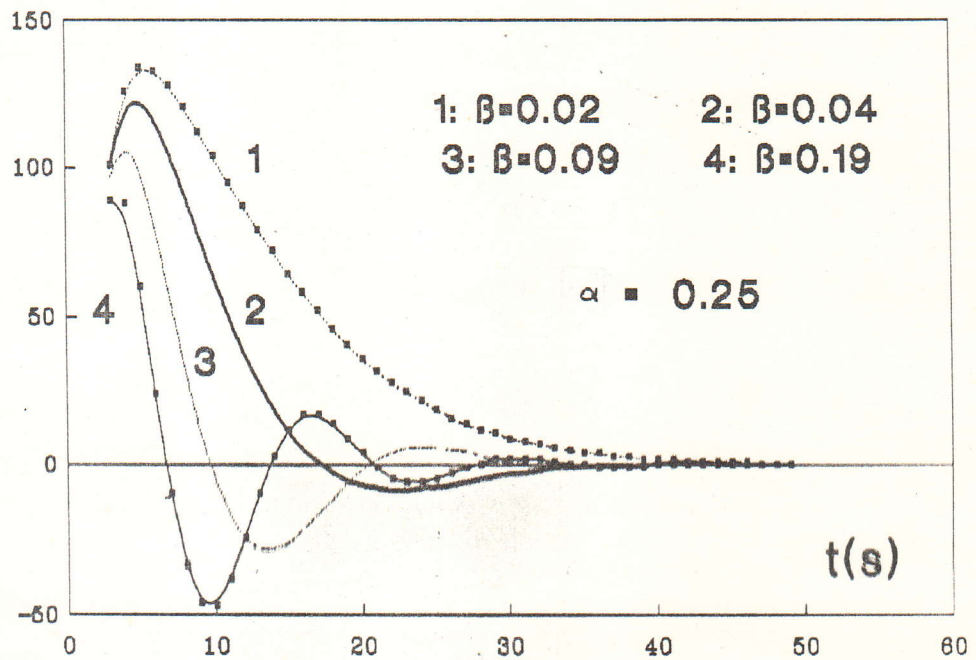
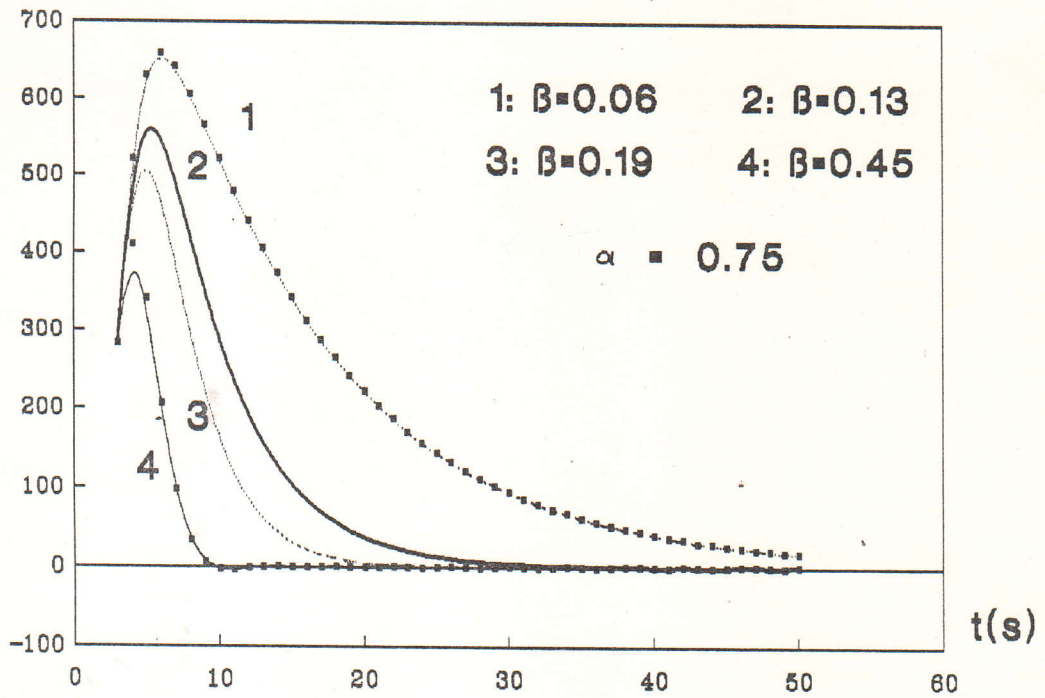


Figure 3.5: Erreurs d'estimation (manoeuvre évasive 2g)

Erreur d'estimation de la position prédite (m)



Erreur d'estimation de la vitesse (m/s)

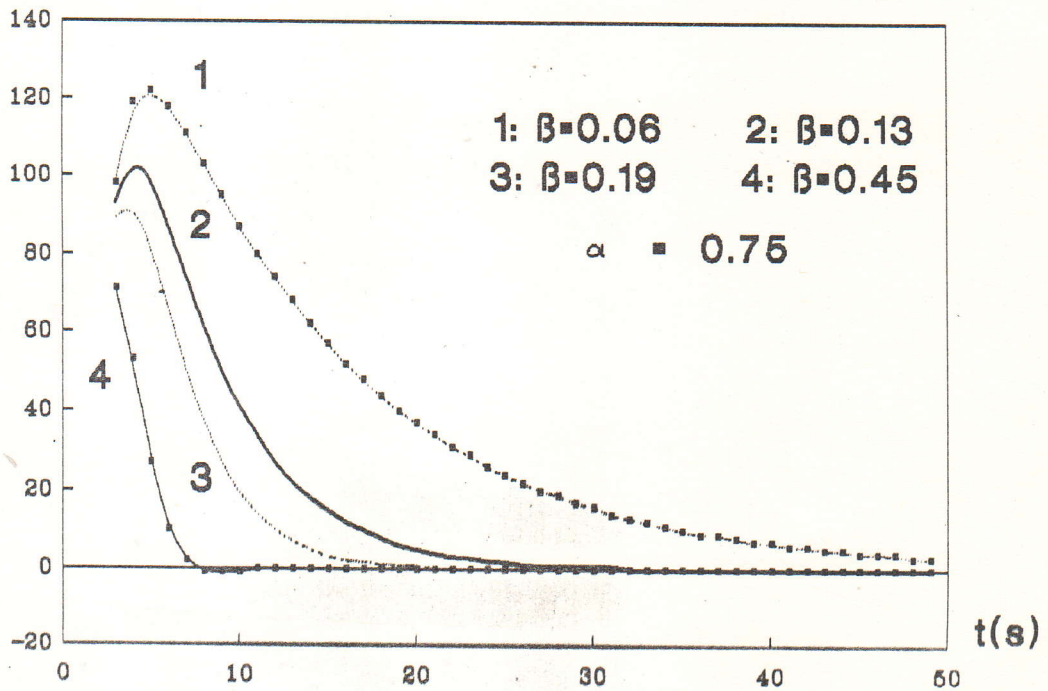


Figure 3.6: Erreurs d'estimation (manoeuvre évasive: 2g)

Suivant la distance :

$$\begin{bmatrix} \rho_f(k) \\ \dot{\rho}_f(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-\alpha & (1-\alpha) T \\ -\beta/T & (1-\beta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \rho_f(k-1) \\ \dot{\rho}_f(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta/T \end{bmatrix} \rho_m(k)$$

$$\rho_p(k+1) = \rho_f(k) + T \dot{\rho}_f(k) \quad (3.26)$$

Suivant l'azimuth :

$$\begin{bmatrix} \vartheta_f(k) \\ \dot{\vartheta}_f(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-\alpha & (1-\alpha) T \\ -\beta/T & (1-\beta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vartheta_f(k-1) \\ \dot{\vartheta}_f(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta/T \end{bmatrix} \vartheta_m(k)$$

$$\vartheta_p(k+1) = \vartheta_f(k) + T \dot{\vartheta}_f(k) \quad (3.26bis)$$

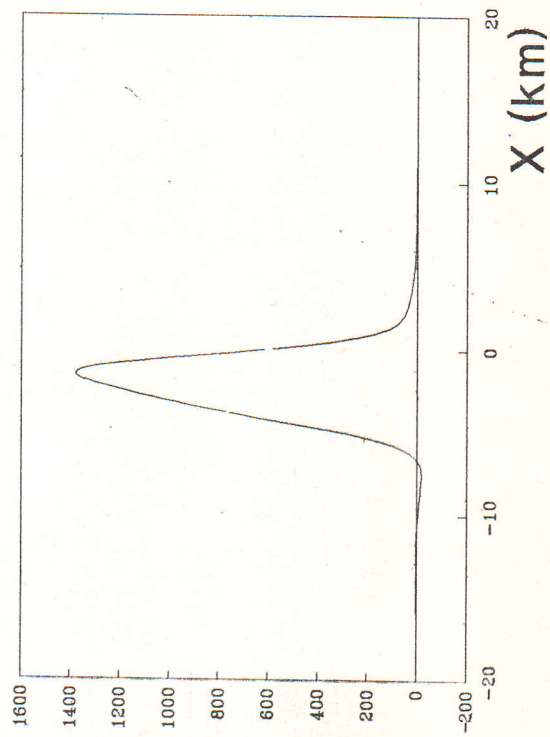
La figure 3.7 représente des courbes relatives aux erreurs de prédiction par rapport à la distance et à l'azimuth du filtre α/β implanté en coordonnées polaires. L'analyse de cette figure montre l'apparition d'erreurs d'estimation lorsque la distance radar-cible est inférieure à 10 km.

Ceci se justifie par le fait que dans le système polaire, l'apparition d'accélération fictives rend le modèle dynamique, ainsi que le filtre, non linéaires (voir l'appendice).

3.4.2 Performances du filtrage

Dans cette section, nous déterminerons les variances du bruit en sortie du filtre.

Erreur de prédiction / distance (m)



Erreur de prédiction / azimuth (°)

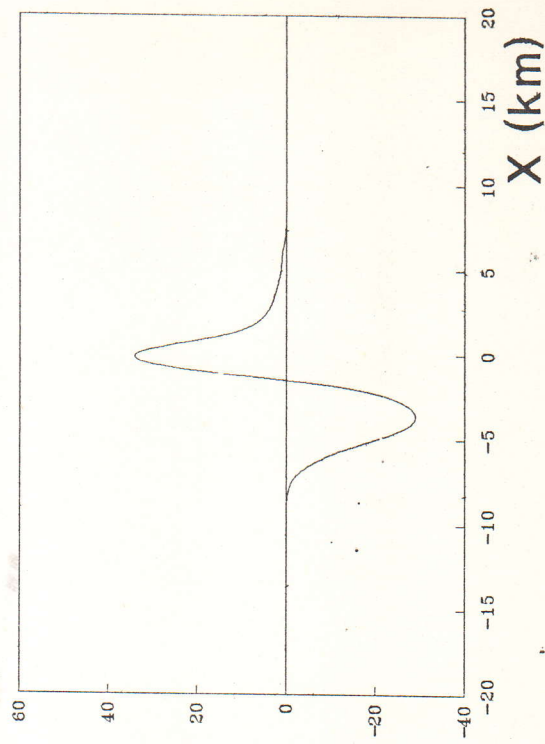


Figure 3.7: Erreurs d'estimation en coordonnées polaires
(trajectoire non manoeuvrante)

3.4.2.1 Les équations de covariance

L'équation (3.13), et son équivalent pour la dimension Y, peuvent s'écrire sous la forme suivante :

$$W(k) = D(k) W(k-1) + \Gamma(k) S(k) \quad (3.27)$$

où :

$$W(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \\ y(k) \\ \dot{y}(k) \end{bmatrix} \quad D(k) = \begin{bmatrix} 1-\alpha & (1-\alpha)T & 0 & 0 \\ -\beta/T & 1-\beta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1-\alpha & (1-\alpha)T \\ 0 & 0 & -\beta/T & 1-\beta \end{bmatrix}$$

$$\Gamma(k) = \begin{bmatrix} \alpha & 0 \\ \beta/T & 0 \\ 0 & \alpha \\ 0 & \beta/T \end{bmatrix} \quad S(k) = \begin{bmatrix} x_m(k) \\ y_m(k) \end{bmatrix}$$

On déduit alors l'équation de covariance :

$$P(k) = D(k) P(k-1) D^T(k) + \Gamma(k) Q(k) \Gamma^T(k) \quad (3.28)$$

avec :

$$P(k) = \begin{bmatrix} P_{xx}(k) & P_{x\dot{x}}(k) & P_{xy}(k) & P_{x\dot{y}}(k) \\ P_{\dot{x}x}(k) & P_{\dot{x}\dot{x}}(k) & P_{\dot{x}y}(k) & P_{\dot{x}\dot{y}}(k) \\ P_{yx}(k) & P_{y\dot{x}}(k) & P_{yy}(k) & P_{y\dot{y}}(k) \\ P_{\dot{y}x}(k) & P_{\dot{y}\dot{x}}(k) & P_{\dot{y}y}(k) & P_{\dot{y}\dot{y}}(k) \end{bmatrix}$$

où :

$$P_{xx} = \text{variance} (\dot{x}_f, \dot{x}_f) = \sigma_{\dot{x}_f \dot{x}_f}^2 \quad \text{etc ...}$$

$$Q(k) = \begin{bmatrix} Q_{xx}(k) & Q_{xy}(k) \\ Q_{yx}(k) & Q_{yy}(k) \end{bmatrix}$$

avec :

$$Q_{xx}(k) = \text{var} (x_m, x_m) = \sigma_{x_m}^2$$

$$Q_{xy}(k) = \text{covar} (x_m, y_m) = \sigma_{x_m y_m}$$

$$Q_{yy}(k) = \text{var} (y_m, y_m) = \sigma_{y_m}^2$$

D'où :

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} P_{xx}(k) \\ P_{x\dot{x}}(k) \\ P_{\ddot{x}\dot{x}}(k) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} (1-\alpha)^2 & 2T(1-\alpha)^2 & T^2(1-\alpha)^2 \\ -\beta(1-\alpha)/T & (1-\alpha)(1-2\beta) & (1-\alpha)(1-\beta)T \\ (\beta/T)^2 & -2\beta(1-\beta)/T & (1-\beta)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{xx}(k-1) \\ P_{x\dot{x}}(k-1) \\ P_{\ddot{x}\dot{x}}(k-1) \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} \alpha^2 \\ \alpha\beta/T \\ (\beta/T)^2 \end{bmatrix} \sigma_{x_m}^2(k) \quad (3.29)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} P_{yy}(k) \\ P_{y\dot{y}}(k) \\ P_{\ddot{y}\dot{y}}(k) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} (1-\alpha)^2 & 2T(1-\alpha)^2 & T^2(1-\alpha)^2 \\ -\beta(1-\alpha)/T & (1-\alpha)(1-2\beta) & (1-\alpha)(1-\beta)T \\ (\beta/T)^2 & -2\beta(1-\beta)/T & (1-\beta)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{yy}(k-1) \\ P_{y\dot{y}}(k-1) \\ P_{\ddot{y}\dot{y}}(k-1) \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} \alpha^2 \\ \alpha\beta/T \\ (\beta/T)^2 \end{bmatrix} \sigma_{y_m}^2(k) \quad (3.30)
 \end{aligned}$$

et

$$\begin{bmatrix} P_{yx}(k) \\ P_{yx}(k) \\ P_{xy}(k) \\ P_{xy}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (1-\alpha)^2 & T(1-\alpha)^2 & T(1-\alpha)^2 & T^2(1-\alpha)^2 \\ -\beta(1-\alpha)/T & (1-\alpha)(1-\beta) & -\beta(1-\alpha) & (1-\alpha)(1-\beta)T \\ -\beta(1-\alpha)/T & -\beta(1-\alpha) & (1-\beta)(1-\alpha) & (1-\alpha)(1-\beta)T \\ (\beta/T)^2 & (-\beta/T)(1-\beta) & (-\beta/T)(1-\beta) & (1-\beta)^2 \end{bmatrix} \\
 \cdot \begin{bmatrix} P_{yx}(k-1) \\ P_{yx}(k-1) \\ P_{xy}(k-1) \\ P_{xy}(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha^2 \\ \alpha\beta/T \\ \alpha\beta/T \\ (\beta/T)^2 \end{bmatrix} \sigma_{xy}^2(k) \quad (3.31)$$

Les variances des positions prédites, équation 3.14 et son équivalent pour la dimension Y, sont :

$$\sigma_{x_p}^2(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{xx}(k) & P_{\dot{x}\dot{x}}(k) \\ P_{\dot{x}\dot{x}}(k) & P_{\ddot{x}\ddot{x}}(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ T \end{bmatrix}$$

$$\sigma_{x_p}^2(k+1) = P_{xx}(k) + 2 T P_{\dot{x}\dot{x}}(k) + T^2 P_{\ddot{x}\ddot{x}}(k) \quad (3.32)$$

$$\sigma_{y_p}^2(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{yy}(k) & P_{\dot{y}\dot{y}}(k) \\ P_{\dot{y}\dot{y}}(k) & P_{\ddot{y}\ddot{y}}(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ T \end{bmatrix}$$

$$\sigma_{y_p}^2(k+1) = P_{yy}(k) + 2 T P_{\dot{y}\dot{y}}(k) + T^2 P_{\ddot{y}\ddot{y}}(k) \quad (3.33)$$

3.4.2.2 Cas d'un bruit d'entrée stationnaire

Dans ce cas, la solution des équations (3.29), (3.30) et (3.31) s'obtient en posant :

$$P(k+1) = P(k)$$

et en résolvant les équations algébriques résultantes .
On obtient alors :

$$K_{pp}^2 = \frac{\sigma_{x_p}^2}{\sigma_{x_m}^2} = \frac{\sigma_{y_p}^2}{\sigma_{y_m}^2} = \frac{\sigma_{x_p y_p}}{\sigma_{x_m y_m}} = \text{Variance normalisée} \quad (3.34)$$

En remplaçant, dans (3.34), les covariances $\sigma_{x_m}^2$, $\sigma_{y_m}^2$ et $\sigma_{x_m y_m}$ par leur équivalent respectif, relations (3.4) à (3.6), et en plaçant les expressions obtenues de $\sigma_{x_p}^2$, $\sigma_{y_p}^2$ et $\sigma_{x_p y_p}$, respectivement, dans les équations (3.7), (3.8) et (3.9), nous obtenons les résultats suivants :

$$\begin{aligned} \sigma_{\rho_p}^2 &= K_{pp}^2 \sigma_{\rho_m}^2 \\ \sigma_{\theta_p}^2 &= K_{pp}^2 \sigma_{\theta_m}^2 \\ \sigma_{\rho_p \theta_p} &= 0 \end{aligned} \quad (3.35)$$

Ainsi donc, l'hypothèse d'un faible bruit de mesure permet le découplage du filtre $\alpha\beta$ suivant chaque dimension. La figure 3.8 montre les transformations successives des covariances du bruit d'entrée à travers le système de la figure 3.1.

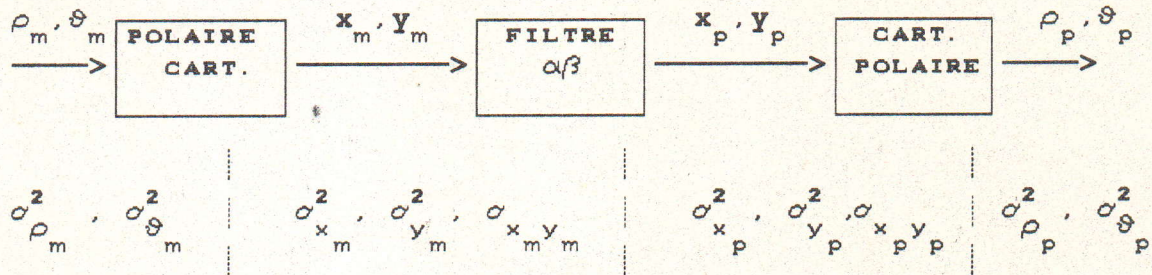


Figure 3.8: Transformations du bruit à travers le filtre

Les équations de covariance correspondante sont données ci-dessous :

$$\begin{bmatrix} P_{\rho\rho}(k) \\ P_{\rho\dot{\rho}}(k) \\ P_{\dot{\rho}\dot{\rho}}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (1-\alpha)^2 & 2T(1-\alpha)^2 & T^2(1-\alpha)^2 \\ -\beta(1-\alpha)/T & (1-\alpha)(1-2\beta) & (1-\alpha)(1-\beta)T \\ (\beta/T)^2 & -2\beta(1-\beta)/T & (1-\beta)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{\rho\rho}(k-1) \\ P_{\rho\dot{\rho}}(k-1) \\ P_{\dot{\rho}\dot{\rho}}(k-1) \end{bmatrix} + \\
 \begin{bmatrix} \alpha^2 \\ \alpha\beta/T \\ (\beta/T)^2 \end{bmatrix} \sigma_{\rho_m}^2(k)$$

$$\sigma_{\rho_p}^2(k+1) = P_{\rho\rho}(k) + 2T P_{\rho\dot{\rho}}(k) + T^2 P_{\dot{\rho}\dot{\rho}}(k)$$

$$\begin{bmatrix} P_{\vartheta\vartheta}(k) \\ P_{\cdot}(k) \\ P_{\cdot\cdot}(k) \\ \vartheta\vartheta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (1-\alpha)^2 & 2T(1-\alpha)^2 & T^2(1-\alpha)^2 \\ -\beta(1-\alpha)/T & (1-\alpha)(1-2\beta) & (1-\alpha)(1-\beta)T \\ (\beta/T)^2 & -2\beta(1-\beta)/T & (1-\beta)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{\vartheta\vartheta}(k-1) \\ P_{\cdot}(k-1) \\ P_{\cdot\cdot}(k-1) \\ \vartheta\vartheta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha^2 \\ \alpha\beta/T \\ (\beta/T)^2 \end{bmatrix} \sigma_{\vartheta m}^2(k)$$

$$\sigma_{\vartheta p}^2(k+1) = P_{\vartheta\vartheta}(k) + 2T P_{\cdot}(k) + T^2 P_{\cdot\cdot}(k) \quad (3.35bis)$$

L'expression analytique de K_{pp}^2 s'obtient en posant , dans les équations 3.35bis , $P(k) = P(k+1)$; nous obtenons :

$$K_{pf}^2 = \frac{\sigma_{\rho f}^2}{\sigma_{\rho m}^2} = \frac{\sigma_{\vartheta f}^2}{\sigma_{\vartheta m}^2} = \frac{2\beta - 3\alpha\beta + 2\alpha^2}{\alpha(4 - 2\alpha - \beta)} \quad (3.40)$$

$$K_v^2 = \frac{\sigma_{\rho \cdot}^2}{\sigma_{\rho m}^2} T^2 = \frac{\sigma_{\vartheta \cdot}^2}{\sigma_{\vartheta m}^2} T^2 = \frac{2\beta^2}{\alpha(4 - 2\alpha - \beta)} \quad (3.41)$$

$$\frac{\sigma_{\rho f \rho f}}{\sigma_{\rho m}^2} T = \frac{\sigma_{\vartheta f \vartheta f}}{\sigma_{\vartheta m}^2} T = \frac{\beta(2\alpha - \beta)}{\alpha(4 - 2\alpha - \beta)} \quad (3.42)$$

D' où :

$$\begin{aligned}
 K_{PP}^2 &= \frac{\sigma_{pp}^2}{\sigma_{pm}^2} = \frac{\sigma_{pf}^2}{\sigma_{pm}^2} + 2 T \frac{\sigma_{pf}^2}{\sigma_{pm}^2} + T^2 \frac{\sigma_{pf}^2}{\sigma_{pm}^2} \\
 &= \frac{2\beta + \alpha\beta + 2\alpha^2}{\alpha (4 - 2\alpha - \beta)} \quad (3.43)
 \end{aligned}$$

avec :

$$\begin{aligned}
 K_{pf}^1 &= \text{variance normalisée de la position filtrée.} \\
 K_{v}^2 &= \text{variance normalisée de la vitesse estimée.} \\
 K_{pp}^2 &= \text{variance normalisée de la position prédite.}
 \end{aligned}$$

Le coefficient K_{pp}^2 représente en fait l'énergie de l'erreur de prédiction.

Dans le cas stationnaire, cette grandeur ne dépend que des paramètres α et β . L'observation de la figure 3.9 révèle que :

- un choix judicieux du couple (α, β) peut minimiser l'erreur en sortie.

- pour un α faible et β grand, l'énergie K_{pp}^2 augmente d'une manière exponentielle.

La figure 3.10 représente les trois coefficients de variances normalisées en fonction de α ; β est donné par la relation 3.44, correspondant à la variante 1, du filtre $\alpha\beta$, étudiée en section 3.5.

$$\beta = \frac{\alpha}{2 - \alpha} \quad (3.44)$$

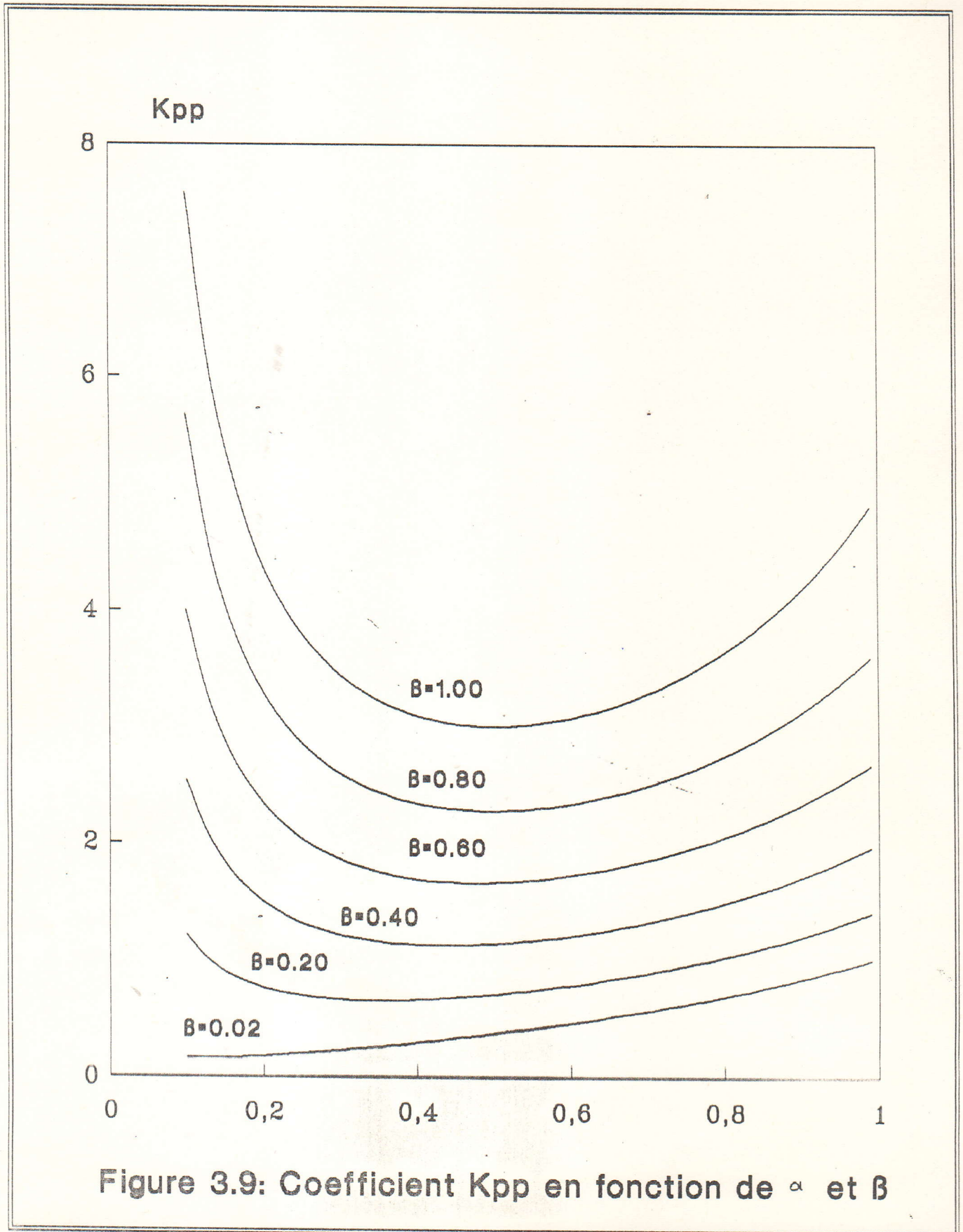


Figure 3.9: Coefficient K_{pp} en fonction de α et β

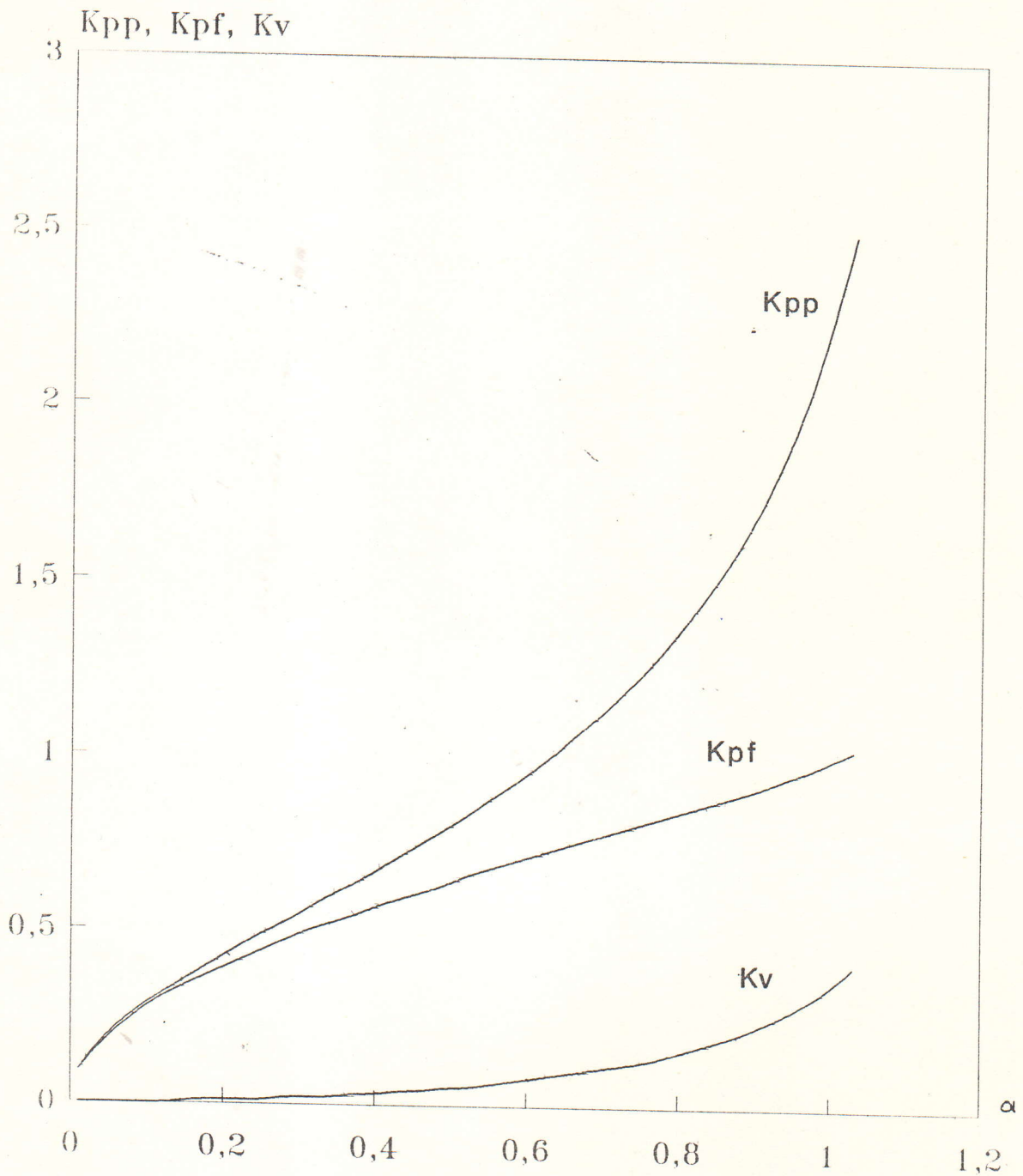


Figure 3.10: Coefficients de variances normalisées (filtre 1)

Ainsi, l'adoption de faibles valeurs de α et β permet de réduire le bruit en sortie du filtre.

3.5 PROCEDURE DE CHOIX DES PARAMETRES α et β

3.5.1 Introduction

Nous avons, à travers le paragraphe 3.4, analysé séparément les erreurs en sortie du filtre dans le cas d'une entrée déterministe puis bruitée. Ainsi, nous sommes arrivés aux deux conclusions suivantes :

- la réduction du bruit en sortie s'acquiert avec de faibles valeurs de α et de β .
- la diminution des erreurs déterministes s'obtient avec de grandes valeurs de ces mêmes paramètres.

En réalité, l'entrée est formée d'une fonction déterministe du temps additionnée à un processus aléatoire dont la moyenne est supposée nulle. Aussi, la sortie aura un biais et une variance dépendant respectivement de la composante déterministe et du bruit de mesure, à l'entrée du filtre.

Par conséquent, le choix des coefficients α et β doit obéir à un certain compromis permettant de limiter l'effet du bruit, en sortie, et en même temps garantir au filtre une vitesse de poursuite minimum efficace.

Pour cela, il est nécessaire de prendre en considération les deux contraintes suivantes :

- qualité du filtrage du bruit : fixer un niveau acceptable de K_{pp} et de K_v .
- qualité de la poursuite : donner au filtre la capacité de suivre aussi efficacement que possible les



manoeuvres de la cible.

Dans cette optique, nous allons considérer trois versions du filtre α/β :

a. filtre 1 : cette variante est basée sur le critère de minimisation de la somme des erreurs quadratiques de la vitesse et de la position . Ce filtre fut introduit simultanément par T. R. BENEDICT et G. W. BORDNER [2] .

b. filtre 2 : cette version consiste, pour une trajectoire donnée, à limiter les erreurs de sortie, pour le cas le plus défavorable, à un seuil acceptable par rapport au bruit de mesure. Pour cela, il est défini un coefficient r , voir équation 3.47, sur lequel est basé le calcul des coefficients du filtre [3].

c. filtre 3 : dans cette variante, il est défini un paramètre, Λ (voir équation 3.48), appelé indice de poursuite sur lequel repose le calcul des coefficients du gain optimal [4].

3.5.2 Optimisation des coefficients α et β

3.5.2.1 Variante 1

L'optimisation des coefficients α et β est basée sur le critère de la minimisation de la somme des erreurs quadratiques de la position et de la vitesse.

Les paramètres K_{pp} , K_{pf} et K_v exprimés en fonction de α sont représentés sur la figure 3.10.

Nous allons considérer un exemple pour effectuer la

comparaison des performances des trois variantes ci-dessus.

Soit un radar de surveillance effectuant des mesures, chaque $T=1s$, sur une cible avec des erreurs suivant la distance et l'azimuth respectivement de 50m et 0.003 rd. Le mobile est supposé évoluer à une vitesse constante de 300 m/s et exécute, au 100^{ème} échantillon une manoeuvre évasive de 2g.

L'optimisation des coefficients du filtre sera faite pour le cas manoeuvrant et non manoeuvrant.

Les figures 3.11 et 3.12 nous permettent de lire les couples (α, β) optimaux pour la trajectoire non manoeuvrante (α_1, β_1) et manoeuvrante (α_2, β_2) :

$$\alpha_1 = 0.15$$

$$\alpha_2 = 0.50$$

$$\beta_1 = 0.01$$

$$\beta_2 = 0.17$$

Les coefficients α_1 et α_2 correspondent aux minimums de la somme de l'erreur quadratique de la vitesse pour, respectivement, la trajectoire non manoeuvrante et manoeuvrante.

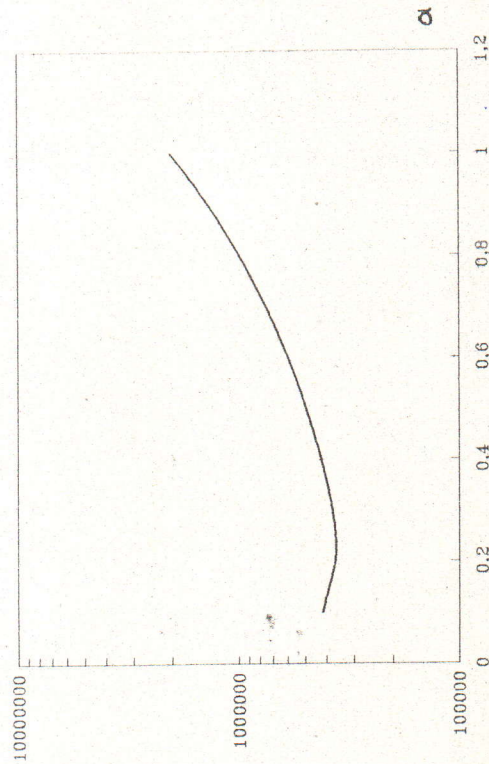
3.5.2.2 Variante 2

Les erreurs d'estimation sont représentées sur la figure 3.13.

Notons que les erreurs avant l'acquisition d'une mesure sont supérieures à celles d'après à cause de l'accélération de la cible. Cependant, Le fait d'effectuer une mesure

Filtre 1

somme de l'erreur d'estimation
quadratique de la position (m)



somme de l'erreur d'estimation
quadratique de la vitesse (m/s)

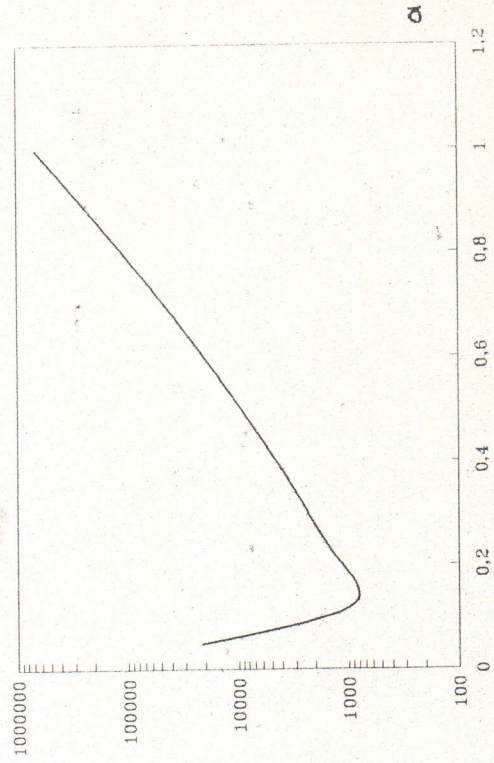


Figure 3.11: Minimisation de l'erreur quadratique
(trajectoire non manoeuvrante)

Filtre 1

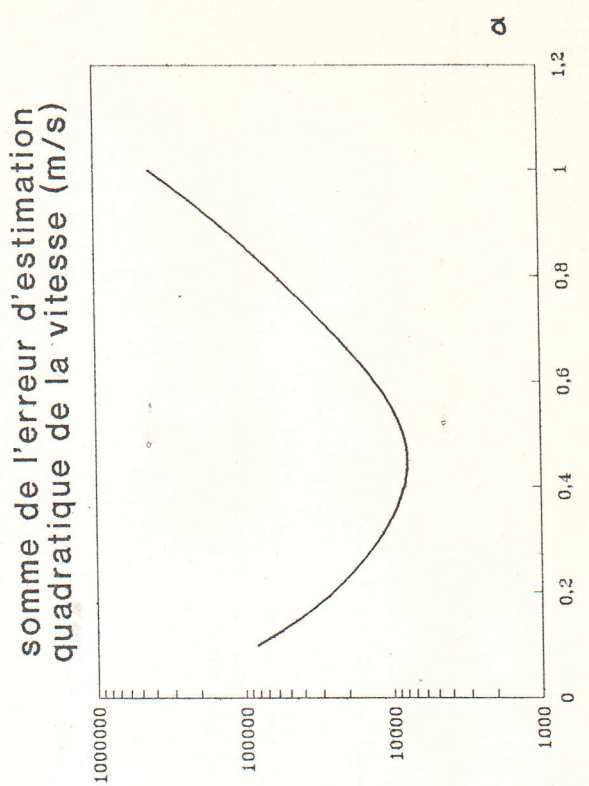
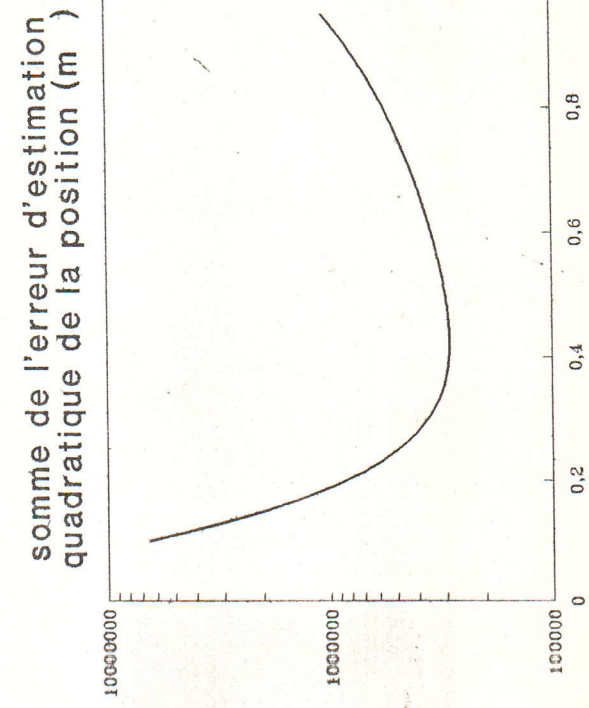


Figure 3.12: Minimisation de l'erreur quadratique
(manoeuvre évasive: 2g)

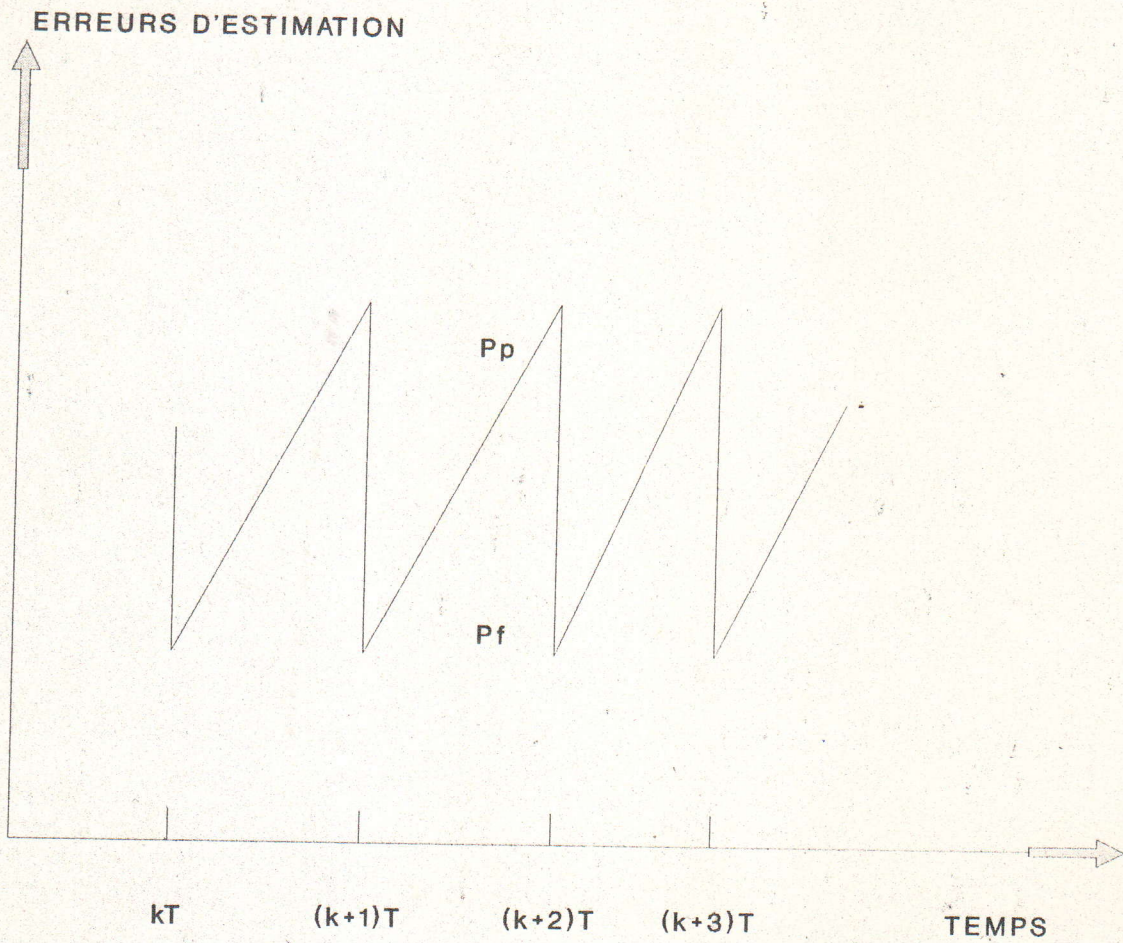


Figure 3.13: Erreurs d'estimation (Filtre 2.)

supplémentaire diminue ces erreurs .

Le calcul des coefficients du filtre s'effectue sur la base du paramètre r défini par :

$$r = \frac{4\sigma_{\rho m}}{\sigma_{\gamma} T^2} \quad (3.47)$$

avec :

$\sigma_{\rho m}$ = écart type du bruit de mesure par rapport à la distance

σ_{γ} = écart type de l'accélération de manoeuvre

Le calcul des expressions analytiques des coefficients α et β donne :

$$\alpha = \frac{\sqrt{1+2r} \left[\sqrt{1+2r} - 1 \right]^2}{r^2} \quad (3.47bis)$$

$$\beta = \frac{2 \left[\sqrt{1+2r} - 1 \right]^2}{T r^2}$$

Ainsi, le coefficient α est fonction du seul paramètre r tandis que β dépend de r et de la période de balayage du radar, T (figure 3.14).

Le calcul des variances normalisées de la position et de la vitesse donne :

$$K_{PP}^2 = \frac{P_{PP}}{\sigma_{\rho m}^2} = \frac{\sqrt{1+2r} \left[\sqrt{1+2r} + 1 \right]^2}{r^2}$$

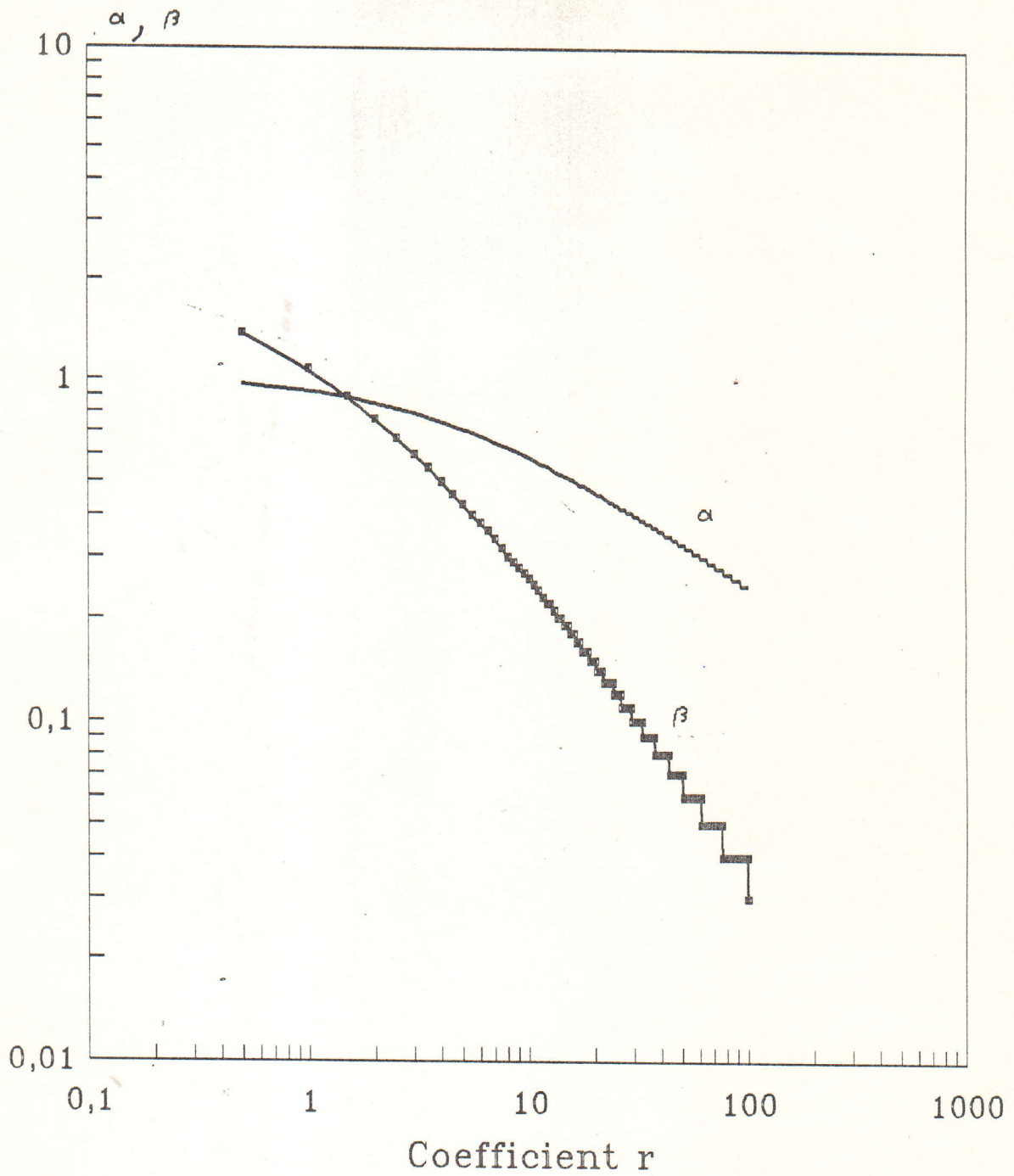


Figure 3.14: Variations de α et β
en fonction de r (filtre 2)

$$K'_{pf}{}^2 = \frac{P_{pf}}{\sigma_{\rho m}^2} = \frac{\sqrt{1+2r} \left[\sqrt{1+2r} - 1 \right]^2}{r^2}$$

$$K'_{vf}{}^2 = \frac{P_{vf}}{\sigma_{\gamma}^2 T^2} = \frac{\sqrt{1+2r} + 1}{2}$$

$$K'_{vp}{}^2 = \frac{P_{vp}}{\sigma_{\gamma}^2 T^2} = \frac{\sqrt{1+2r} - 1}{2}$$

avec :

P_{pp} (P_{vp}) : variance de l'erreur de la position (vitesse) juste avant l'acquisition d'une mesure .

P_{pf} (P_{vf}) : variance de l'erreur de la position (vitesse) juste après l'acquisition d'une mesure .

La figure 3.15 représente $K'_{pp}{}^2$, $K'_{pf}{}^2$, $K'_{vp}{}^2$ et $K'_{vf}{}^2$ en fonction du paramètre r .

L'écart entre $K'_{pp}{}^2$ ($K'_{vp}{}^2$) et $K'_{pf}{}^2$ ($K'_{vf}{}^2$) augmente avec l'intensité de la manoeuvre et la période des observations. Aussi, quand la cible effectue une forte manoeuvre, r diminue, la position et la vitesse estimées sont erronées et les erreurs en sortie importantes par rapport au bruit de mesure.

Par contre si la manoeuvre est faible, r augmente, la

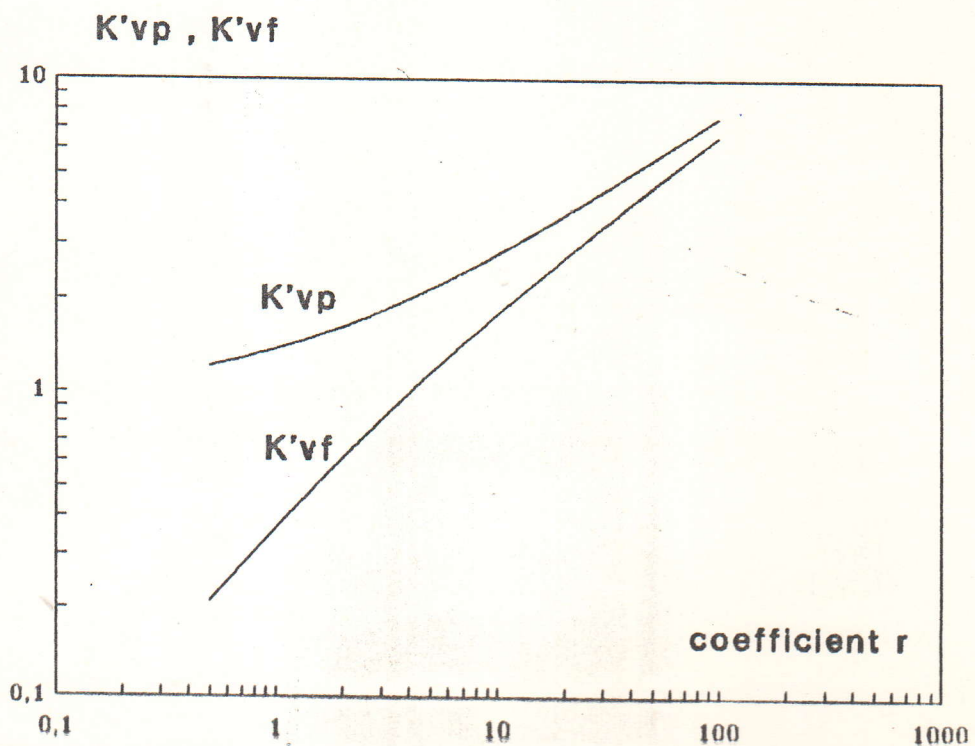
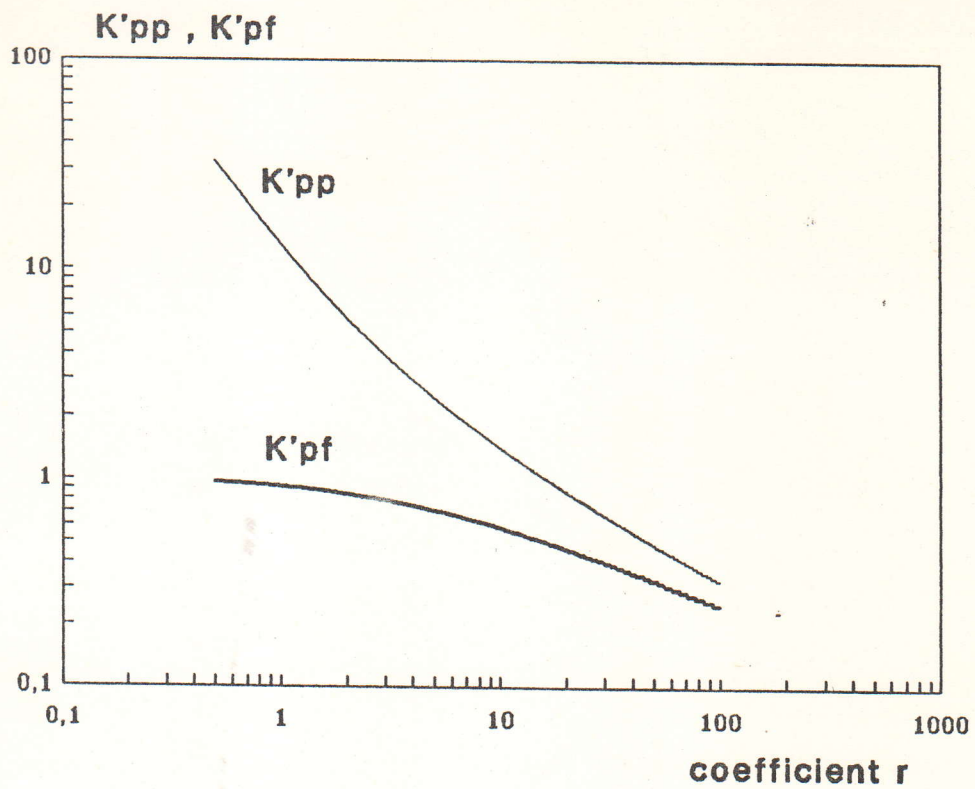


Figure 3.15: Variances normalisées (filtre 2)

position et la vitesse à un instant donné sont hautement corrélées avec les précédentes et donc les estimations s'effectuent avec une précision acceptable par rapport au bruit de mesure.

Notons que dans la relation 3.47, le terme $0.5\sigma_\gamma T^2$ représente la variation de position causée par une accélération σ_γ .

Ainsi, pour la même trajectoire considérée en 3.5.2.1, les paramètres α et β sont donnés ci-dessous :

$$\alpha_1 = 0.18$$

$$\alpha_2 = 0.47$$

$$\beta_1 = 0.02$$

$$\beta_2 = 0.15$$

3.5.2.3 Variante 3

L'indice de poursuite, Λ , est défini par :

$$\Lambda = \frac{T^2 \sigma_\gamma}{\sigma_\rho} \quad (3.48)$$

Ce qui permet d'en déduire les paramètres optimaux du gain de Kalman relatifs au régime permanent [10],[11],[12] :

$$\Lambda^2 = \frac{\beta^2}{1 - \alpha} \quad (3.49)$$

$$\beta = 2(2 - \alpha) - 4\sqrt{1 - \alpha} \quad (3.50)$$

Les performances de la poursuite sont données par :

$$K_{pf} = \sqrt{\alpha} \quad \text{et} \quad K_v = \frac{(2\alpha - \beta)\beta}{2(1 - \alpha)T^2}$$

La figure 3.15bis représente les coefficients K_{pf} et K_v en fonction de α (β est donné par la relation 3.50.)

Pour la trajectoire considérée en 3.5.2.1, les caractéristiques du filtre sont :

$$\begin{array}{lll} \Lambda = 0.20 & \alpha_1 = 0.18 & \alpha_2 = 0.47 \\ & \beta_1 = 0.02 & \beta_2 = 0.15 \end{array}$$

3.5.2.4 Comparaison des performances des filtre 1,2 et 3

La figure 3.16 représente les coefficients α et β des trois variantes de l'algorithme. Ainsi, l'équivalence des variantes 2 et 3 apparaît nettement. Par ailleurs pour les valeurs de α inférieures à 0.5, les trois versions sont identiques. Par contre, au delà de cette valeur nous ne pouvons, à-priori, rien conclure quant aux performances du filtre 1 par rapport à 2 et 3. Aussi, nous avons effectué une comparaison pour trois classes de trajectoires : non manoeuvrante, faiblement et fortement manoeuvrante. Pour un même niveau de bruit en sortie, nous calculons la somme des erreurs quadratiques pour chacun des trois algorithmes. Ainsi, pour les faibles manoeuvres les variantes sont équivalentes à 5 % près. Par contre, pour les cibles fortement manoeuvrantes les filtre 2 et 3 présentent de meilleures performances dans la poursuite (voir tableau 3.2).

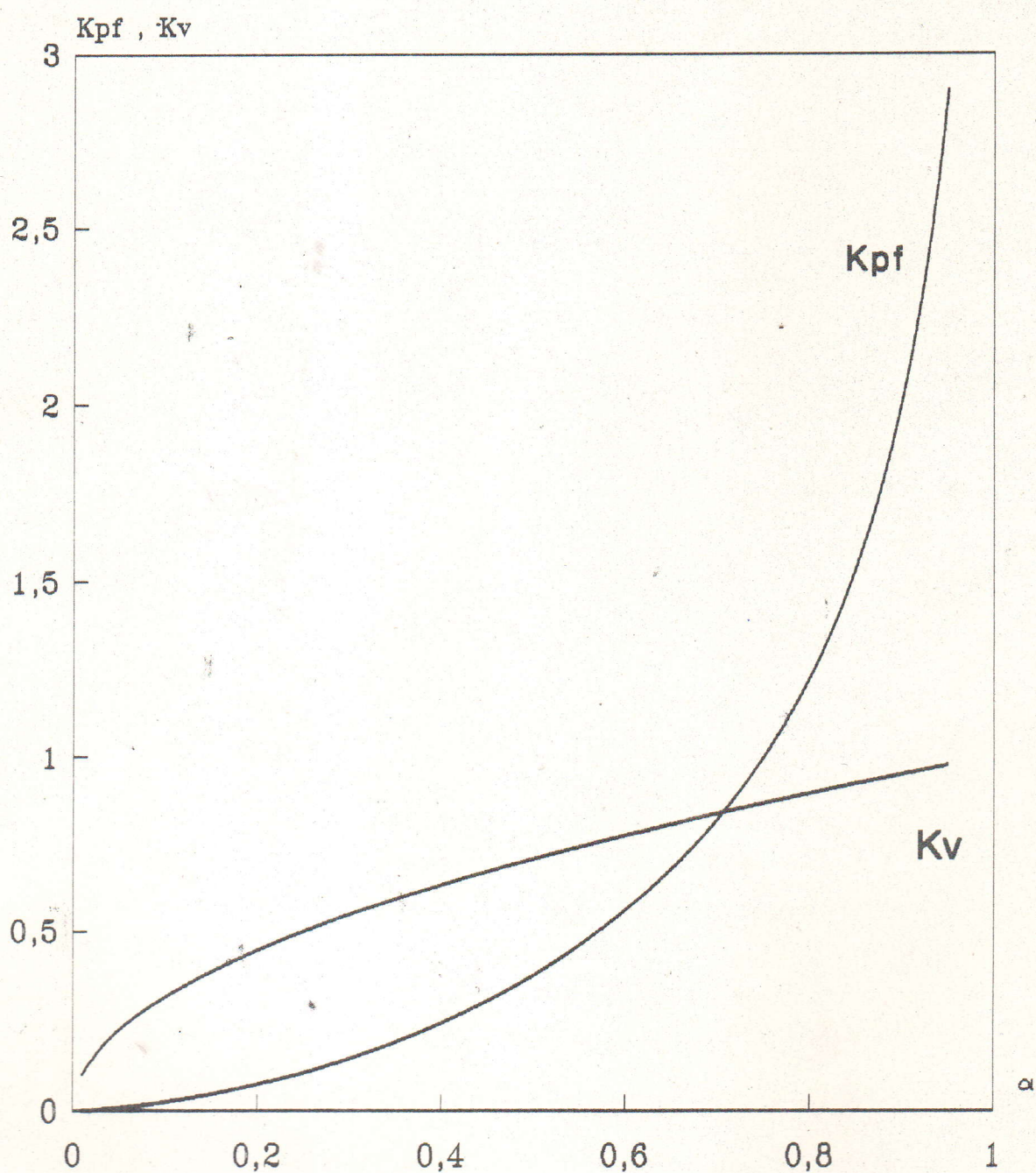
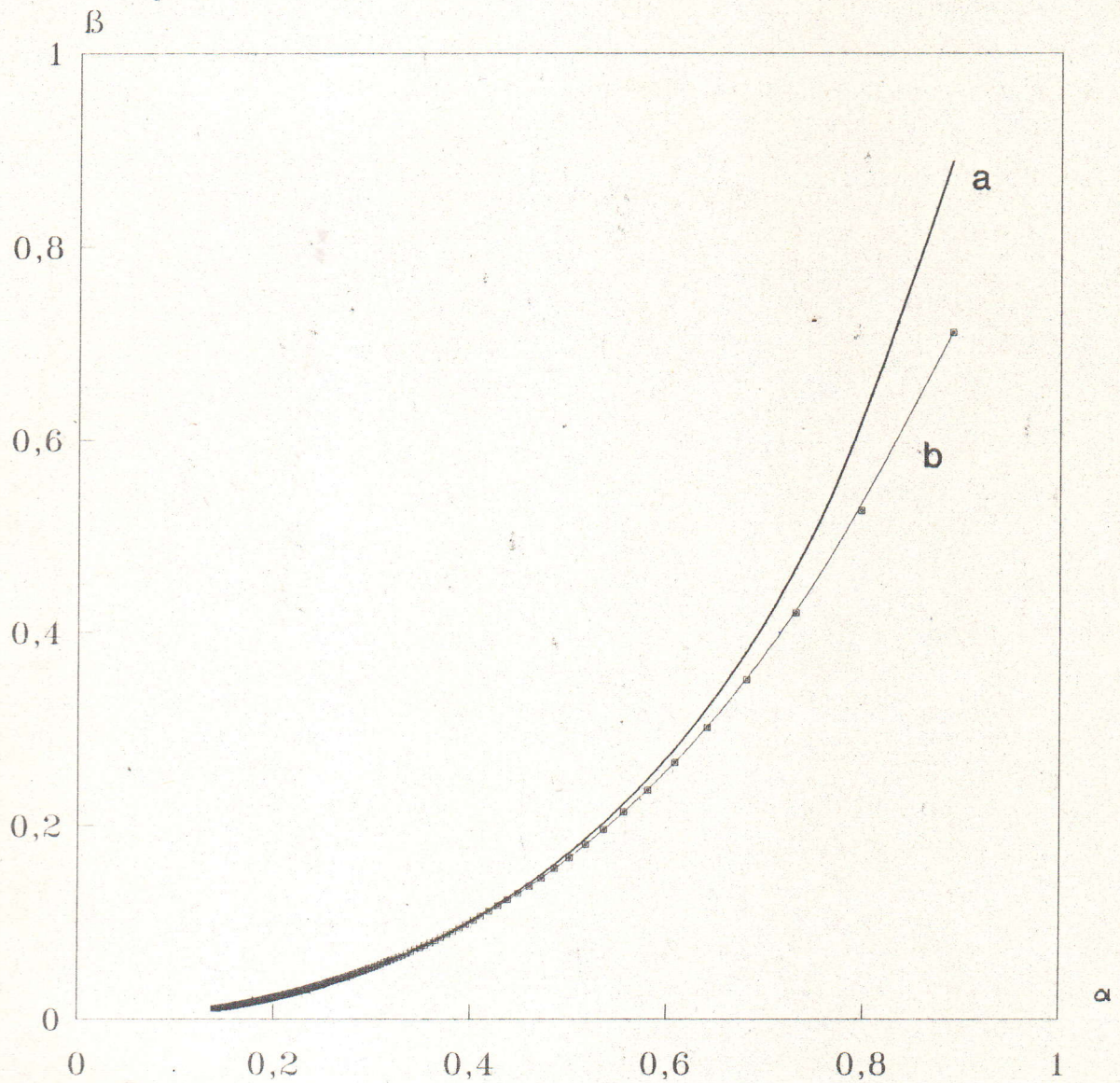


Figure 3.15bis Coefficients de variances normalisées (filtre 3)



— a. Variante 1 —■— b. Variantes 2,3

Figure 3.16: Comparaison des 3 variantes
du filtre α/β

VARIANTES DE L' $\alpha\beta$	r ou Λ	γ (m/m ²)	α	β	K_{pf}	Σe^2 Norma- lisée
F I L T R E 1	/	1	0.21	0.03	0.42	0.19
	/	10	0.58	0.24	0.69	0.29
	/	50	1.00	1.00	0.87	1.00
F I L T R E 2	200	1	0.18	0.02	0.42	0.18
	20	10	0.47	0.15	0.69	0.24
	4	50	0.75	0.50	0.87	0.56
F I L T R E 3	0.02	1	0.18	0.02	0.42	0.18
	0.20	10	0.47	0.15	0.69	0.24
	1	50	0.75	0.50	0.87	0.56

TABLEAU 3.2 Comparaison des performances des trois variantes du filtre $\alpha\beta$

Par conséquent, le filtre 3 sera choisi pour l'implantation sur le microprocesseur TMS32010 pour ses performances par rapport à la première variante et pour sa simplicité de mise en oeuvre par rapport à la deuxième.

3.5.2.5 Choix des paramètres α et β pour la phase

d'initialisation de la piste

On admet qu'à l'initialisation de la piste, le mobile suit une trajectoire rectiligne à vitesse constante. Aussi, normalement le filtre aborde la poursuite avec des paramètres α_1 et β_1 . Cependant, l'algorithme aux premiers balayages de la cible, est sensible aux bruits de mesure vu que les estimations sont effectuées sur la base d'un nombre d'observations assez limité.

La figure 3.17 illustre ce phénomène. Par conséquent, l'utilisation pendant les huit premiers échantillons du couple $\alpha_1 = 0.45$ et $\beta_1 = 0.13$ améliore le comportement de l'algorithme à l'initialisation de la piste.

3.6 EVALUATION DES PERFORMANCES DE L'ALGORITHME $\alpha\beta$ SANS

DETECTEUR DE MANOEUVRES

Nous étudions dans cette section le comportement de l'algorithme $\alpha\beta$ en présence de manoeuvres évasives de la cible. Ensuite, nous analyserons les conséquences de ce type d'accélération sur la moyenne de l'erreur $e(k)$ et sur la variation de celle-ci en fonction de l'indice Λ et de la durée de manoeuvres τ .

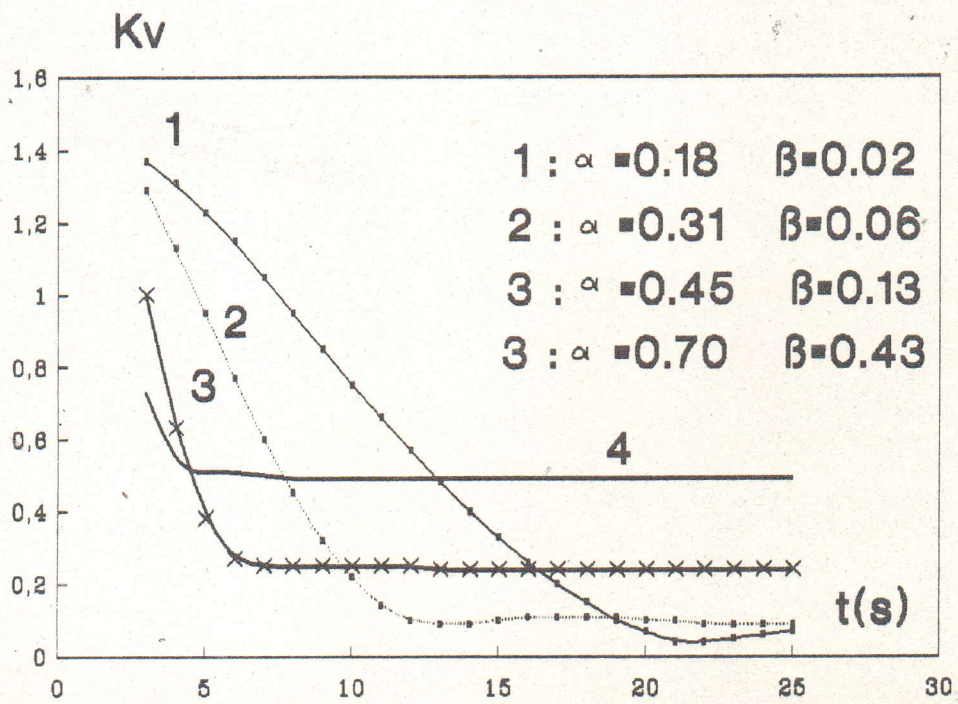
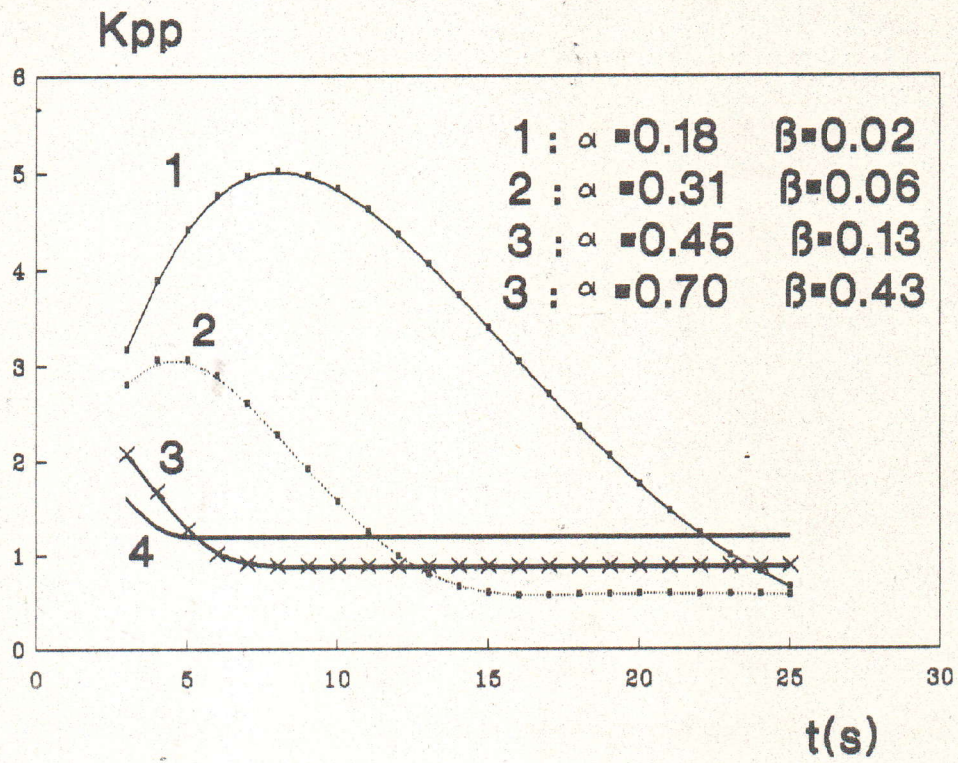


Figure 3.17: K_{pp} et K_v en phase d'initialisation du filtre

La figure 3.18 représente 2 courbes relatives aux variations de $e(k)$ et de l'erreur d'estimation de la vitesse en fonction du temps dans le cas d'une cible évoluant à vitesse constante, $v=300$ m/s, et effectuant une manoeuvre évasive de $2g$ à la $100^{\text{ème}}$ observation.

Nous observons ainsi, pendant la manoeuvre, une dégradation des performances du filtre se traduisant par une augmentation de l'erreur d'estimation de la vitesse (figure 3.18 (b)). Cette dégradation est due, en fait, à l'augmentation de la moyenne de $e(k)$, figure 3.18(a). En effet, le filtre α/β est optimal quand $e(k)$ est un processus gaussien centré. La présence de manoeuvres modifie donc le modèle de $e(k)$ et rend ainsi le filtre non optimal, d'où l'augmentation en présence d'accélération évasives des erreurs d'estimations. Il est, par conséquent, nécessaire de pouvoir détecter cette variation dans le modèle de $e(k)$ et d'y adapter le filtre afin d'obtenir de meilleurs résultats dans la poursuite.

La figure 3.19 présente la variation de la moyenne de $e(k)$ pour 3 trajectoires caractérisées par, respectivement, $\Lambda=0.10$, $\Lambda=0.20$ et $\Lambda=0.80$. Pour chacune d'elles, la manoeuvre évasive est exécutée au $100^{\text{ème}}$ échantillon. Ainsi, pour le cas $\Lambda=0.80$ la moyenne de $e(k)$ atteint, pendant la phase manoeuvrante, la valeur $2 \cdot \sigma_p$. Dans le chapitre 4, nous déterminerons la valeur maximum de l'indice Λ pour lequel le filtre α/β se comporte encore efficacement.

Par ailleurs, nous allons analyser les variations de vitesse et d'accélération induites par une manoeuvre évasive de $2g$ en considérant 3 valeurs de τ : 1 sec, 3 sec et 5 sec.

$$\Lambda = 0.40$$

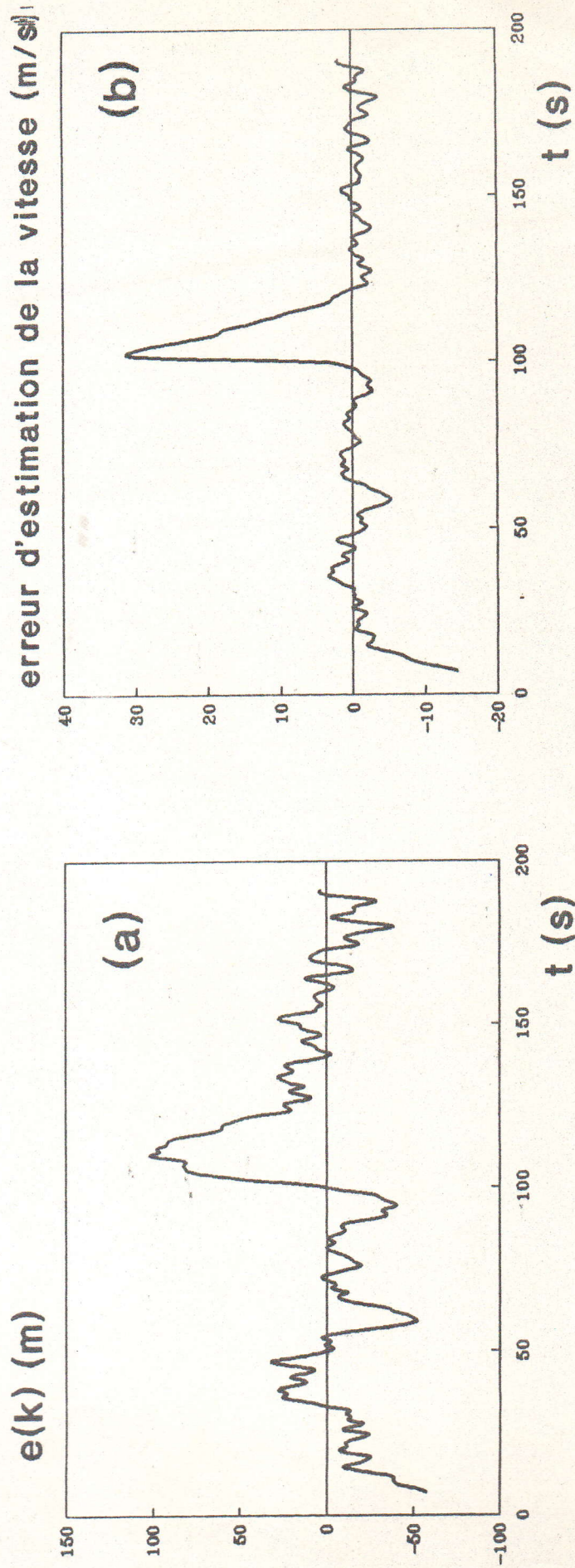


Figure 3.18: Effets d'une manoeuvre évasive sur les performances du filtre $\alpha\beta$ sans détecteur

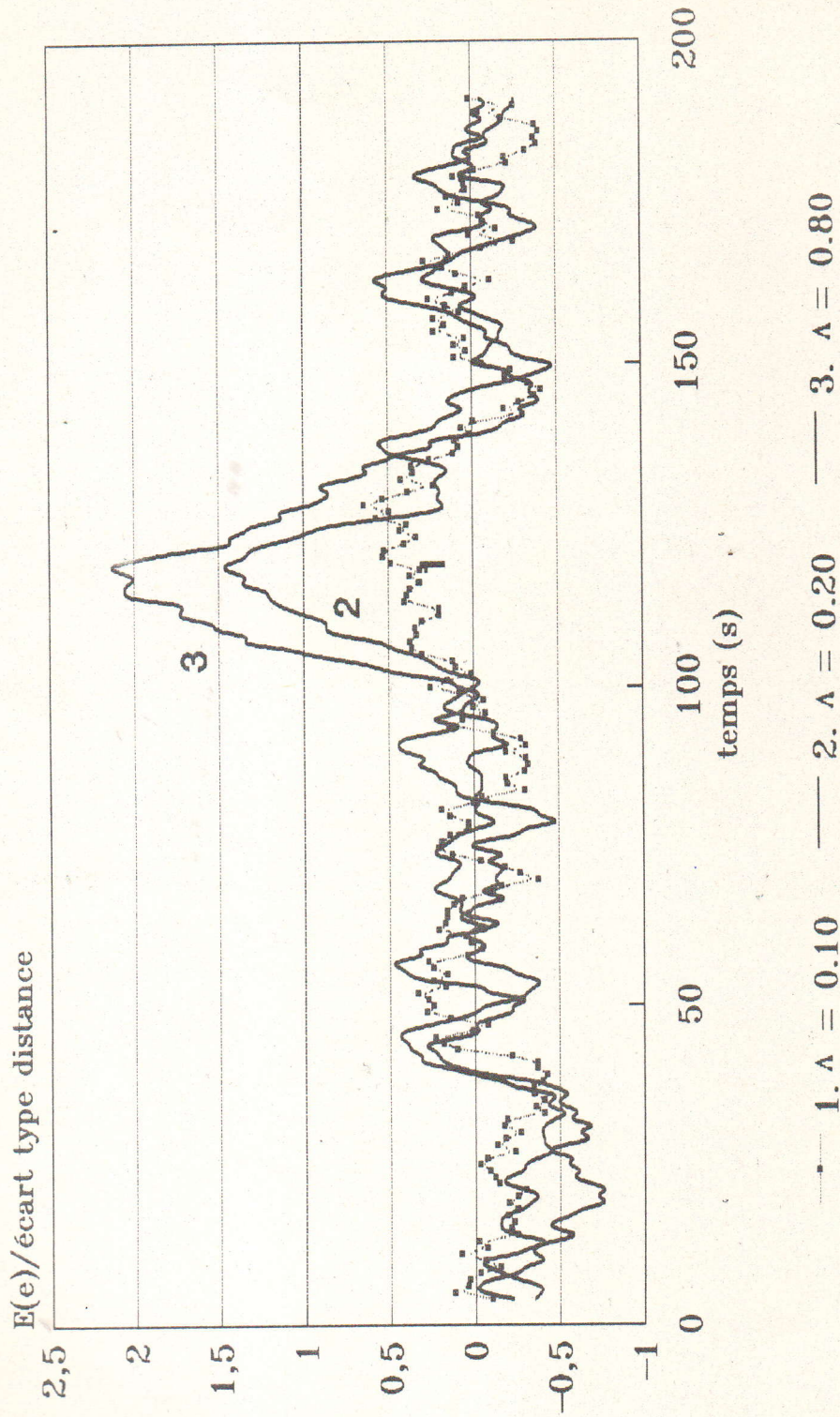


Figure 3.19: Moyenne de l'erreur $e(k)$ en fonction de l'indice de poursuite

Les résultats de cette simulation sont représentés sur la figure 3.20. Nous notons ainsi que pour $\tau > 3$ sec les caractéristiques de la manoeuvre en question changent. Ainsi, l'accélération atteint, quant $\tau = 5$ sec, 2.5 g. Donc, le filtre $\alpha\beta$ s'adapte mal aux manoeuvres dont l'accélération est relativement corrélée dans le temps puisque, dans ce cas, la valeur réelle de l'accélération est ignorée et varie en fonction de τ .

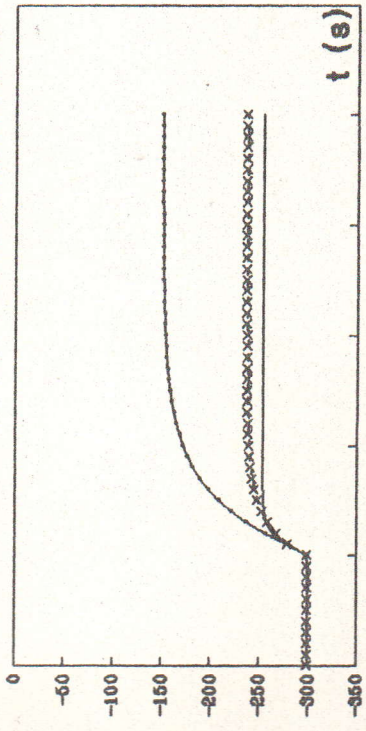
3.7 CONCLUSION

Ce chapitre a été consacré à l'étude et à l'évaluation de l'algorithme $\alpha\beta$.

Ainsi, pour le découplage de ce dernier suivant chaque dimension, il était nécessaire d'avoir un faible bruit de mesure. Par ailleurs, comme les paramètres de pondération α et β déterminent les caractéristiques de l'algorithme et par conséquent la qualité de la poursuite, nous avons présenté trois méthodes de calcul sur lesquelles nous avons effectué une étude comparative et choisi la plus performante. C'est ainsi que nous avons opté pour la variante n°3 sur laquelle nous avons basé l'évaluation du filtre $\alpha\beta$. Cette étude a permis de noter, en présence de manoeuvres évasives du mobile une dégradation des performances proportionnelle aux paramètres Λ et τ . Lorsque la durée de manoeuvre τ dépasse la valeur $\tau_{nc} = 3$ sec, le filtre $\alpha\beta$ devient non approprié et une estimation de l'accélération devient nécessaire.

Vitesse (m/s)

— $\tau = 1 \text{ sec}$ -x- $\tau = 3 \text{ sec}$ — $\tau = 5 \text{ sec}$



Accélération (m/s²)

— $\tau = 1 \text{ sec}$ -x- $\tau = 3 \text{ sec}$ — $\tau = 5 \text{ sec}$

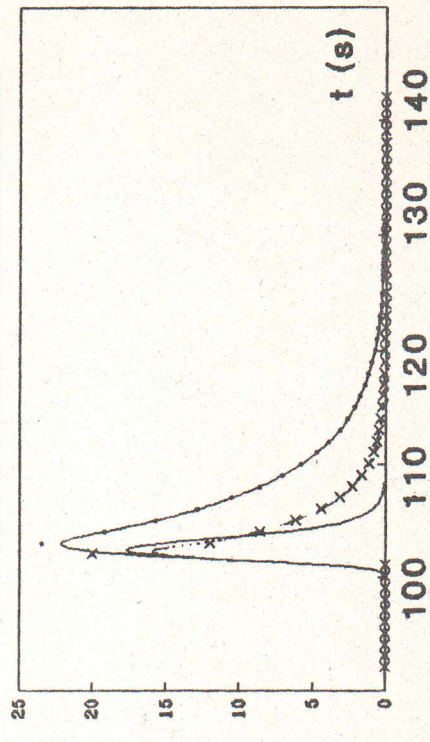


Figure 3.20: Variation de la vitesse et de l'accélération en fonction de la durée de manoeuvre τ

CHAPITRE 4

LE DETECTEUR DE MANOEUVRES

4.1 INTRODUCTION

La poursuite de cibles, à l'aide de l'algorithme $\alpha\beta$, suppose des trajectoires rectilignes et uniformes. Néanmoins, dans certaines situations, les mobiles sont contraints d'effectuer des manoeuvres évasives. Celles-ci créent des erreurs importantes dans les estimations, notamment, de la position du mobile et donc présentent un risque sérieux de "perdre" la cible. Pour remédier à cet handicap, du filtre $\alpha\beta$, nous proposons de lui associer un détecteur de manoeuvres, ainsi que c'est illustré sur la figure 4.1.

Le but de celui-ci est de permettre un élargissement de la bande passante de l'algorithme afin qu'il puisse s'adapter aux évolutions de la cible lors des modifications dans le modèle de la trajectoire. Le détecteur se base sur l'examen de l'erreur $e(k)$ qui, en l'absence de manoeuvres, est approchée par un processus Gaussien centré. La présence de ruptures dans la trajectoire modifie le modèle de $e(k)$ par l'apparition d'un biais (voir figure 3.18) rendant le filtre non optimal.

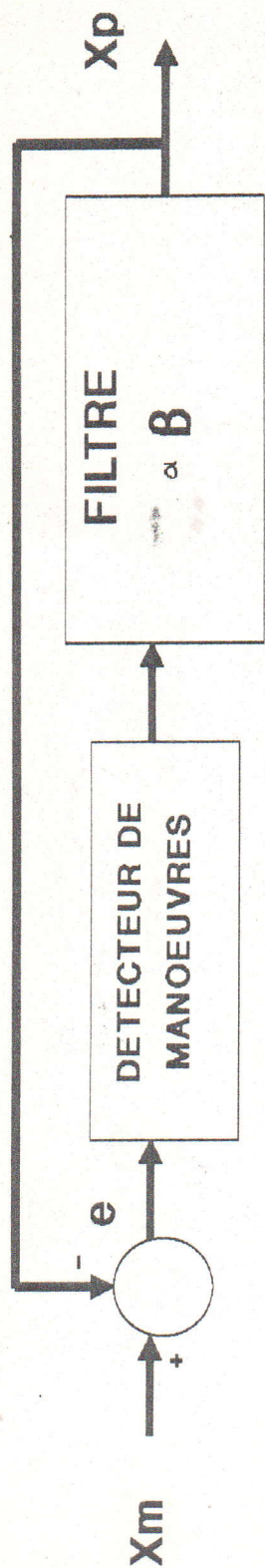


Figure 4.1: Schéma bloc du filtre α β
avec détecteur de manoeuvres

4.2 ETUDE DU DETECTEUR DE MANOEUVRES

Le détecteur est basé sur la comparaison entre le biais créé par la présence d'une manoeuvre et un seuil de détection, λ , fonction de la probabilité de fausse alarme p_{FA} et celle de détection p_D , [12],[13],[14].

Ainsi si la relation :

$$\left| E[e(k)] \right| \geq \lambda$$

est vérifiée, alors il y a manoeuvre.

Le test de fin de manoeuvre peut être basé sur l'amplitude de la variance des erreurs d'estimation. En effet, les couples de coefficients du gain adoptés en phase non manoeuvrante et manoeuvrante sont respectivement (α_1, β_1) et (α_2, β_2) avec :

$$\alpha_1 < \alpha_2 \quad \text{et} \quad \beta_1 < \beta_2$$

Or, si nous maintenons le couple (α_2, β_2) après disparition de la manoeuvre le filtre devient relativement bruité et les erreurs d'estimations augmentent. Cependant, cette méthode nécessite un calcul supplémentaire de la variance. Aussi, pour raison de simplicité nous utilisons le test de fin de manoeuvre suivant :

$$\left| E [e(k)] \right| < \lambda$$

La figure 4.2 illustre le fonctionnement du détecteur.

Ainsi, après estimation de la moyenne de $e(k)$ nous effectuons une comparaison entre $\left| E [e(k)] \right|$ et un seuil prédéterminé λ dont le calcul sera effectué en section 4.2.1.1. Dans le cas où $\left| E [e(k)] \right|$ dépasse la valeur λ , nous adoptons le couple de paramètres (α_2, β_2) permettant

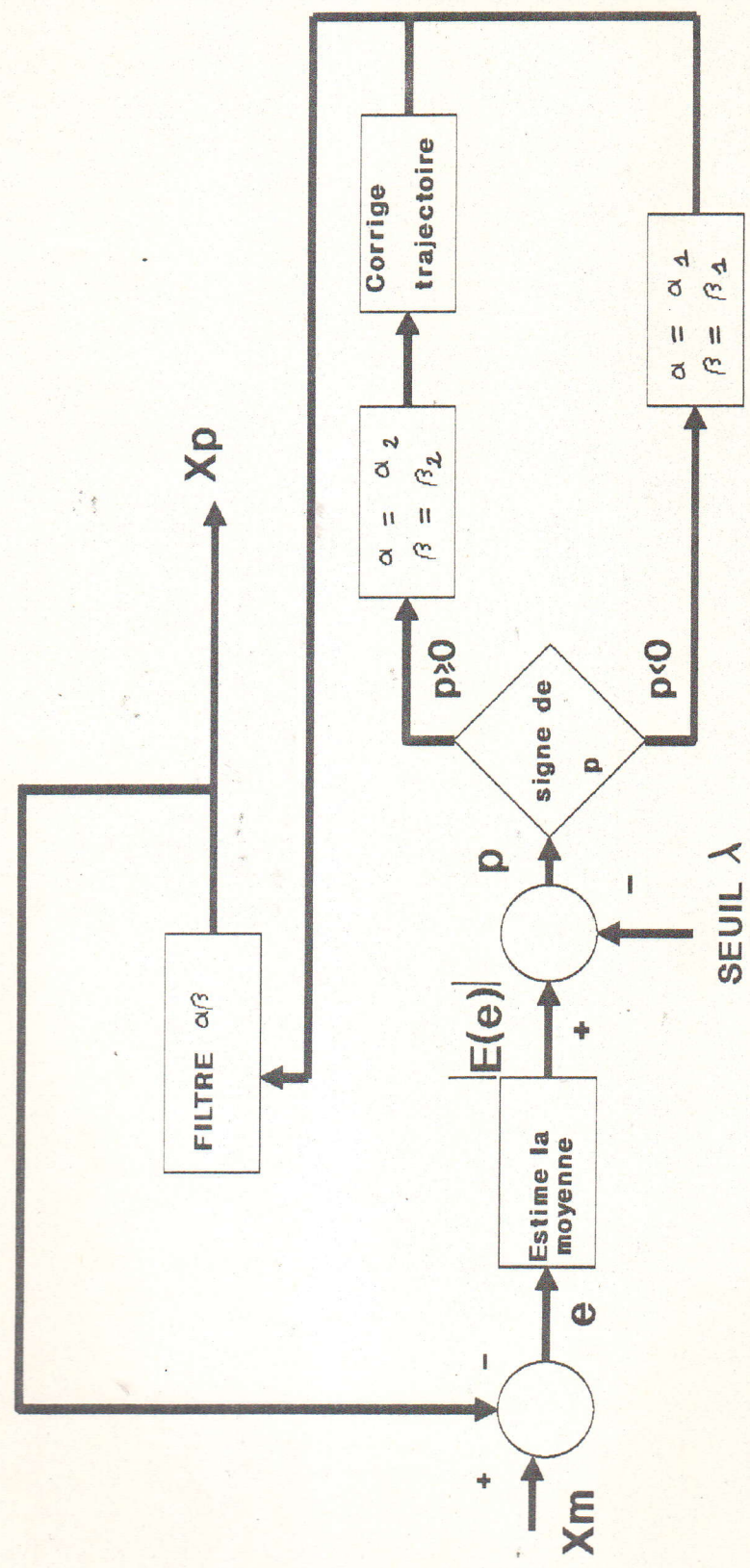


Figure 4.2: Schéma de fonctionnement du détecteur

ainsi un élargissement de la bande passante du filtre. En effet, cette situation correspond à une présence de manoeuvres. Par ailleurs, à cause du temps de réponse Δ du détecteur la trajectoire doit être réajustée sur un nombre d'échantillons m , tel que :

$$m = \frac{\Delta}{T} \quad (4.1)$$

Si, au contraire, $|E[e(k)]| < \lambda$ alors il n'y a pas de manoeuvres et nous adoptons le couple de coefficients (α_1, β_1) .

4.2.1 Structure du détecteur

Les fonctions du détecteur sont donc triples :

- estimation du biais de $e(k)$
- comparaison du biais avec le seuil λ
- adoption du couple (α, β) correspondant et correction éventuelle de la trajectoire s'il y a rupture dans le modèle de la trajectoire.

L'estimation de la moyenne $E[e(k)]$, constitue la 1^{ère} étape du détecteur. Elle est réalisée en utilisant la relation [8] :

$$E[e(k)] = e^{-\Delta/T} E[e(k-1)] + e(k) \quad (4.2)$$

Posons :

$$M(k) = E[e(k)] \quad \text{et} \quad b = e^{-\Delta/T}$$

D'où :

$$M(k) = b M(k-1) + e(k) \quad (4.3)$$

D'où le schéma de réalisation de l'estimateur de la moyenne de $e(k)$ représenté sur la figure 4.3.

En outre, dans l'éventualité d'un test de détection de manoeuvres positif, la correction de la trajectoire s'effectuera à partir d'un nombre d'échantillons précédents égal à m (relation 4.1). Ainsi, la mémoire du détecteur est proportionnelle à la constante de temps Δ .

Les performances du détecteur sont étroitement liées au choix des paramètres Δ et du seuil λ . Leur calcul repose sur un compromis entre la probabilité de détection p_D et la probabilité de fausse alarme p_{FA} .

4.2.1.1 Détermination des paramètres λ et Δ

La présence d'une manoeuvre est liée à l'existence d'un biais dans l'erreur $e(k)$. Si celui-ci est supérieur à une valeur λ , fixée a priori, alors l'hypothèse de début de manoeuvre est confirmée.

La probabilité de fausse alarme ' p_{FA} ' est donnée par la relation :

$$p_{FA} = \int_{\lambda_{FA}} (1/\sqrt{2\pi}) \exp(-e^2/2) de \quad \text{avec } \lambda = \lambda_{FA} \sigma_{\rho}$$

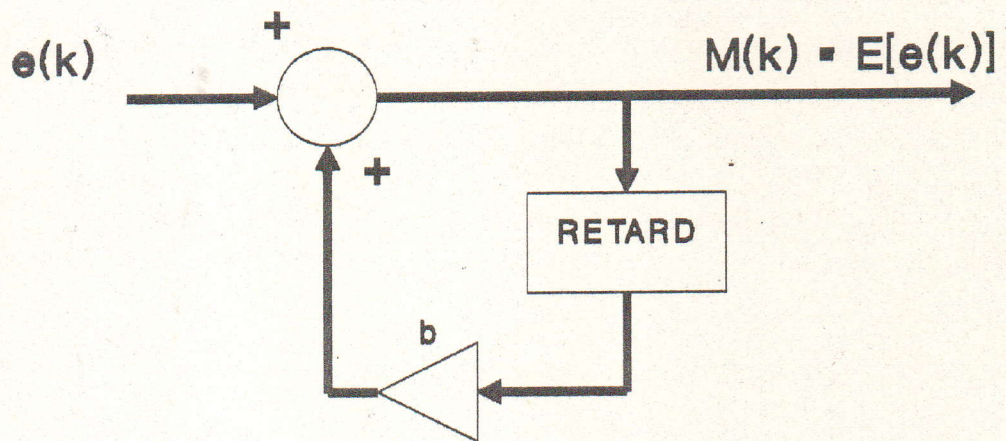


Figure 4.3: Schéma de réalisation de l'estimateur de biais

La probabilité de détection p_D est donnée par :

$$p_D = \int_{\lambda} (1 / \sigma_{\rho} \sqrt{2\pi}) \exp\left\{ -0.5 \left\{ (e - E[e]) / \sigma_{\rho} \right\}^2 \right\} de$$

Après changement de variable et en posant :

$$t = \frac{\lambda - E[e]}{\sigma_{\rho}}$$

on obtient :

$$p_D = \int_t (1 / \sqrt{2\pi}) \exp(-e^2 / 2) dt$$

D'où :

$$t = \frac{\lambda}{\sigma_{\rho}} - \frac{E[e]}{\sigma_{\rho}} = \lambda_{FA} - \frac{E[e]}{\sigma_{\rho}}$$

Si nous imposons une probabilité de détection de $p_D = 90\%$ pour un biais minimal de $1.5 \sigma_{\rho}$ nous obtenons :

$$t = 0.126 \quad \text{et} \quad \lambda_{FA} = 1.626$$

Par conséquent , $p_{FA} = 1\%$

Ainsi donc :

$$\lambda = 1.626 \sigma_{\rho}$$

Par conséquent, l'examen de la figure 3.19 montre que l'indice de poursuite limite du filtre $\alpha\beta$ sans détecteur est de $\Lambda = 0.20$.

Ainsi, si

$$\sigma_{\rho} = 50 \text{ m} \quad \text{et} \quad T = 1 \text{ s}$$

L'écart type maximum permis de l'accélération est de :

$$\sigma_{\gamma} = \Lambda \sigma_{\rho} / T^2 = 1 \text{ g}$$

Par conséquent, pour des accélérations supérieures à 1g, les performances du filtre se dégradent et, par conséquent, son association à un détecteur de manoeuvres devient nécessaire.

D'autre part, la détermination du temps de réponse, Δ , du détecteur est le résultat d'un compromis entre les erreurs d'estimation du biais et la vitesse de réaction du filtre à une manoeuvre .

La figure 4.4 représente le résultat de l'estimation relatif à trois valeurs de Δ : 3,5 et 20 s .

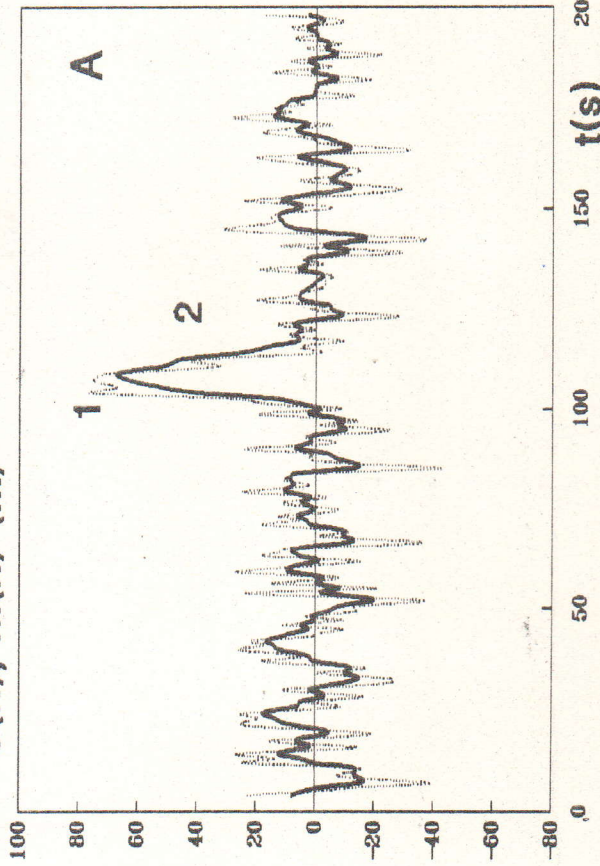
La valeur adoptée est de $\Delta = 3 \text{ s}$.Par conséquent, les paramètres du détecteur sont :

- seuil de détection	:	$\lambda = 1.626 \sigma_{\rho}$
- probabilité de fausse alarme	:	$p_{FA} = 1 \%$
- probabilité de détection	:	$p_D = 90 \%$
- temps de réponse	:	$\Delta = 3 \text{ s}$

Temps de réponse :

- graphe A : 3s
- graphe B : 5s
- graphe C : 20s

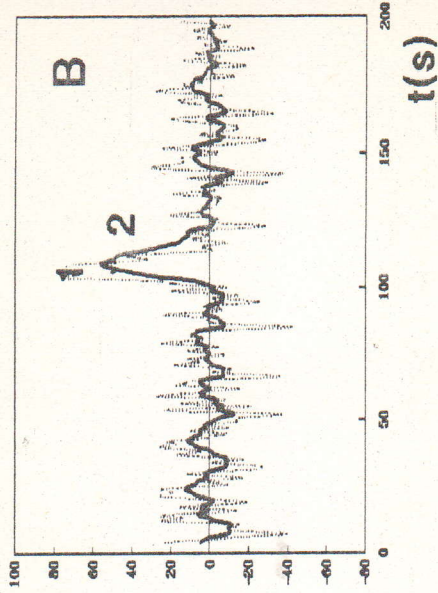
$e(k), M(k)$ (m)



1 : $e(k)$

2 : moyenne estimée de $e(k)$

$e(k), M(k)$ (m)



$e(k), M(k)$ (m)

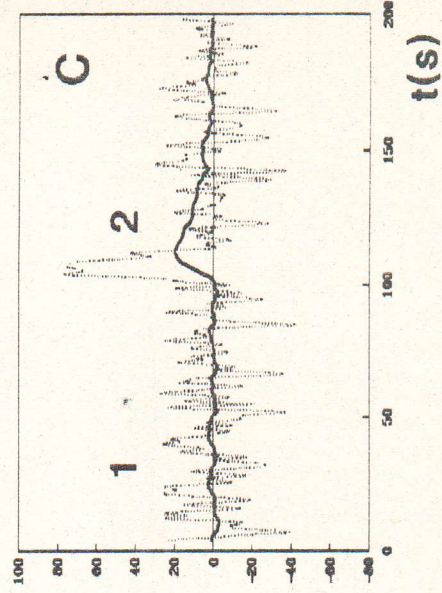


Figure 4.4: Temps de réponse de l'estimateur de biais

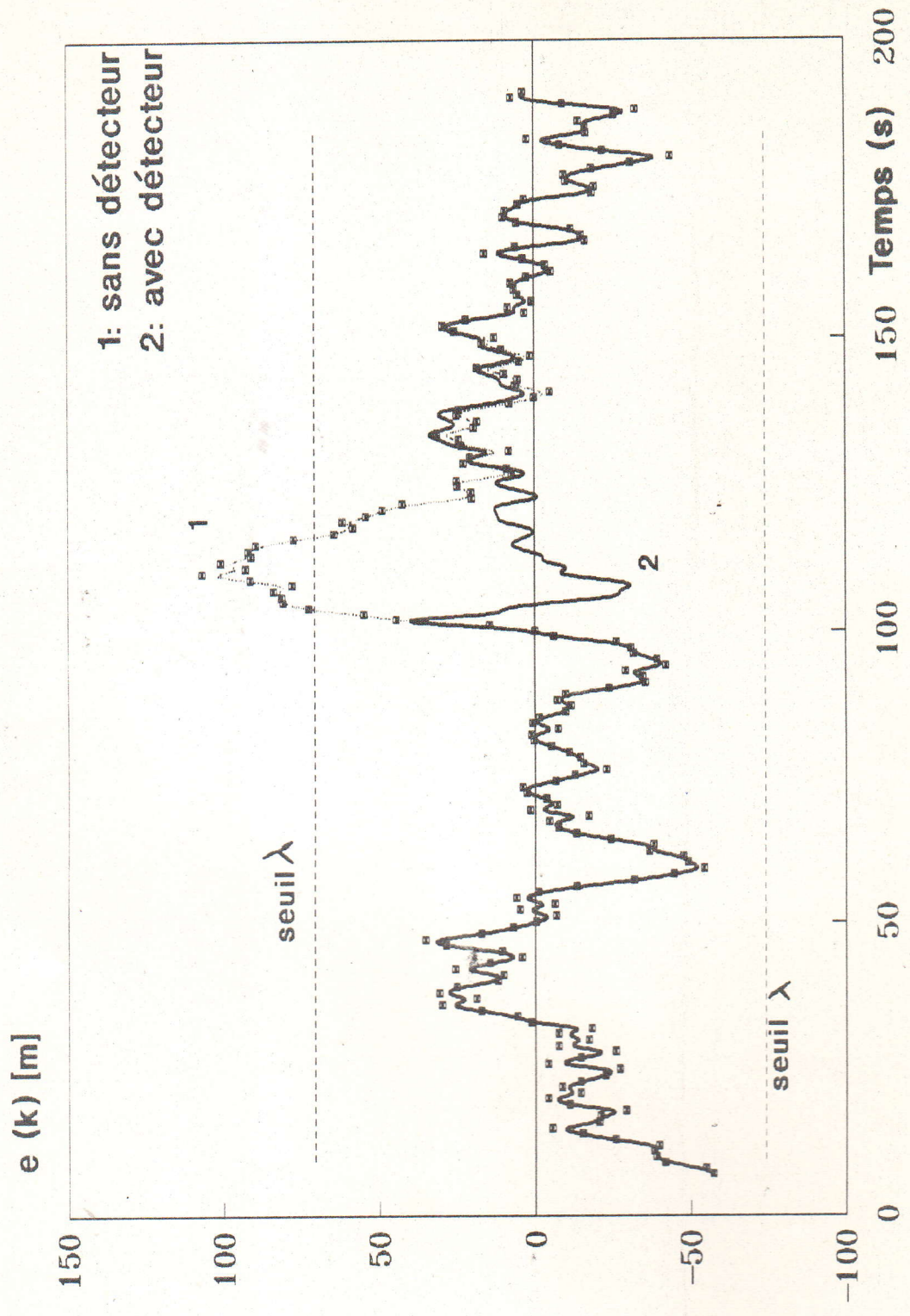
4.3 PERFORMANCES DU FILTRE $\alpha\beta$ AVEC DETECTEUR DE MANOEUVRES

La figure 4.5 représente $e(k)$ dans le cas d'une cible évoluant à vitesse constante et exécutant une manoeuvre évasive de 2g au 100^{ème} échantillon. L'analyse de cette figure permet de noter, en présence de manoeuvres, une diminution appréciable de la moyenne de l'erreur $e(k)$ lorsque le filtre est associé à un détecteur. Par conséquent, la qualité de la poursuite sera meilleure.

4.4 CONCLUSION

L'évaluation du filtre $\alpha\beta$ sans détecteur a permis de constater une dégradation de ses performances quand l'indice de poursuite Λ est supérieur à 0.20. Son association à un détecteur de manoeuvres lui a permis d'améliorer ses performances.

Figure 4.5: Effet du détecteur sur le biais de $e(k)$
($\lambda = 0.40$)



CHAPITRE 5

IMPLANTATION SUR μ P TMS32010 DE L'ALGORITHME $\alpha\beta$

5.1 INTRODUCTION

Ce chapitre présente les résultats de l'implantation, sur TMS32010, du filtre $\alpha\beta$ associé à un détecteur de manoeuvres.

Les performances de l'algorithme sont étroitement liées aux caractéristiques des trajectoires considérées : bruit de mesure, manoeuvres Lorsque nous travaillons en arithmétique finie, les effets de quantification sont inévitables. Néanmoins, nous verrons à travers ce chapitre que ces erreurs numériques peuvent être limitées par l'adoption :

- d'un faible pas de quantification q
- d'une quantification adéquate (arrondi ou troncature)

Après établissement de la structure du filtre à implanter, nous déterminerons la précision et la dynamique des variables. Ensuite, nous analyserons les erreurs dues à l'implantation en précision finie et nous adopterons la quantification adéquate pour cet algorithme. Enfin, après avoir effectué différentes simulations, nous tirerons les conclusions appropriées.

5.2 ETABLISSEMENT DE LA STRUCTURE FILTRE-DETECTEUR

5.2.1 Choix de la structure du filtre α/β

L'algorithme α/β est défini par les équations 3.10 à 3.12. Sa structure représentée sur la figure 5.1 nécessite donc les opérations suivantes :

- 4 additions
- 3 multiplications
- 2 décalages (décalage de x_p et \dot{x}_f)
- 3 positions mémoire pour les coefficients α , β/T et T.

5.2.2 Etablissement de la structure du filtre α/β avec

détecteur de manoeuvres

La figure 5.2 présente le schéma d'implantation du détecteur. Nous remarquons que la détection d'une manoeuvre, $p \geq 0$, est automatiquement suivie de l'adoption du couple de coefficients (α_2, β_2) et de la correction de la trajectoire sur les m précédents échantillons. Cette mise au point de la trajectoire consiste à recalculer x_f , \dot{x}_f et x_p en utilisant les coefficients de pondération α_2 et β_2 . Aussi, lors de la poursuite il est impératif de mémoriser, continuellement, les données $x_m(k)$, $\dot{x}_f(k)$ et $x_p(k)$ sur les "m" précédents échantillons. Par conséquent, l'implantation du détecteur proprement dit nécessite les opérations suivantes :

- * Estimation de $M(k)$:
 - 2 multiplications
 - 1 addition

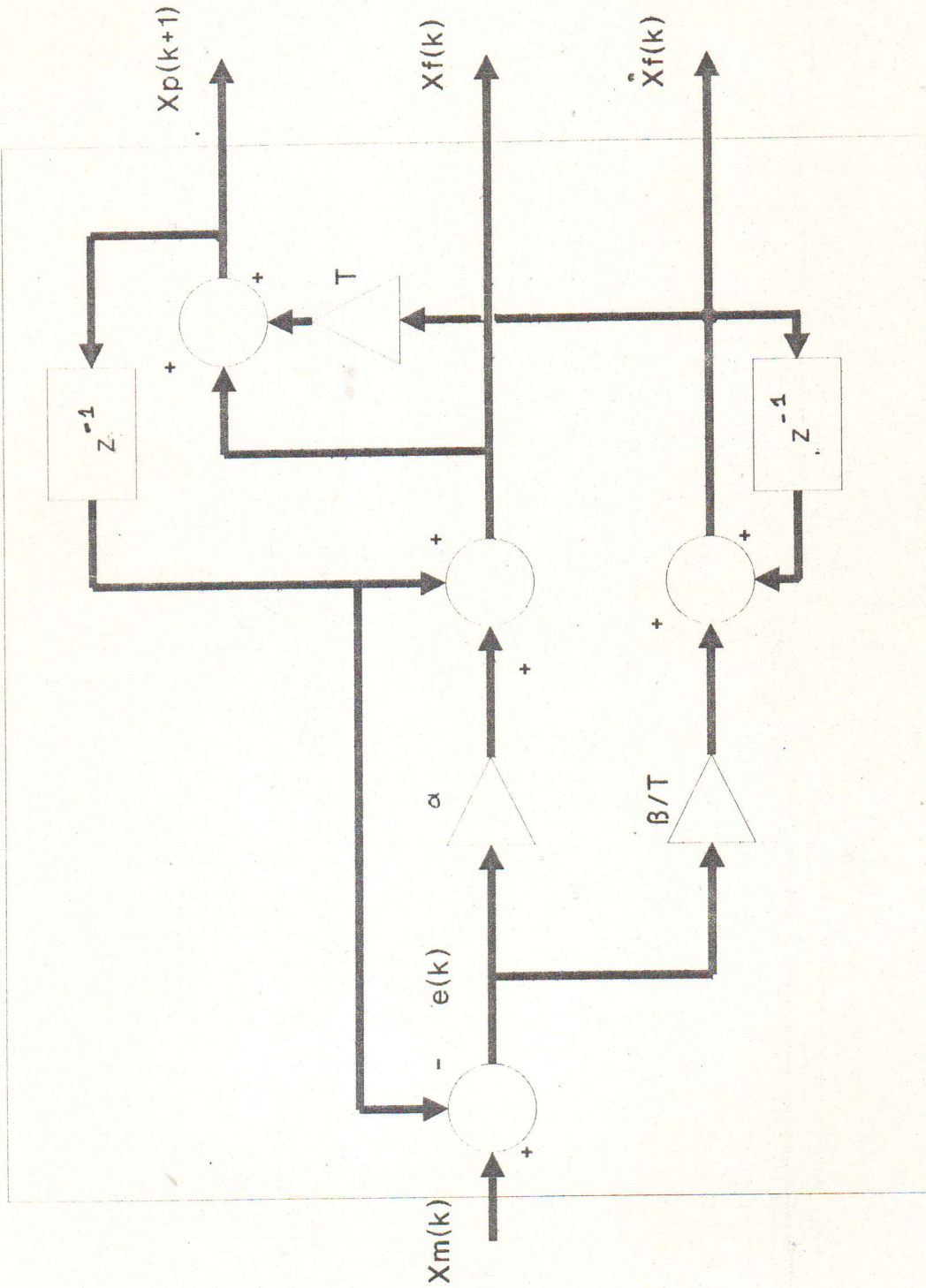


Figure 5.1: Structure du filtre $\alpha\beta$

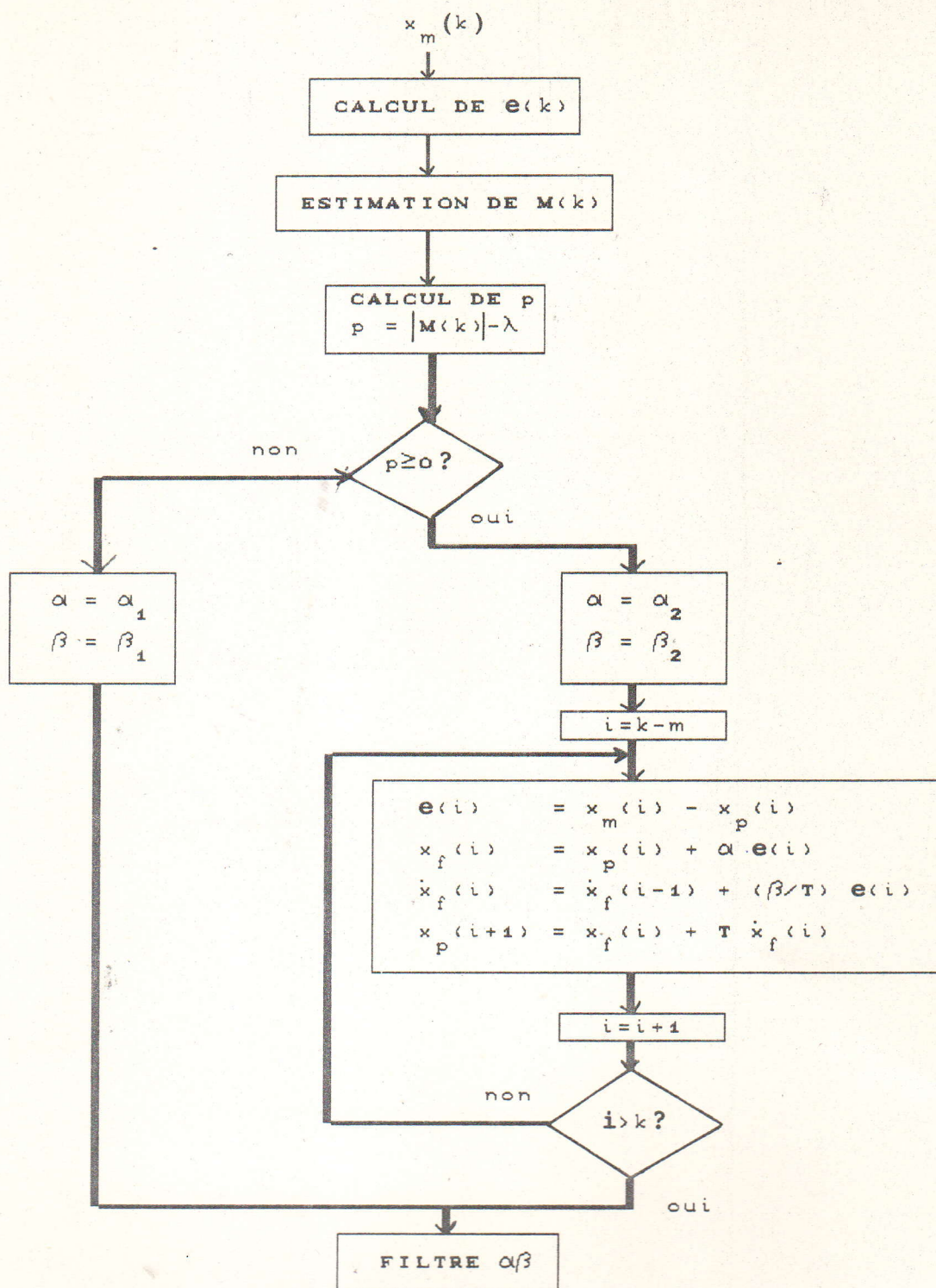


Figure 5.2: Organigramme de l'implantation du détecteur de manoeuvres

- décalage de $M(k)$
- 1 position mémoire pour le coefficient b
- * Comparaison de $M(k)$ par rapport au seuil λ :
 - 1 addition

La figure 5.2bis présente l'organigramme du filtre $\alpha\beta$ avec détecteur de manoeuvres. Ainsi, l'implantation débute par l'initialisation du système : transfert des coefficients de la mémoire programme vers la mémoire données, adoption des coefficients de pondération relatifs à la phase d'initialisation (α_i, β_i) ...

L'algorithme $\alpha\beta$ est initialisé après acquisition des 2 premières mesures radar. Après cela, la poursuite itérative est enclenchée. Le détecteur de manoeuvres entre en action après 8 observations, correspondant au délai pour l'établissement du régime permanent. Après la sortie des résultats, nous effectuons un décalage des m dernières valeurs de x_m, x_f et x_p .

5.3 DETERMINATION DE LA PRECISION ET DE LA DYNAMIQUE

DES VARIABLES

Lors de l'implantation en virgule flottante d'un algorithme quelconque, il est d'usage de considérer la précision comme "infinie". En virgule fixe, par contre, le nombre de bits de travail est limité en fonction du microprocesseur utilisé, et donc les erreurs de calcul sont fatales. Par ailleurs, pour un convertisseur analogique/numérique à n bits, le pas de quantification est donné par :

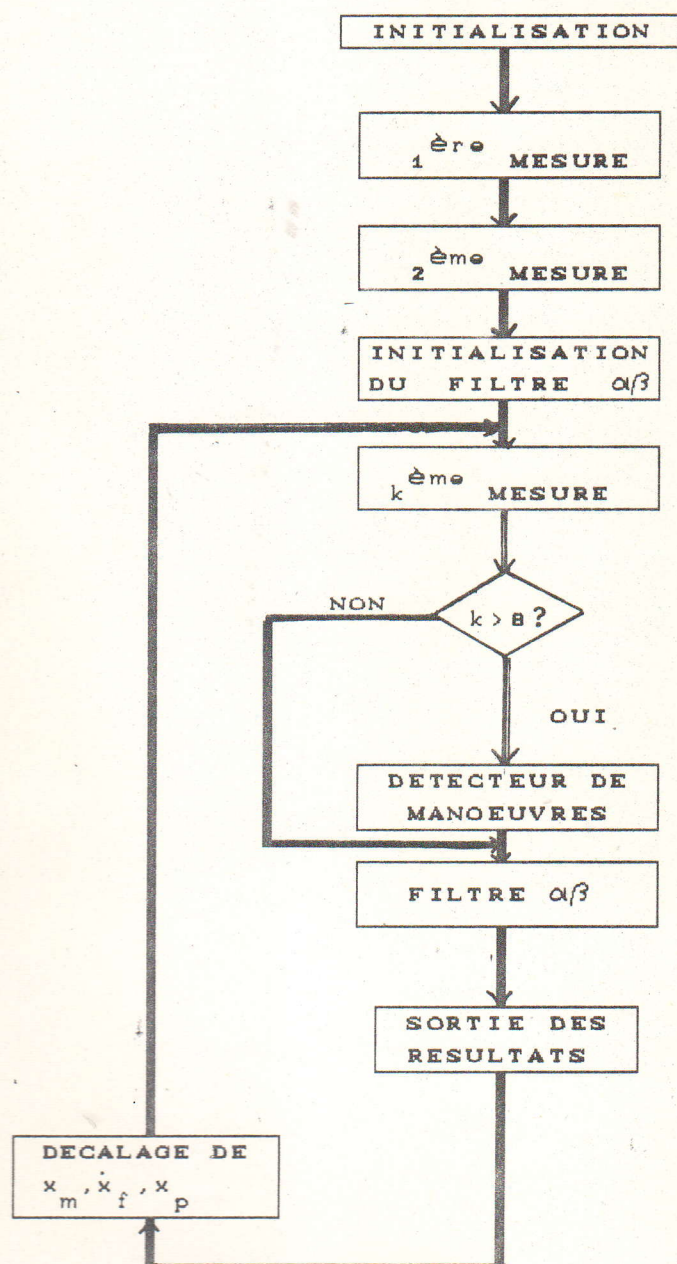


Figure 5.2bis: Organigramme de l'implantation du filtre α/β avec détecteur

$$q = \frac{X_{\max}}{2^n - 1} \approx \frac{X_{\max}}{2^n}$$

si le signal à quantifier est compris entre 0 et X_{\max} .
Par contre, si celui-ci est compris entre $-X_{\max}$
et $+X_{\max}$ nous aurons :

$$q = \frac{2 X_{\max}}{2^n - 1} \approx \frac{2 X_{\max}}{2^n}$$

Généralement, le signal d'entrée analogique $x_m(t)$ est normalisé. Ainsi, nous aurons à l'entrée du convertisseur analogique/digital :

$$-1 \leq x_m(t) \leq 1$$

En plus du bit du signe, toute grandeur réelle est composée d'une partie entière et d'une partie fractionnaire auxquelles nous pouvons associer respectivement Qx_e et Qx_f bits.

La répartition du nombre de bits pour la variable "x" quantifiée sera donc comme suit :

$$Qx_n = Qx_e + Qx_f + 1$$

avec :

Qx_n = nombre de bits pour la quantification des variables

Qx_e = nombre de bits de la partie entière

Qx_f = nombre de bits de la partie fractionnaire

1 : bit de signe

Après quantification, la variable "x" sera représentée par le nombre entier X_L :

$$X_L = \text{Int} (x \cdot 2^{Q_x f})$$

où :

$\text{Int} (w) =$ partie entière de w .

Toutes les grandeurs de l'algorithme sont exprimées suivant la relation ci-dessus.

Dans notre cas, nous avons à quantifier 2 grandeurs :

- ρ_m : distance mesurée
- ϑ_m : azimuth mesuré

Le système de surveillance considéré est un Track-While-Scan dont la portée maximum est de 150 km. Les mesures sont effectuées avec des erreurs, respectivement, suivant la distance et l'azimuth :

- $\sigma_\rho = 50$ m
- $\sigma_\vartheta = 0.003$ rd

Ainsi, la distance varie de 0 à 150 km et l'azimuth de 0 à 360 degré.

D'où :

$$q_\rho = \frac{\rho_{\max}}{2^n} = \frac{150 \text{ km}}{2^n} < \sigma_\rho$$

$$q_{\vartheta} = \frac{\vartheta_{\max}}{2^n} = \frac{360^\circ}{2^n} < \sigma_{\vartheta}$$

D'où :

$$n = 12 \text{ bits}$$

Ainsi, avec un convertisseur de 12 bits nous pouvons quantifier les mesures ρ_m et ϑ_m en tenant compte de la précision du radar considéré.

5.4 ANALYSE DES ERREURS DUES A L'IMPLANTATION EN

PRECISION FINIE

Les erreurs en sortie d'un algorithme récursif implanté en assembleur proviennent de : [16], [17], [18]

- l'erreur de quantification du signal d'entrée
- l'erreur due à l'arrondi (ou la troncature) des résultats des opérations arithmétiques
- l'erreur de quantification des coefficients du filtre

Toutes ces erreurs sont en fait liées à la limitation du nombre de bits lors de l'implantation en assembleur. L'effet de la quantification revient à superposer au signal d'entrée $x_m(k)$, un signal d'erreur $\varepsilon(k)$ dont le spectre est uniformément répartie et de puissance $q^2/12$.

Même en absence de signal d'entrée, l'erreur $\varepsilon(k)$ n'est en fait jamais nulle mais néanmoins bornée par :

$$\varepsilon(k) \leq q/2$$

La figure 5.3 illustre l'existence d'un cycle limite dans le cas d'une entrée nulle. Cependant, l'effet de ces auto-oscillations reste négligeable puisque l'erreur introduite par ce phénomène ne dépasse pas 2,5 m.

5.5 EFFETS DE TRONCATURE ET D'ARRONDI DANS

L'IMPLANTATION DE L'ALGORITHME SUR TMS32010

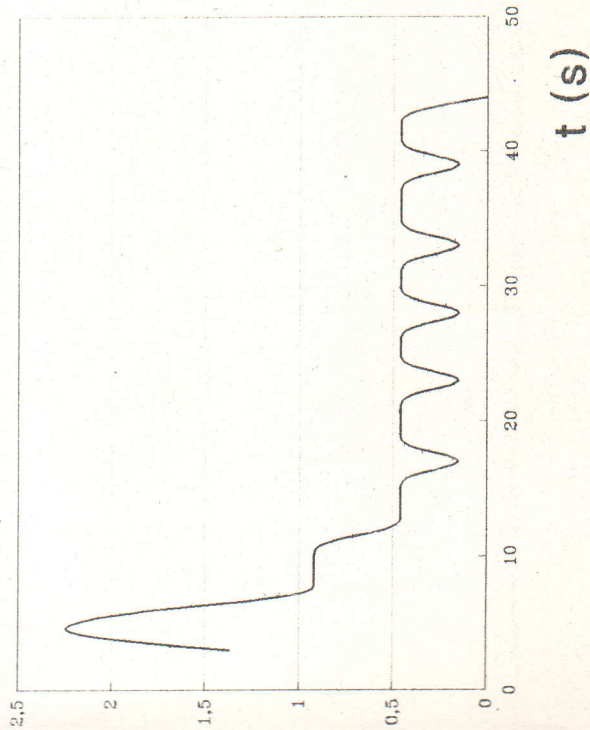
Indépendamment de la représentation utilisée pour réaliser les opérations arithmétiques, virgule flottante ou fixe, les effets de quantification sont inévitables vu que la longueur du mot machine est finie.

La troncature des variables est automatique avant chaque mémorisation du résultat. Par contre, l'arrondi est optionnel et est choisi par le programmeur lui-même.

Le choix d'arrondir ou de tronquer n'est pas trivial et dépend de l'application. Les effets de quantification sont étroitement liés aux caractéristiques de la trajectoire considérée.

L'analyse des performances du filtre lors d'une manoeuvre évasive de 2g montre que la quantification par arrondi donne de meilleurs résultats. Ainsi, le temps de réponse du filtre dans le cas de la quantification par troncature est sensiblement 1,5 fois supérieur (figure 5.4). C'est ce qui justifie le choix de la quantification par arrondi.

$e(k)$ (m)



Erreur de filtrage de la position (m)

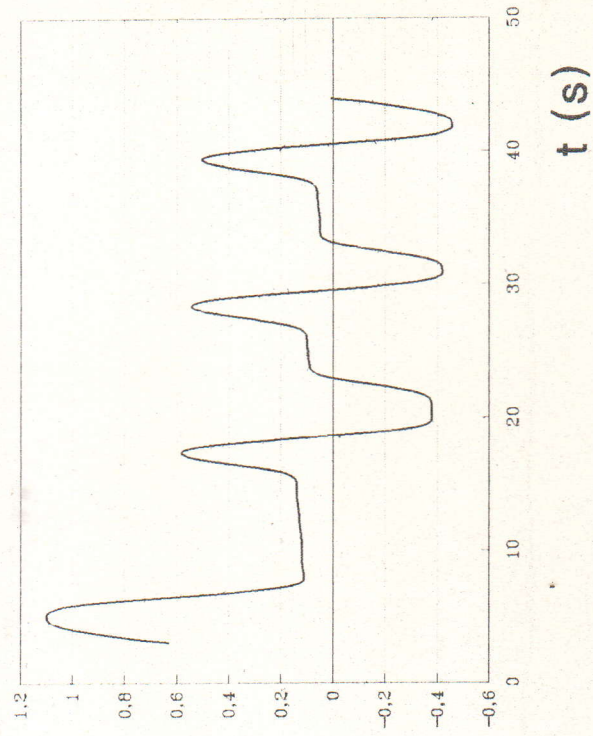


Figure 5.3: Cycle limite en absence du signal d'entrée
($q = 36,621$ m)

- 1: flottant 32 bits
 - 2: TMS arrondi
 - 3: TMS troncature
- manoeuvre évasive: 2g

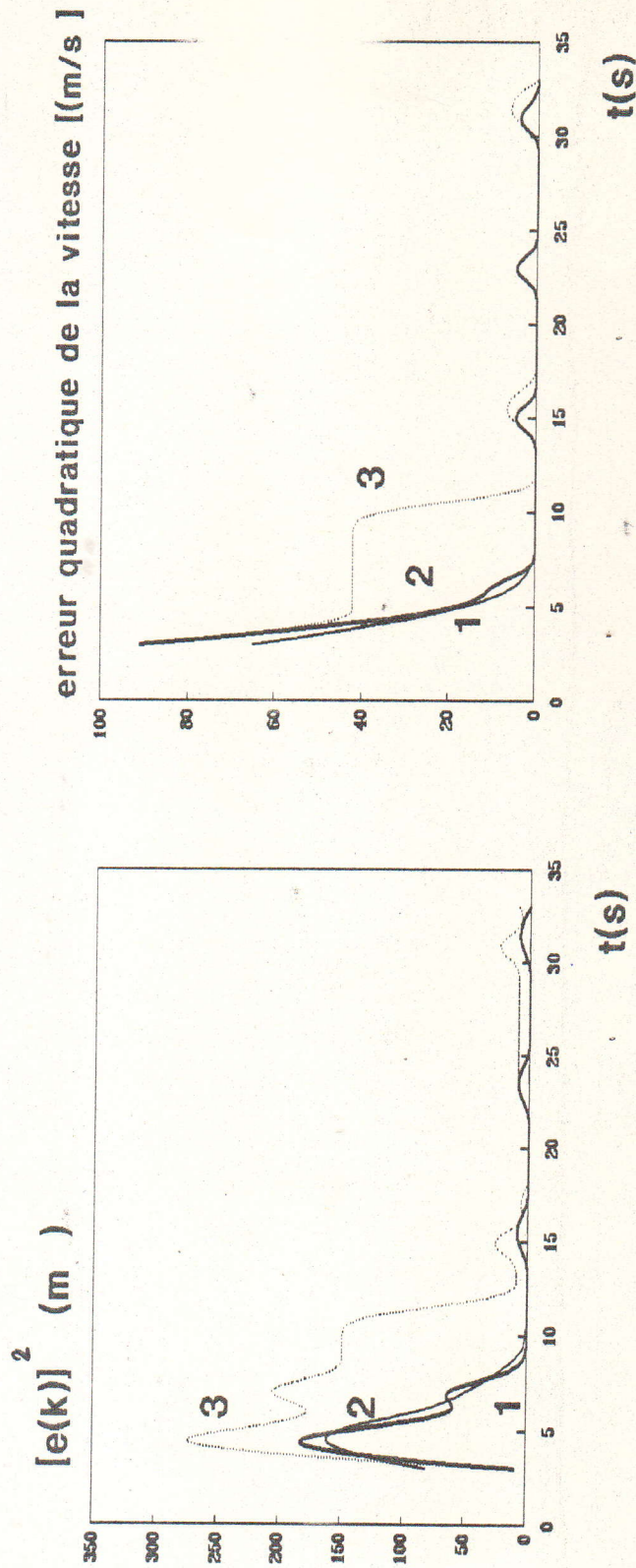


Figure 5.4 Erreurs d'estimation en fonction de la quantification (arrondi , troncature)

5.6 PERFORMANCES DE L'IMPLANTATION DE L'ALGORITHME $\alpha\beta$

AVEC DETECTEUR DE MANOEUVRES

Les paramètres optimaux α et β sont déterminés à partir de l'indice de poursuite Λ . La figure 5.5 représente Λ en fonction de α , avec β donné par la relation 3.50.

Considérons l'exemple d'une cible effectuant, à la 100^{ème} observation, une manoeuvre évasive de 2g après un parcours rectiligne à vitesse constante 300 m/s. Les mesures, effectuées chaque $T = 1s$, sont entachées d'un bruit gaussien centré d'écart type 50 m et 0.003 rd respectivement par rapport à la distance et l'azimuth. L'indice de poursuite est donc :

$$\Lambda = T^2 \frac{\sigma_\gamma}{\sigma_\rho} = \frac{2 (9,81)}{50} = 0,3924$$

Les coefficients optimaux α_2 et β_2 , relatifs à la phase manoeuvrante sont (voir relations 3.49 et 3.50) :

$$\begin{aligned} \alpha_2 &= 0,585 \\ \beta_2 &= 0,250 \end{aligned}$$

La figure 5.6 représente $e(k)$ et l'erreur d'estimation de la vitesse en fonction du temps relatives au filtre $\alpha\beta$ avec et sans détecteur de manoeuvres. Pour la phase rectiligne de la trajectoire, $t < 100 s$, les 2 versions de l'algorithme donnent des résultats identiques; ce qui montre l'absence de fausses alarmes. Pendant la

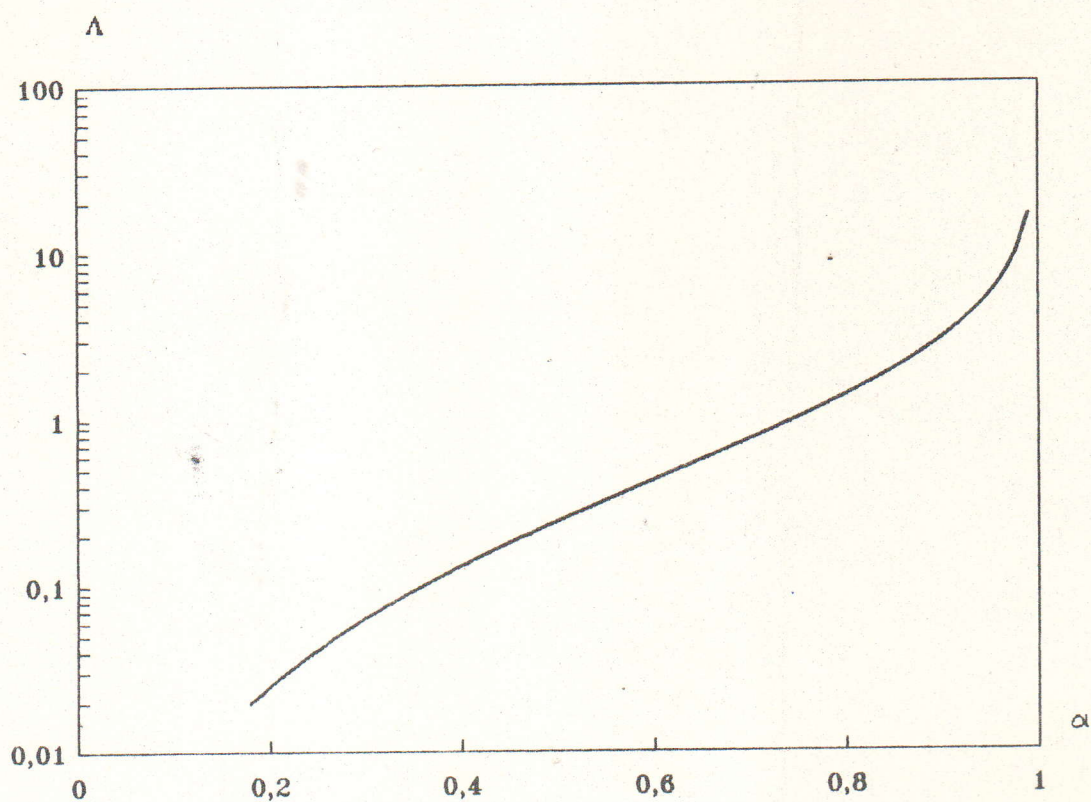


Figure 5.5: Courbe $\Lambda = f(\alpha)$ (filtre α^3)

1 : filtre sans détecteur
 2 : filtre avec détecteur
 manoeuvre évasive : 2g
 bruit de mesure / distance : 50m

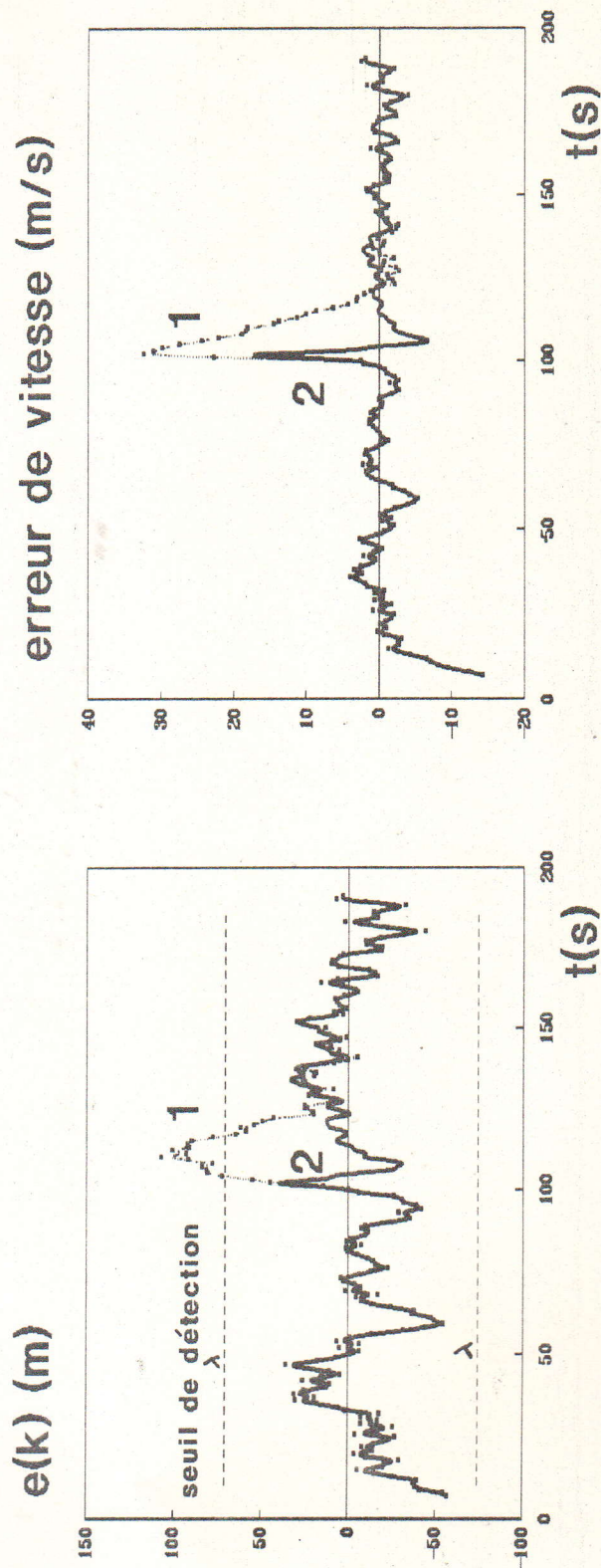


Figure 5.6: Erreurs d'estimation (filtre $\alpha \beta$)
 ($\lambda = 0.40$)

phase manoeuvrante, $100 \text{ s} \leq t < 110 \text{ s}$, nous relevons une amélioration appréciable de la qualité de la poursuite dans le cas du filtre avec détecteur. Ce résultat est traduit par une chute importante des erreurs d'estimation de la vitesse suite à une diminution du biais de $e(k)$.

Pour la même trajectoire, nous présentons sur la figure 5.7 l'évolution de la cible dans le plan X,Y. La manoeuvre est initiée à $X = 57\text{km}$. Les courbes 1,2 et 3 représentent respectivement la trajectoire réelle, estimée avec α/β sans détecteur et estimée avec filtre associé au détecteur. Nous notons ainsi une convergence plus rapide de l'algorithme relatif à cette dernière courbe.

Par ailleurs, nous avons étudié le comportement de l'algorithme sans détecteur de manoeuvres en présence d'accélération rectilignes. Les figures 5.8 et 5.9 illustrent les courbes relatives aux erreurs d'estimation de la vitesse et de la position. L'analyse de ces figures montre un comportement relativement acceptable de l'algorithme pour ce type d'accélération.

D'autre part, comme la probabilité de détection du radar est en pratique inférieure à 1, il peut y avoir donc lors des observations sur la cible absence d'un ou de plusieurs plots (missing plots). Dans pareille situation nous remplaçons le plot manquant par la dernière prédiction effectuée sur la position du mobile. Celui-ci est ainsi supposé continuer sa trajectoire en ligne droite. Quelles

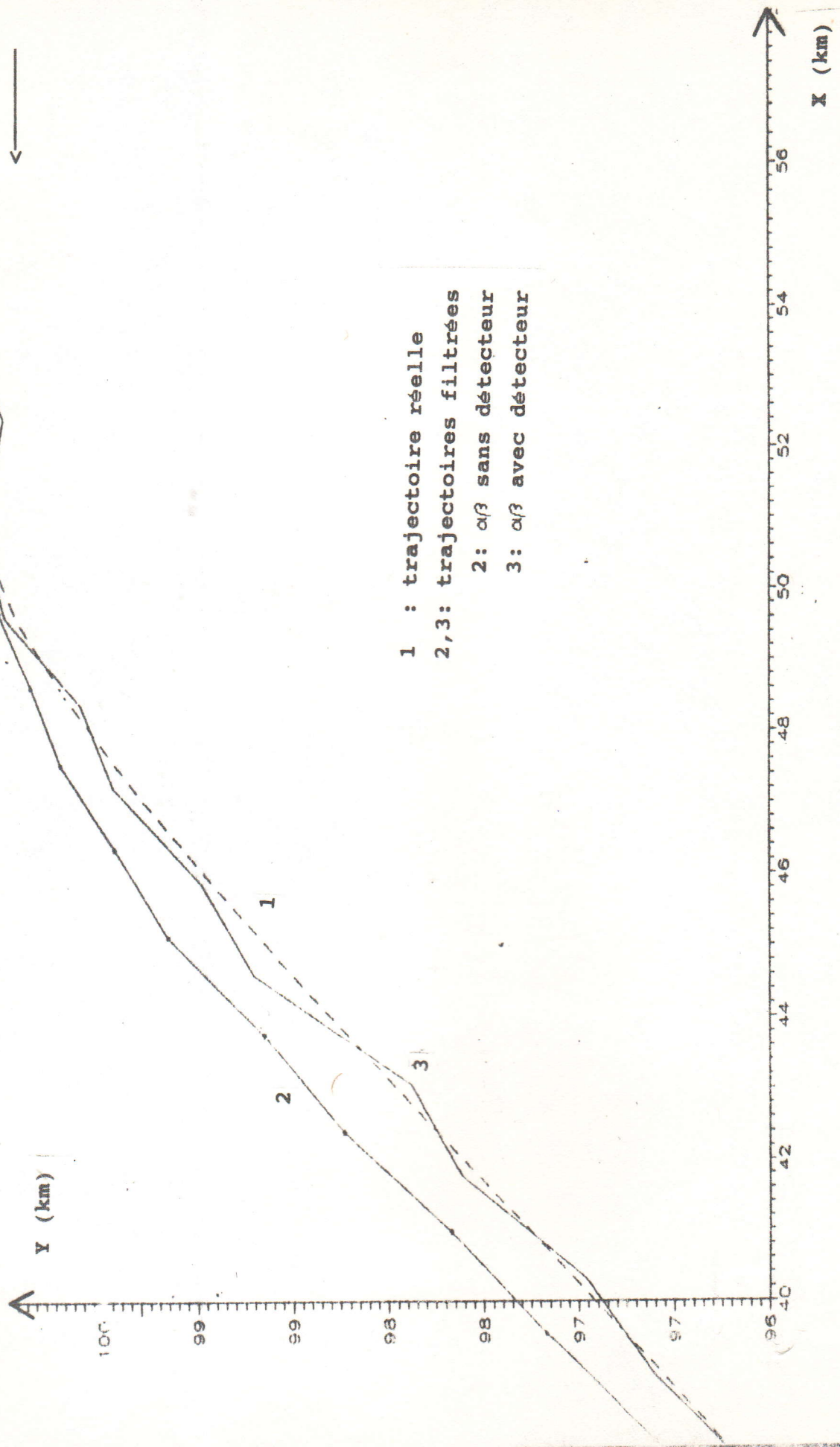


figure 5.7: Effet du détecteur de manoeuvres sur la qualité de la poursuite (filtre α/β)

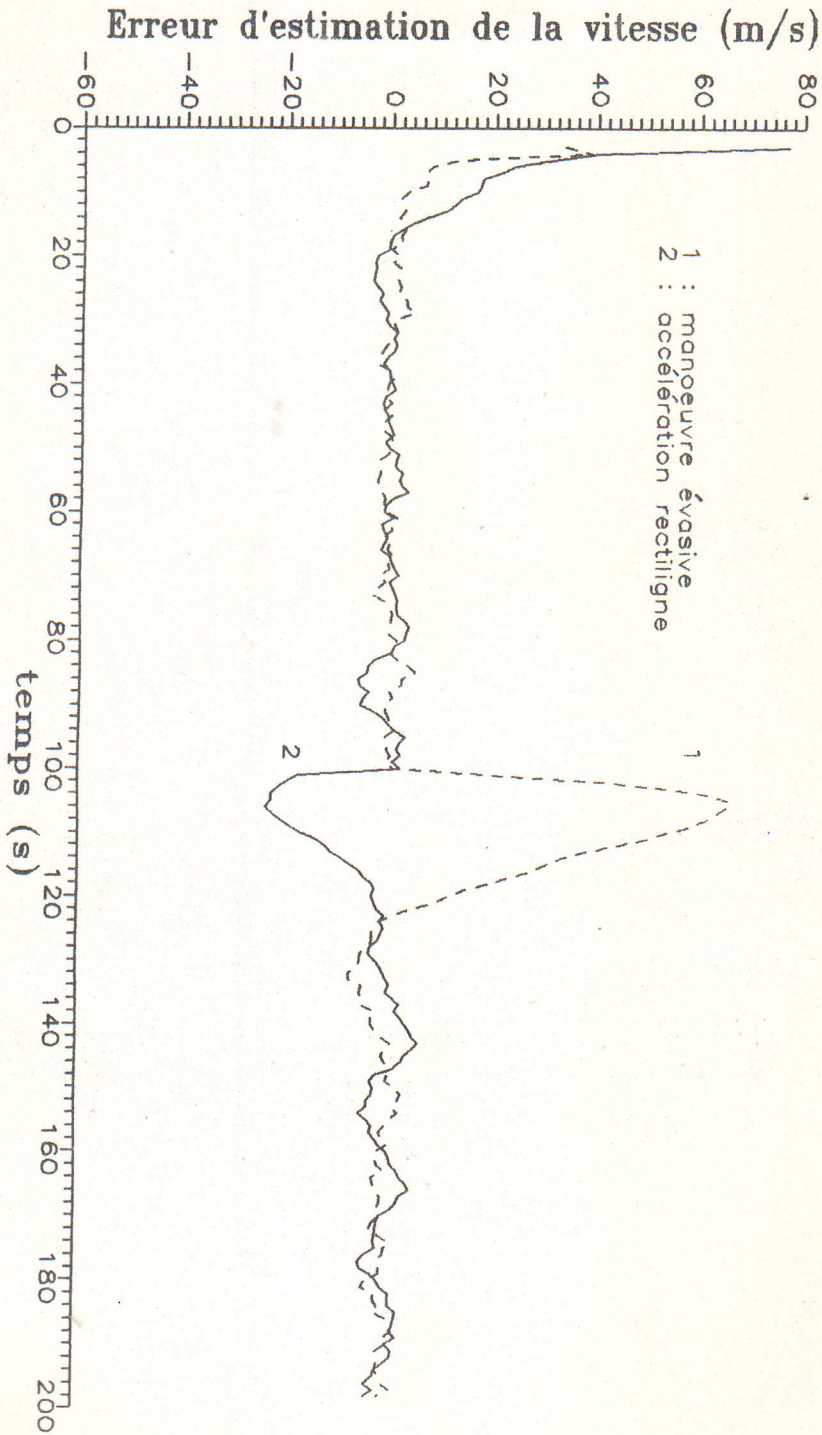


Figure 5.8: Erreur de vitesse - Filtre $\alpha\beta$
(Accélération rectiligne/manoeuvre évasive)

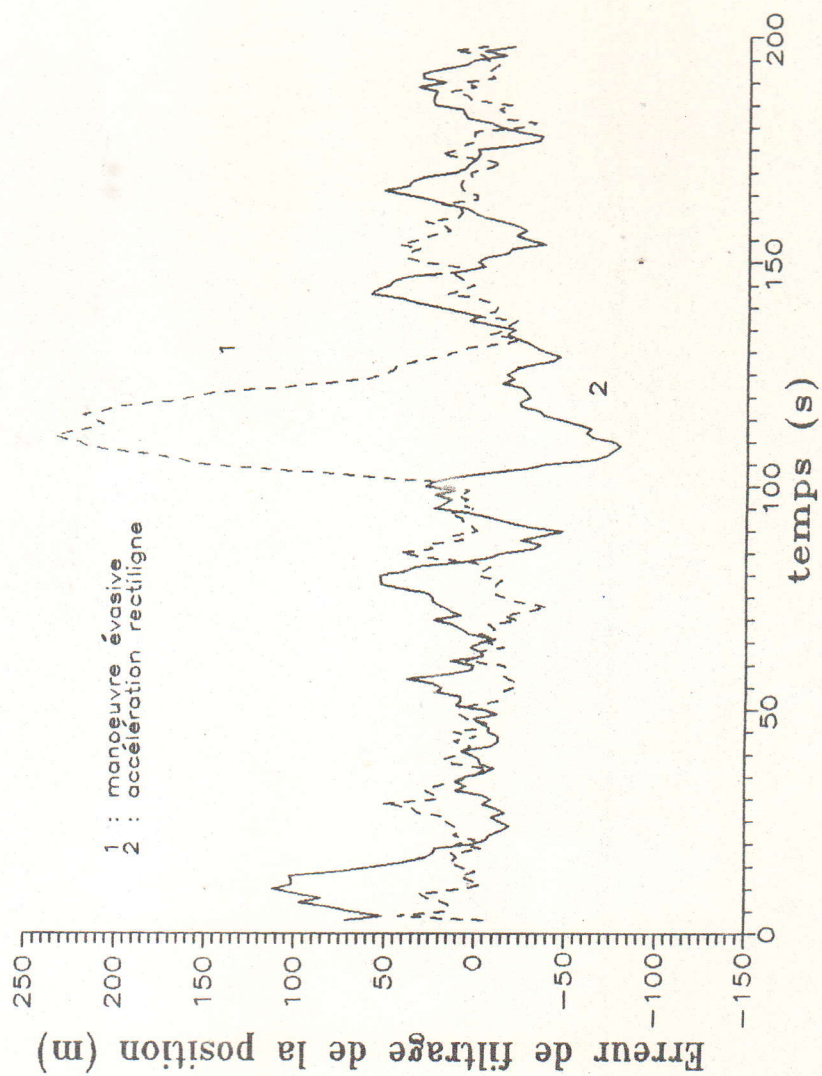


Figure 5.9: Erreur de position - Filtre $\alpha\beta$
(Accélération rectiligne/manœuvre évasive)

sont alors les conséquences de cette approximation sur les performances de l'algorithme? Les figures 5.10 ^{et 5.10 bis} présentent les erreurs d'estimations de la position et de la vitesse, relatives à la trajectoire de la figure 5.7, dans les 4 situations suivantes :

- courbe 0 : aucun plot manquant
 - courbe 1 : 1 plot manque pendant la phase manoeuvrante
 - courbe 2 : 2 plots manquent pendant la phase manoeuvrante
 - courbe 3 : 3 plots manquent pendant la phase manoeuvrante
- Ainsi, nous observons que le comportement du filtre se dégrade si le nombre de plots manquants dépasse l'unité.

L'algorithme α/β est basé sur un modèle de l'accélération non corrélé dans le temps. C'est ainsi que nous avons relevé sur la figure 3.20 une modification des caractéristiques de la manoeuvre proportionnelle à la durée τ . En outre pour apprécier le comportement du filtre pour des trajectoires fortement manoeuvrantes nous avons considéré le cas d'une cible effectuant une accélération latérale de 2,5 g pendant 10 s. La figure 5.11 illustre les trajectoires réelle et filtrée. Nous observons ainsi un "décrochage" net du filtre après le début de la manoeuvre, $X = 70$ km. Par conséquent, pour les trajectoires fortement manoeuvrantes (durée de manoeuvre τ relativement importante) les performances du filtre α/β deviennent assez limitées. Aussi, il est nécessaire dans des situations pareilles d'utiliser un algorithme basé sur un modèle de l'accélération corrélé dans le temps. C'est l'objet du chapitre 6.

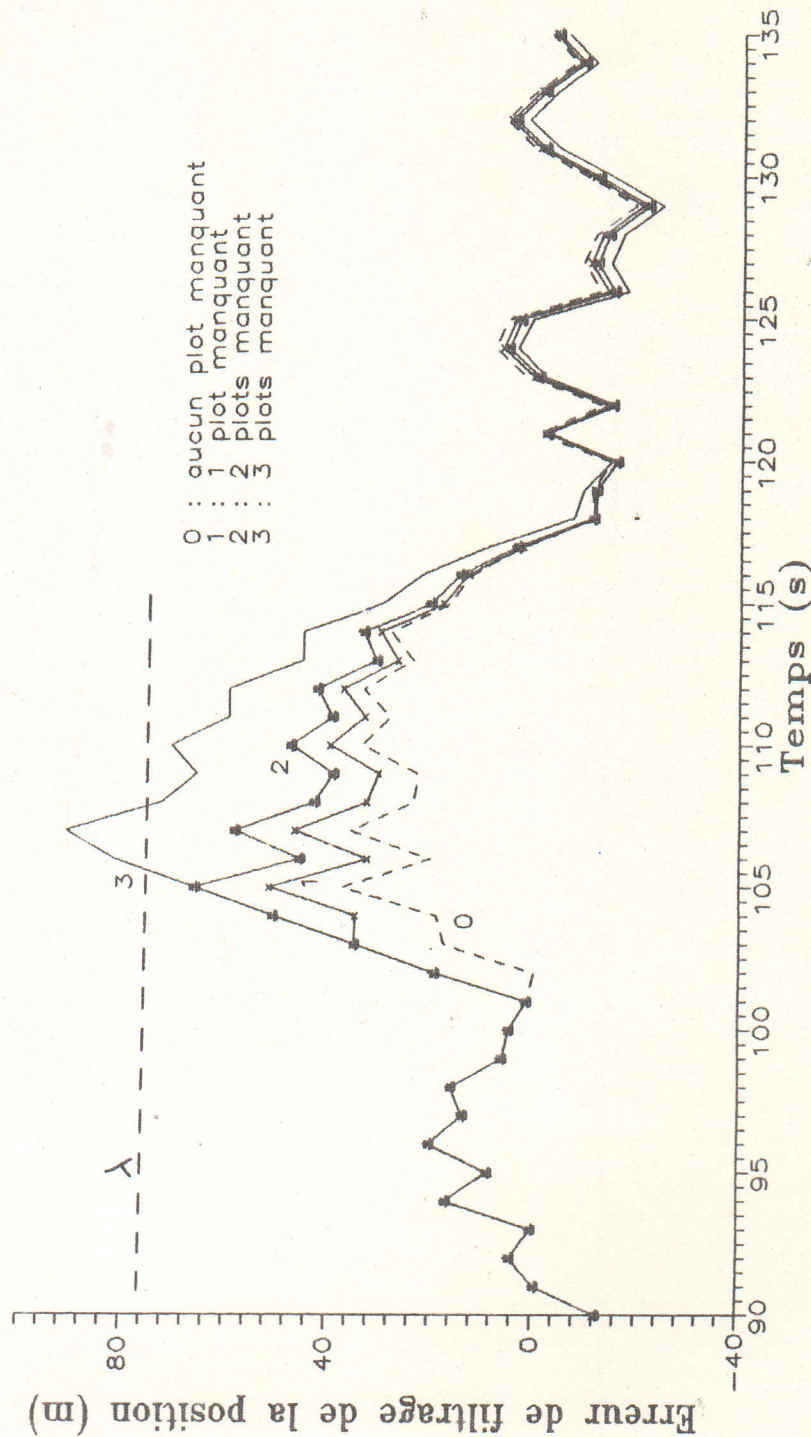


Figure 5.10: Effet des plots manquants sur l'erreur de position
 (Filtre $\alpha\beta$)

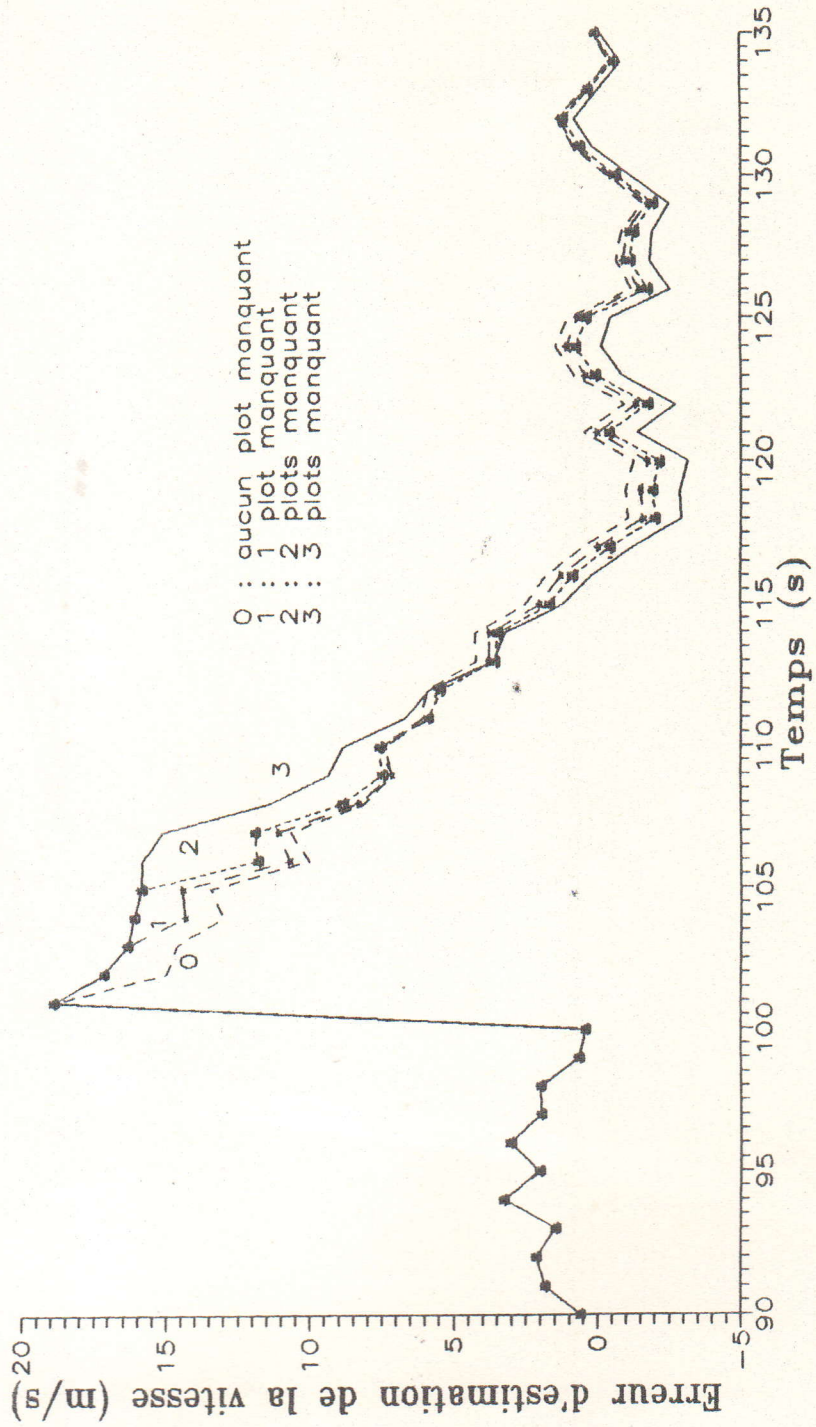


Figure 5.10bis : Effet des plots manquants sur l'erreur de vitesse
(Filtre $\alpha\beta$)

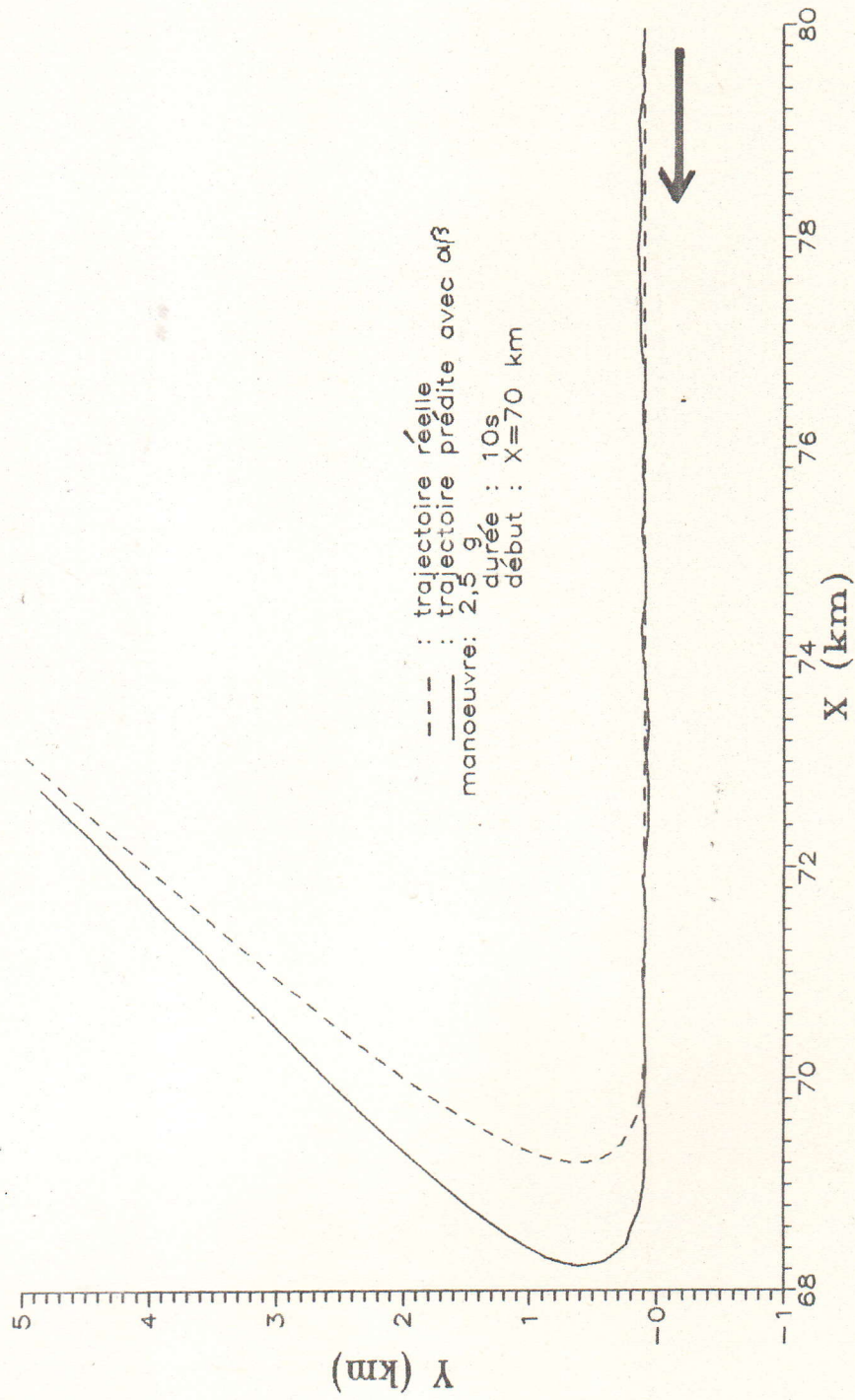


Figure 5.11: Poursuite d'une cible fortement manoeuvrante
 (filtre $\alpha\beta$)

5.7 CONCLUSION

Ce chapitre fut consacré au problème de l'implantation sur processeur TMS32010 de l'algorithme $\alpha\beta$. Son association à un détecteur de manoeuvres permet de noter une amélioration de la qualité de la poursuite notamment pour les accélérations non corrélées dans le temps. Cependant, pour les durées de manoeuvres relativement longues les performances du filtre se dégradent sensiblement.

CHAPITRE 6

IMPLANTATION DE L'ALGORITHME $\alpha\beta\gamma$

6.1 INTRODUCTION

L'algorithme $\alpha\beta\gamma$ constitue une autre version sous-optimale du filtre de Kalman, permettant contrairement à l' $\alpha\beta$, d'estimer l'accélération de la cible.

Après définition de l'algorithme $\alpha\beta\gamma$, nous procéderons à son implantation pour enfin évaluer ses performances par rapport à l' $\alpha\beta$. Cette étude comparative permettra d'établir les spécificités de chacun des deux algorithmes et leurs limites intrinsèques ce qui permet d'établir une structure mixte, $\alpha\beta-\alpha\beta\gamma$, où le choix de l'algorithme se base sur le type de la trajectoire : manoeuvrante ou non .

6.2 ETUDE DE L'ALGORITHME $\alpha\beta\gamma$

6.2.1 Equations de l'algorithme $\alpha\beta\gamma$

Le filtre $\alpha\beta\gamma$ réalise les fonctions suivantes [10], [4] :

- lissage de la position mesurée

- estimation de la vitesse
- estimation de l'accélération
- prédiction de la future position

Les équations sont (par rapport à X) :

$$e(k) = x_m(k) - x_p(k)$$

$$x_f(k) = x_p(k) + \alpha e(k)$$

$$\dot{x}_f(k) = \dot{x}_f(k-1) + T \ddot{x}_f(k-1) + (\beta/T) e(k)$$

$$\ddot{x}_f(k) = \ddot{x}_f(k-1) + (\gamma/T^2) e(k)$$

$$x_p(k+1) = x_f(k) + T \dot{x}_f(k) + \ddot{x}_f(k) (T^2/2)$$

Avec :

- k : nombre d'observations
- T : période des observations
- e(k) : erreur entre la position mesurée et celle prédite au temps kT
- $x_m(k)$: position mesurée au temps kT
- $x_p(k)$: position prédite au temps (k-1) T
- $x_f(k)$: position estimée au temps kT
- $\dot{x}_f(k)$: vitesse estimée au temps kT
- $\ddot{x}_f(k)$: accélération estimée au temps kT
- α, β, γ : paramètres du filtre

6.2.2 Etude déterministe du filtre $\alpha\beta\gamma$

Pour effectuer cette étude, nous avons considéré

une cible évoluant à vitesse constante $v=300$ m/s et à l'instant $t=100$ sec, elle exécute une manoeuvre évasive de $2g$ pendant 5 sec. La période d'acquisition des mesures sur la cible est de $T=1$ sec.

La poursuite est réalisée avec les algorithmes $\alpha\beta$ et $\alpha\beta\gamma$.

La figure 6.1 montre, d'une part, les erreurs de filtrage de la position et d'autre part les courbes d'estimation de la vitesse.

Sur la figure 6.1(a) nous notons que les erreurs de filtrage de la position relatives à l' $\alpha\beta\gamma$ sont caractérisées par une allure oscillatoire amortie dont la valeur absolue maximum est de 20 m. Pour le filtre $\alpha\beta$, l'amplitude des erreurs atteint 100 m. D'autre part, après 10 itérations du début de la manoeuvre, l'erreur de position est réduite à 9 m pour l' $\alpha\beta\gamma$ et 85 m pour l' $\alpha\beta$.

Par ailleurs, la figure 6.1(b) illustre la qualité de la poursuite de l' $\alpha\beta\gamma$ par rapport à l' $\alpha\beta$.

Enfin, la figure 6.2 montre l'allure de la courbe d'estimation de l'accélération de l'algorithme $\alpha\beta\gamma$.

Ces résultats montrent qu'en présence de manoeuvres évasives, la poursuite avec ce filtre donne d'excellents résultats par rapport à ceux obtenus avec l' $\alpha\beta$:

- grande vitesse de réaction aux manoeuvres
- précision dans les estimations

1: α/β
 2: $\alpha/\beta\gamma$
 manoeuvre évasive : 2g,5s

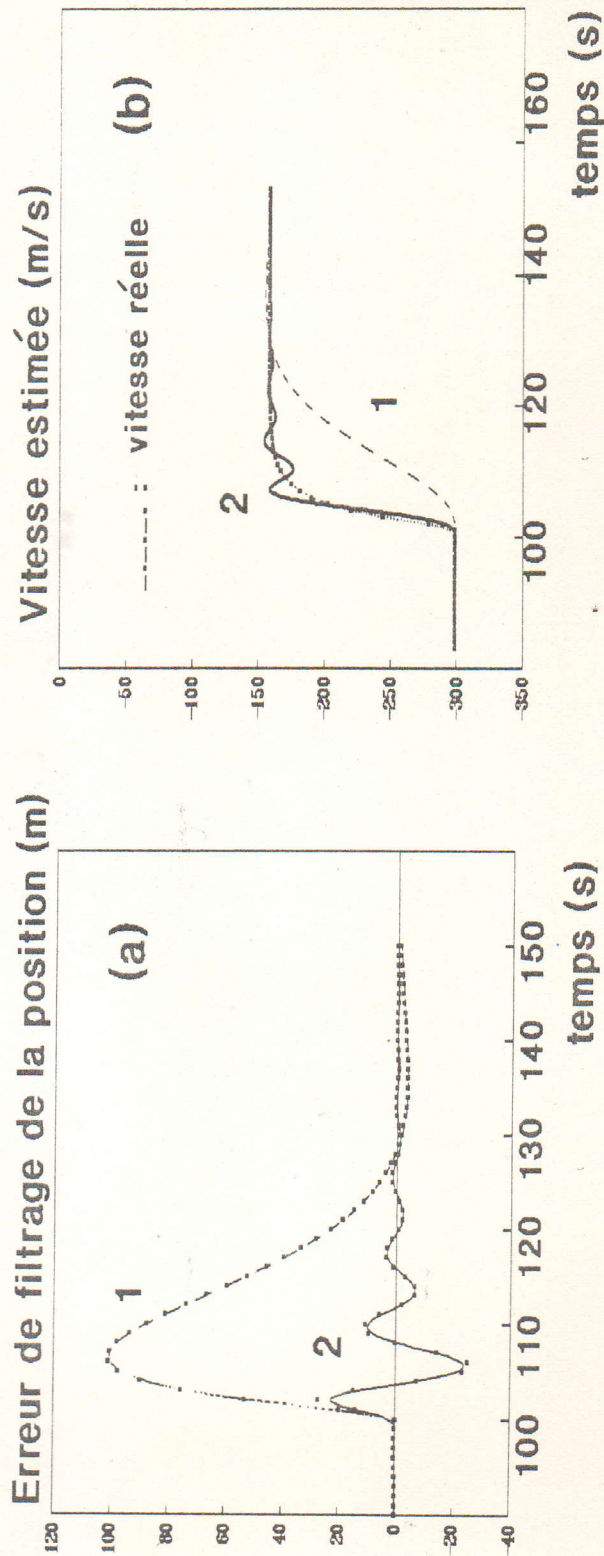
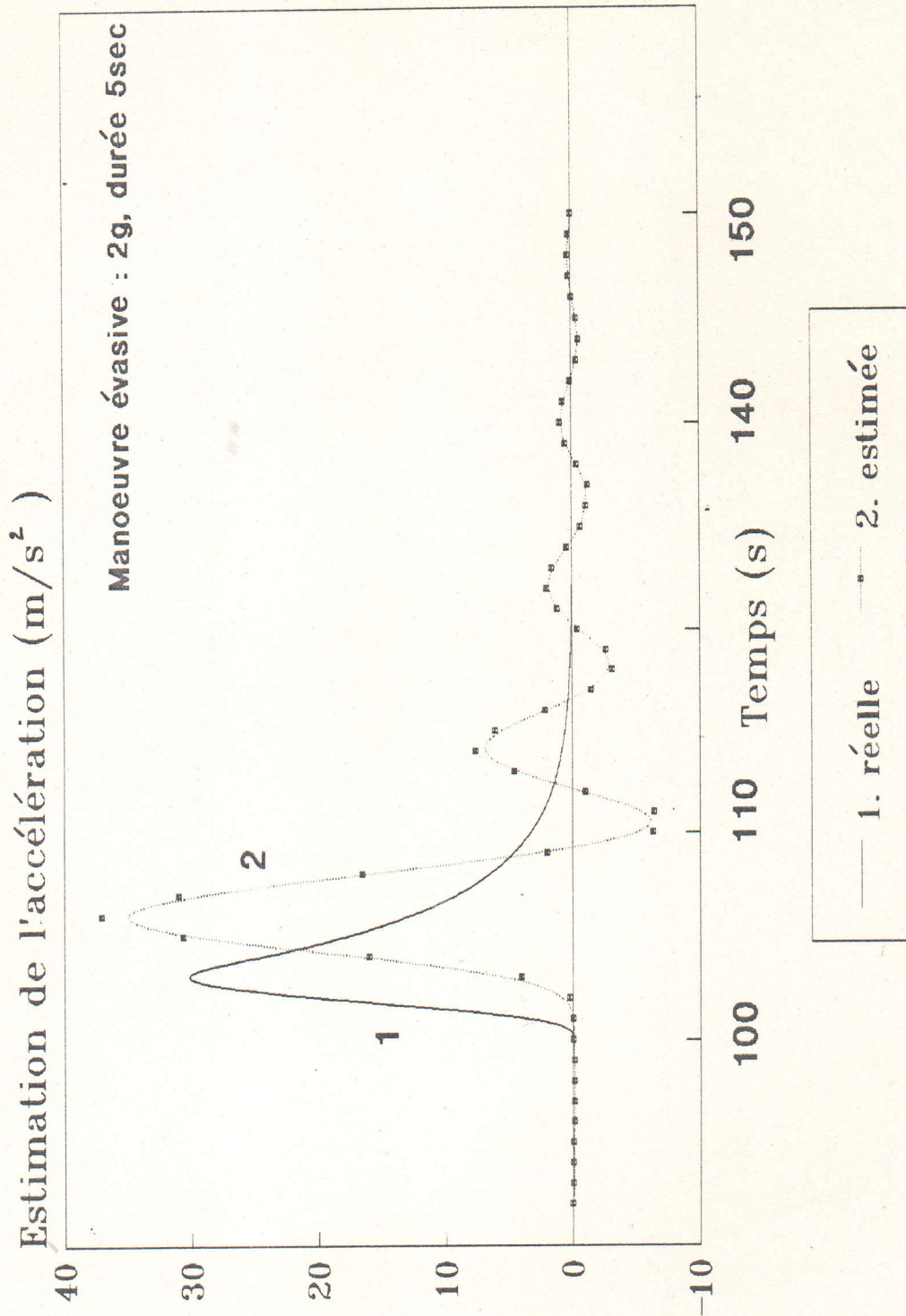


Figure 6.1: Comparaisons des erreurs d'estimations des filtres α/β et $\alpha/\beta\gamma$

Figure 6.2: Estimation de l'accélération
(Filtre $\alpha\beta\gamma$)



6.3 IMPLANTATION DE L'ALGORITHME $\alpha\beta\gamma$

6.3.1 Structure d'implantation de l' $\alpha\beta\gamma$

La structure de l'algorithme $\alpha\beta\gamma$ est donnée sur la figure 6.3. Son implantation nécessite donc :

- 7 additions
- 5 multiplications
- 3 décalages (décalage de x_p , \dot{x}_f et \ddot{x}_f)
- 5 positions mémoires pour les coefficients

$$\left\{ \alpha , (\beta / T) , (\gamma / T^2) , T , T^2 / 2 \right\}$$

Le tableau 6.1 ci-dessous permet de comparer le nombre d'opérations nécessaire pour l'implantation du filtre $\alpha\beta$ et $\alpha\beta\gamma$:

		NOMBRE D'OPERATIONS			
		+	*	DECALAGES	NOMBRE DE COEFFICIENTS
F I L T R E	$\alpha\beta$	4	3	2	3
	$\alpha\beta\gamma$	7	5	3	5

Tableau 6.1 Opérations nécessaires dans l'implantation des algorithmes $\alpha\beta$ et $\alpha\beta\gamma$

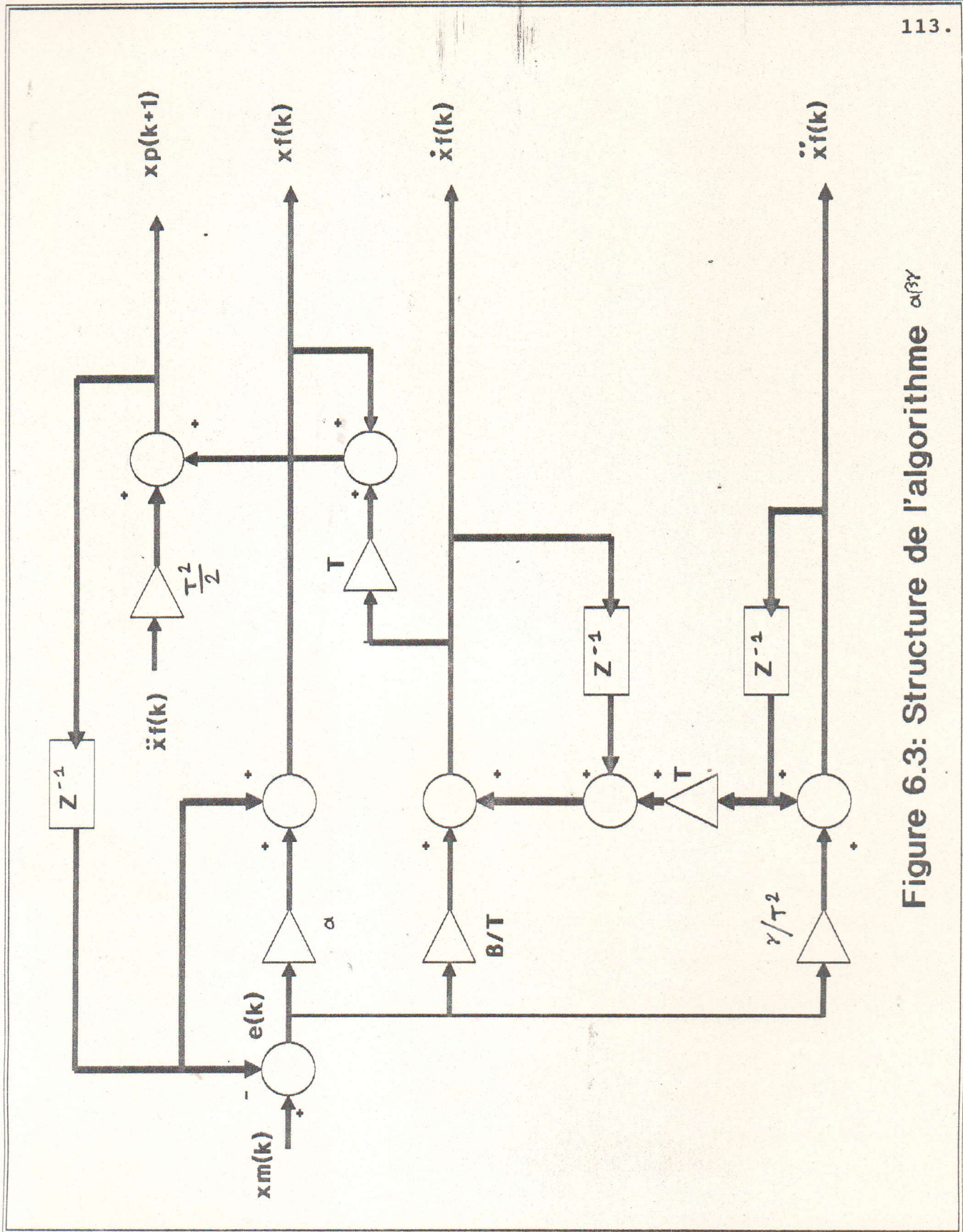


Figure 6.3: Structure de l'algorithme $\alpha\beta\gamma$

Ainsi, dans l'implantation du filtre $\alpha\beta\gamma$ le nombre d'opérations nécessaire est de 40 % fois plus, néanmoins ses performances pendant les manoeuvres évasives sont nettement meilleures que celles de l' $\alpha\beta$.

6.3.2 Simulations et résultats

Pour pouvoir comparer les performances du filtre $\alpha\beta\gamma$ par rapport à celles de l' $\alpha\beta$, nous avons considéré l'implantation du premier algorithme associé au détecteur de manoeuvres étudié dans le chapitre 4.

La trajectoire simulée est celle d'une cible effectuant une manoeuvre évasive, à $t=100$ s ($X=70$ km), de 2,5 g pendant 10 s après un parcours rectiligne à vitesse constante de 300 m/s.

Sur la figure 6.4, nous avons représenté les trajectoires réelle, filtrée par $\alpha\beta\gamma$ et filtrée par $\alpha\beta$. De l'observation de ces courbes, il ressort que l'algorithme $\alpha\beta\gamma$ se comporte nettement mieux en présence de fortes manoeuvres. Ainsi, la qualité de la poursuite est considérablement améliorée par rapport à celle de l' $\alpha\beta$. Cependant, ce dernier présente, en absence d'accélérations évasives, des performances relativement meilleures. En effet, le filtre $\alpha\beta\gamma$ est basé sur un modèle de l'accélération gaussien et corrélé dans le temps. Aussi, lors des trajectoires rectilignes à vitesse constante le filtre n'est plus optimal. Par contre, dans la conception de l' $\alpha\beta$, l'accélération est modélisée par un processus gaussien non corrélé dans le temps (bruit blanc). Ainsi, dans le cas de trajectoires rectilignes ce filtre est optimal. Néanmoins, ses performances se dégradent en présence de manoeuvres évasives dont l'accélération est corrélée dans le temps.

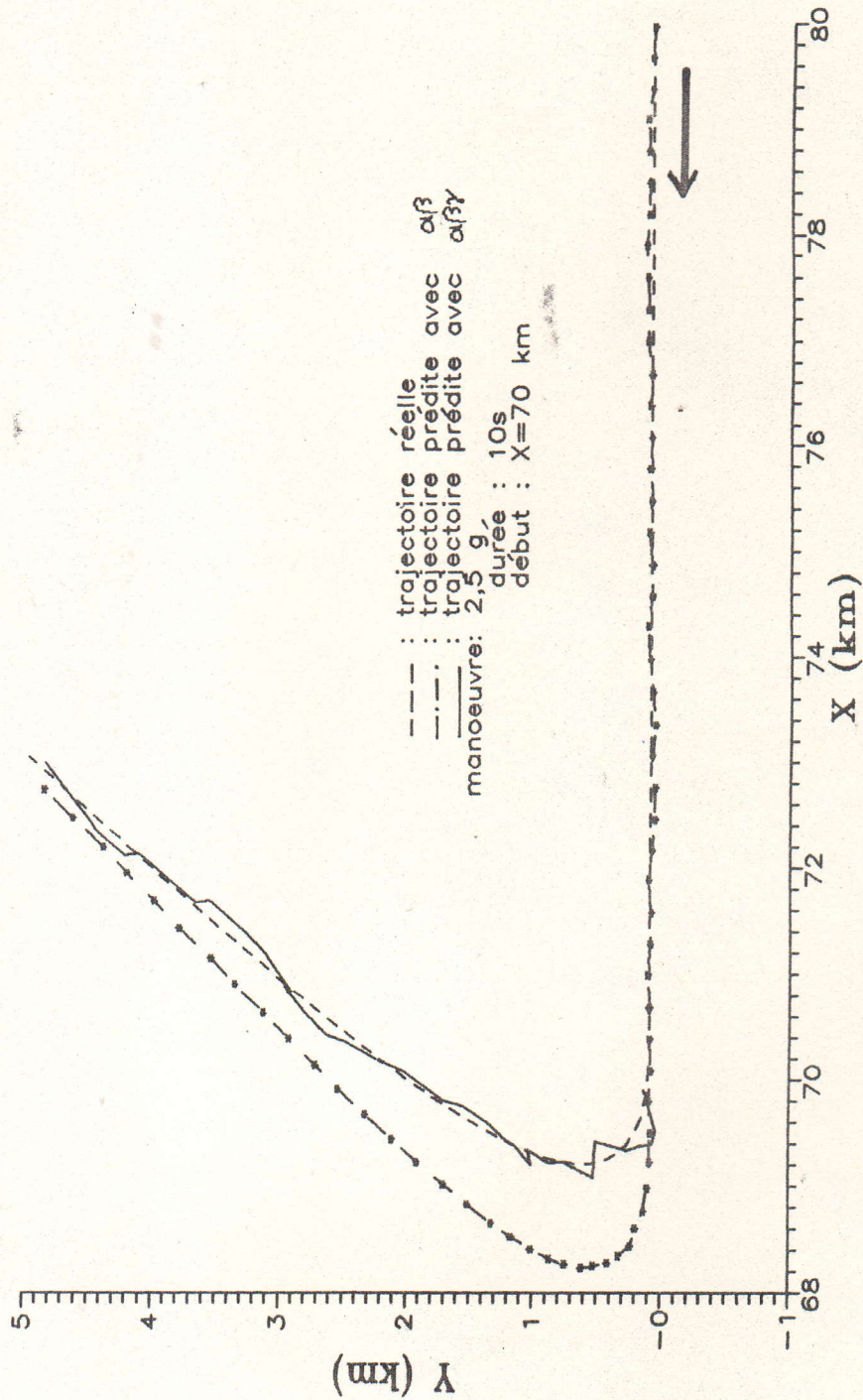


Figure 6.4: Comparaison de la poursuite avec $\alpha\beta$ et $\alpha\beta\gamma$
 (Cible fortement manoeuvrante)

La figure 6.5 permet de noter le comportement relativement meilleur de l' $\alpha\beta$ par rapport à celui de l' $\alpha\beta\gamma$ dans le cas de la poursuite d'une cible non manoeuvrante. Nous observons ainsi que ce dernier est assez bruité. En effet, la figure 6.6 montre que pour une trajectoire donnée, Λ fixé, l'algorithme $\alpha\beta\gamma$ adopte une bande passante plus large (α plus grand) que celle de l' $\alpha\beta$. Or, le niveau du bruit en sortie du filtre est proportionnel à la largeur de la bande passante.

Ces différentes conclusions nous ont amené à envisager d'adopter un nouvel algorithme à structure mixte $\alpha\beta-\alpha\beta\gamma$ et à utiliser l'un ou l'autre dans la poursuite en fonction du type de trajectoires. Ainsi, le filtre $\alpha\beta$ est sélectionné lors d'une trajectoire rectiligne et l' $\alpha\beta\gamma$ le sera en présence de manoeuvres évasives. La figure 6.7 illustre le schéma de cette structure mixte. Pour une trajectoire donnée, la sélection de l'algorithme est basée sur le résultat de la comparaison entre la moyenne $M(k)$ et le seuil λ . Dans le cas où $M(k)$ est en-deça de λ c'est le filtre $\alpha\beta$ qui est utilisé avec $\alpha=0.18$ et $\beta=0.02$. Dans le cas contraire nous sommes en présence d'une manoeuvre évasive et c'est l'algorithme $\alpha\beta\gamma$ qui est sélectionné. Le choix des coefficients α, β, γ s'effectue en fonction de la valeur estimée de l'accélération de la cible. Nous pouvons ainsi mémoriser plusieurs triplets de coefficients (α, β, γ) relatifs aux différents paliers, fixés, de l'accélération. La précision dans la poursuite, en présence de manoeuvres, sera par conséquent proportionnelle au nombre de triplets (α, β, γ) mémorisés dans le système.

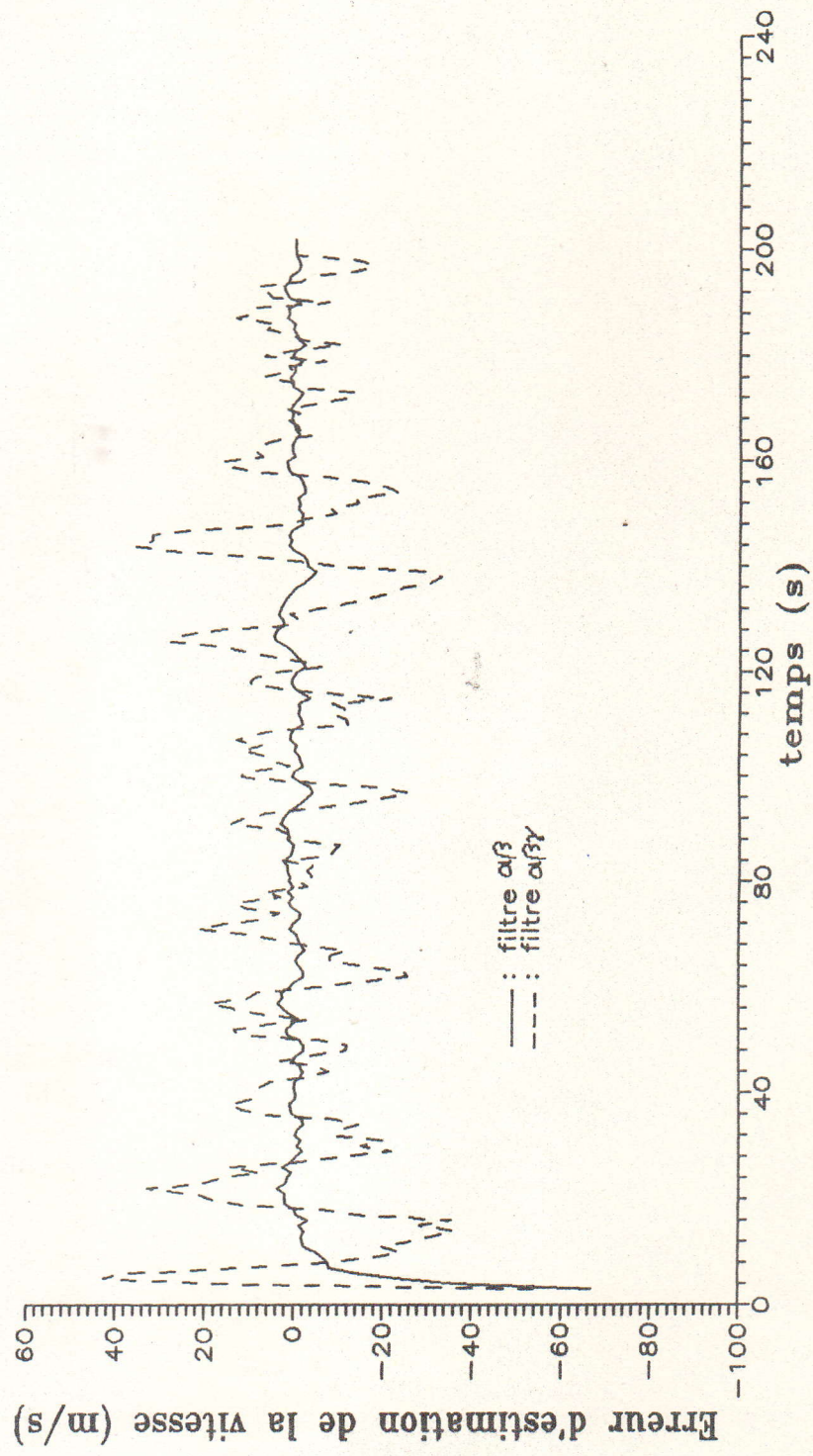


Figure 6.5: Comparaison de la poursuite avec $\alpha\beta$ et $\alpha\beta\gamma$
(Cible non manoeuvrante)

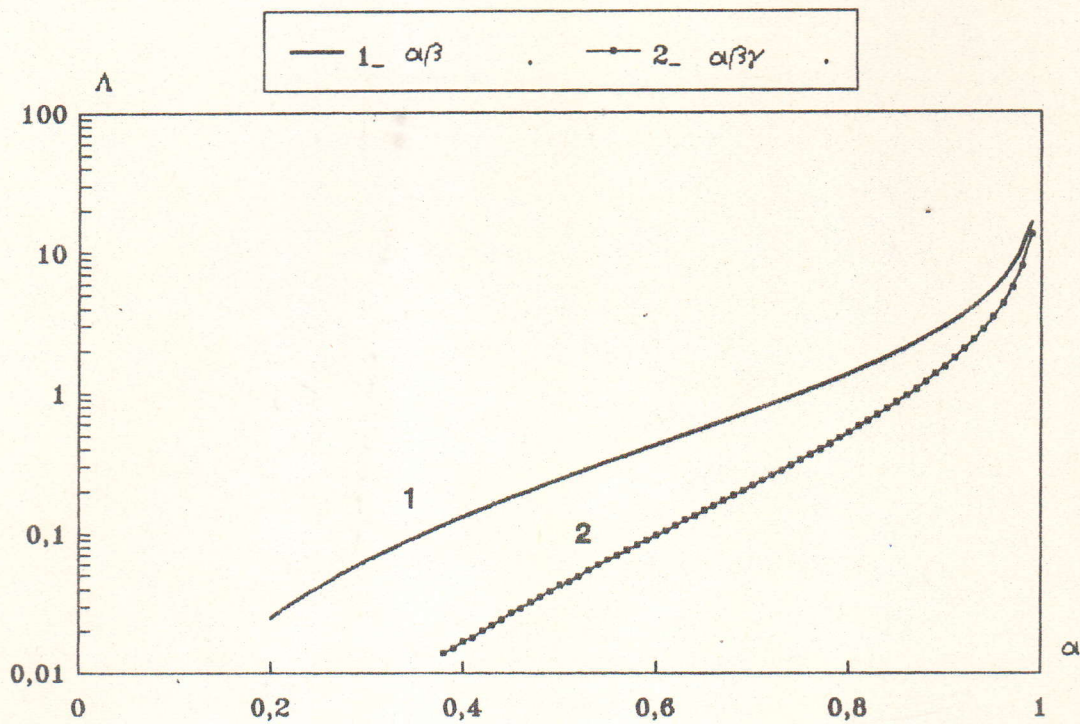


Figure 6.6: Courbes $\Lambda = f(\alpha)$ (filtres $\alpha^3 - \alpha^3 \gamma$)

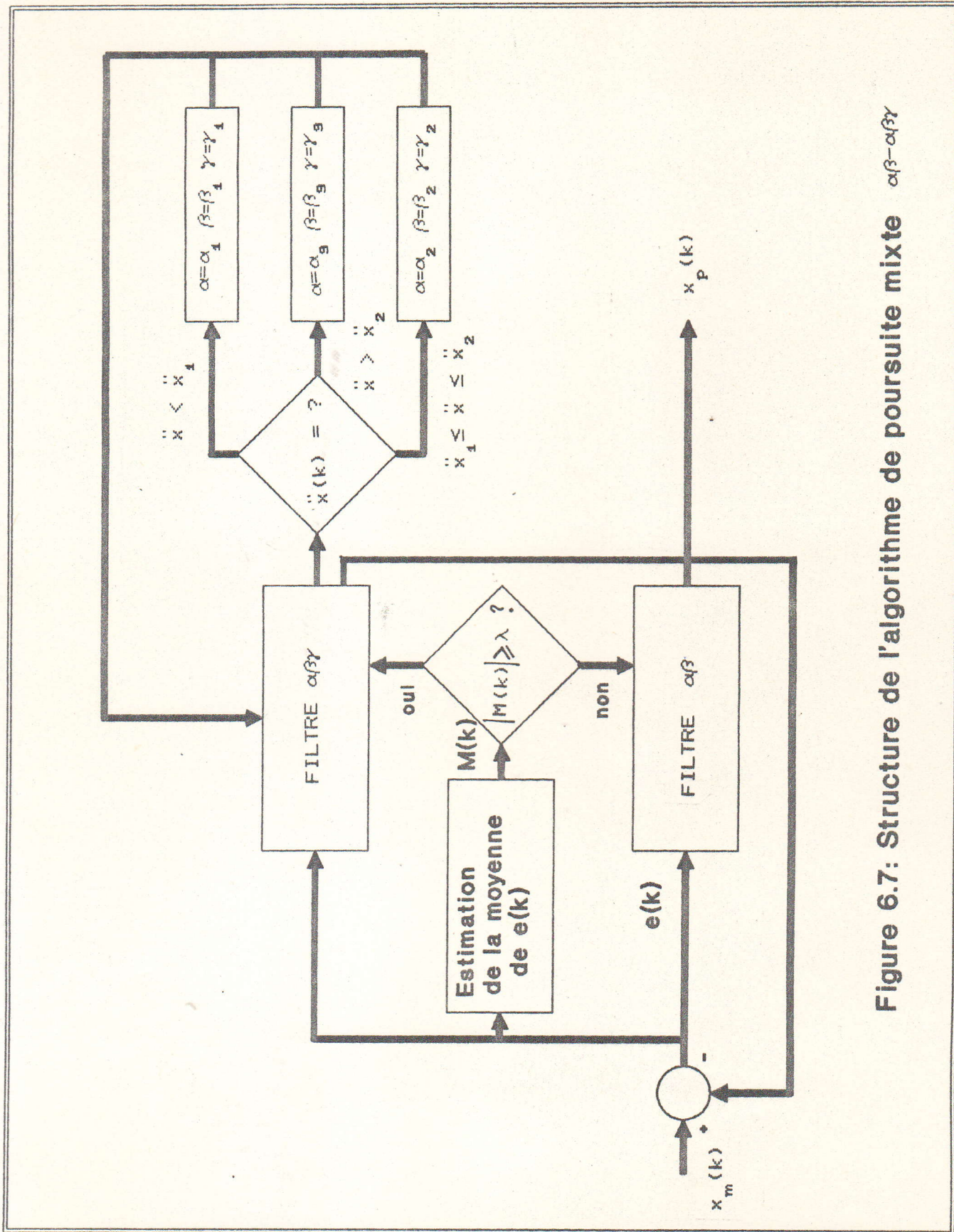


Figure 6.7: Structure de l'algorithme de poursuite mixte $\alpha\beta-\alpha\beta\gamma$

CONCLUSION GENERALE

Nous avons présenté, à travers ce mémoire, une étude comparative des performances des algorithmes de poursuite α/β et $\alpha/\beta/\gamma$ appliqués au filtrage de trajectoires. Celles-ci sont générées à partir du modèle de Singer. Après implantation de chacun des deux algorithmes, nous avons adopté une structure mixte $\alpha/\beta-\alpha/\beta/\gamma$ pour sa robustesse dans la poursuite de cibles tant évoluant suivant des trajectoires rectilignes que manoeuvrantes.

La première étape fut consacrée au problème de l'implantation du filtre α/β . Sa conception est basée sur un modèle de l'accélération non corrélée dans le temps. Cependant, nous avons cherché à établir ses limites dans la poursuite des trajectoires obtenues à partir d'un modèle de l'accélération plus réaliste, en l'occurrence celui de Singer.

Après présentation de l'état de l'art sur les principales variantes de ce filtre, nous avons choisi celle qui présente des avantages relatifs à la souplesse dans la conception et aux erreurs d'estimations. La méthode adoptée est basée sur un paramètre, l'indice de poursuite, fonction des caractéristiques de la trajectoire et permettant de déterminer les coefficients du gain optimal du filtre.

L'analyse des performances de cet algorithme a permis de constater des limites dans la poursuite des cibles manoeuvrantes, et notamment pour des indices de poursuite supérieurs à 0.20. L'amélioration de la qualité de la poursuite, en période de manoeuvres évasives, a nécessité l'utilisation d'un détecteur de manoeuvres dont le fonctionnement est basé sur le résultat de la comparaison entre le biais induit par l'accélération évasive de la cible et un seuil fixé par rapport aux probabilités de fausses alarmes et de détection souhaitées.

Bien que cette structure, plus complète, du filtre $\alpha\beta$ présente des améliorations dans la poursuite des cibles manoeuvrantes, néanmoins elle devient insuffisante à mesure que l'accélération devient corrélée dans le temps (trajectoires fortement manoeuvrantes).

L'implantation du filtre $\alpha\beta\gamma$, basé sur un modèle de l'accélération corrélée dans le temps, permet d'améliorer notablement la qualité de la poursuite pour les trajectoires fortement manoeuvrantes. Cependant, pour les déplacements rectilignes le filtre $\alpha\beta$ présente des résultats relativement meilleurs. C'est pourquoi, nous avons adopté un algorithme à structure mixte $\alpha\beta-\alpha\beta\gamma$ utilisant le premier filtre pour des trajectoires en phase non-manoevrante et le second pendant les accélérations évasives.

L'implantation de cette nouvelle structure a permis d'obtenir de bons résultats pour des classes de trajectoires très variées.

Par ailleurs, la capacité mémoire nécessaire à l'implantation est de 0.3 Koctet pour l' $\alpha\beta$ et de 0.5 Koctet pour l' $\alpha\beta\gamma$. Quant au temps de traitement par itération, il est de 160 μ sec et 256 μ sec respectivement pour le premier et le deuxième filtre. Ce temps, bien que relativement très faible par rapport au temps de balayage du radar de surveillance, ne représente qu'une partie du temps de traitement global du système de poursuite puisqu'il n'inclus pas celui, notamment, de l'association plots-pistes.

Comme perspectives de ce travail, nous proposons les axes suivant :

- Modélisation d'une version robuste de l'algorithme $\alpha\beta\gamma$ où le filtre $\alpha\beta$ y sera considéré comme cas particulier.
- Etude du problème de l'association plots-pistes.

BIBLIOGRAPHIE

B I B L I O G R A P H I E

- [1] : R. E. KALMAN, R. S. BUCY, "A new approach to linear filtering and prediction problems ", Journal of basic Eng. Trans. A.S.M.E, pp.35-45,1960

- [2] : T. R. BENEDICT and G. W. BORDNER, " Synthesis of an optimal set of Radar Track-while -scan smoothing equations ", I.R.E. Trans. Automatic control AC-7, pp. 27-32, 1962.

- [3] : B. FRIEDLAND, " Optimum steady-state position and velocity estimation using noisy samplly position data ", I.E.E.E. Transactions on Aerospace and Electronic systems, vol. AES-9 n°6, 1973.

- [4] : KALATA P. R. " The tracking index : a generalized parameter for $\alpha\beta$ and $\alpha\beta\gamma$ targets trackers ", I.E.E.E. trans. aerospace and electronics systems , AES-20 , 1984 pp.174-182.

- [5] : A. FARINA , S. PARDINI , " Survey of Radar data processing technics in an traffic-control and surveillance systems ", IEEE Proc., vol. 127, Pt. F n°3, 1980.

- [6] : A. FARINA, " Radar Data Processing, volume 1 - Introduction and Tracking ", RSP England, 1985.
- [7] : R. A. SINGER, " Estimating optimal tracking filter performances for manned manoeuvring targets " , IEEE Trans. Aerospace and Electronics Systems AES-6 n°4, pp. 473-483, 1970.
- [8] : R. J. Mc AULEY , E. DENLINGER , " A Decision- Directed Adaptive Tracker " , IEEE Transactions of Aerospace and Electronics Systems , vol. AES-9 n°2 , 1973
- [9] : Robert E. LEFFERTS , " Adaptive Correlation Regions for α/β tracking Filters " , IEEE trans. Of Aerospace and Electronic Systems , vol. AES-17 n°6 , 1981 .
- [10] : Ir. A. M. NAVARRO , " General Properties Of ALPHA-BETA and ALPHA-BETA-GAMMA Tracking Filters " , Physics Laboratory TND , 1977 .
- [11] : Mark Mc INTYRE and Anthony ASHELEY , " A comparison of five algorithms for tracking frequency and frequency rate-of-change " , Defence research establishment atlantic Canada , pp. 2899-2902 , 1990 .
- [12] : A. J. KANYUCK , " Transient Response Of Tracking Filters with Randomly Interrupted Data " , IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, AES-6 n°3, pp. 313-323 , 1970 .

- [13] : R. L. T. HAMPTON and J. R. COOKE , " Unsupervised Tracking Of Manoeuvring Vehicles " , IEEE Trans. Aerospace and Electronics Systems AES-9 n°2 , pp. 197-207 , 1973 .
- [14] : Dale M. KLAMER , " Non Parametric Manoeuver Detection in Kalman filtering " , IEEE Conf. On Decision and Control , New Orleans , pp.544-548 , 1977 .
- [15] : S. M BOZIC , " Digital and Kalman Filtering " , Edward Arnold , 1977 .
- [16] : E. H. SATORIUS , S. W. LARISH and L. J. GRIFFITHS , " Fixed-point implementation of adaptive digital filters " , in Proc. ICASSP 83 , Boston , 1983 .
- [17] : J. M. TRAVASSOS-ROMANO , J. STRUB , " Implantation en temps réel d'un algorithme de moindres carrés rapides sur microprocesseur de traitement de signal " , Revue T. de S. vol.6 n°1 , pp. 37-47 , 1989 .
- [18] : R. ALCANTARA , J. PRADO , C. GUEGUIN , G. BOUDY , G FAVIER , " Simulation sur ordinateur des effets de quantification dans les algorithmes de filtrage adaptatif " , 11^{ième} colloque GRETSI , Nice 1^{er} au 5 juin 1987 .
- [19] : Clark Wilson KITCHENER , " An Optimal Control Approach to Designing Constant Gain Filters " , IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems , vol. AES-8 n°6 , 1972

- [20] : Z. KURNIAWAN , P. J. MC LANE , " Parameter OPTimisation for an Integrated Radar Detection and Tracking System", IEEE Proceedings , vol. 132 , Pt. F , n°1 , 1985 .
- [21] : KUN-SHAN Lin , " The TMS320 Family of Digital Signal Processeurs " , IEEE , vol. 75 , n°9 , 1987 .
- [22] : John C. WAUTER , " Practical Considerations in Implementing Kalman Filters " , Automatic Group , Rockwell International Corporation California .
- [23] : Frank R. CASTELLA , " An adaptive two dimensional Kalman an tracking filter " , I.E.E.E. transactions on aerospace and electronic systems , vol. AES-16 , n°6 , 1980 .
- [24] : D. W. LIN , " On digital implementation of the fast Kalman algorithm " , IEEE Trans. Accoustic , Speech , and signal processing , vol. ASSP-32 , n°5 , 1984 .
- [25] : Vincent DEVLAMINCK , François WAUQUIER, Jean Paul DUBUS, " Simulation de fonctionnement de filtres numériques rékursifs pour le choix de la structure à bruit d'arrondi minimal " , T. de S. vol. 5 n°2, pp. 65-71, 1988.

APPENDICE

A P P E N D I C E

MODELE DYNAMIQUE EN COORDONNEES POLAIRES

Les mesures radar sont effectuées en coordonnées polaires. C'est pourquoi, il peut paraître plus naturel que la poursuite se fasse dans le même système afin d'éviter les opérations de transformation et, grâce à l'indépendance du bruit de mesure suivant la distance et l'azimuth, pouvoir découpler le filtre suivant chaque dimension.

Cependant, dans ce système de référence le modèle dynamique est non linéaire et, par conséquent, le filtre aussi.

Pour expliquer cela, nous allons montrer que même pour une trajectoire rectiligne, il y a apparition d'accélération.

Soit le cas illustré sur la figure A1 :

Nous pouvons écrire :

$$V_t = V \sin \psi \quad \text{et} \quad \dot{\rho} = V \cos \psi$$

$$\dot{\psi}(t) = V_t / \rho = V \sin \psi / \rho$$

$$\dot{\psi}_{\max} = \dot{\psi}(t) \Big|_{\psi = \pi/2} = \dot{\psi}(t) \Big|_{\rho = \rho_{CR}}$$

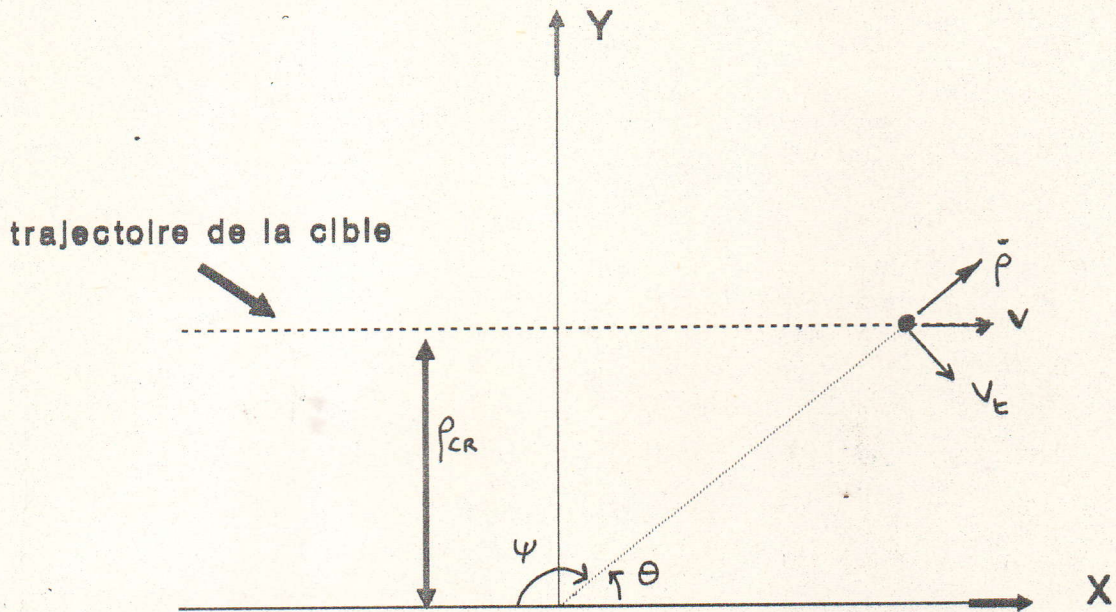


Figure A1: Trajectoire du mobile

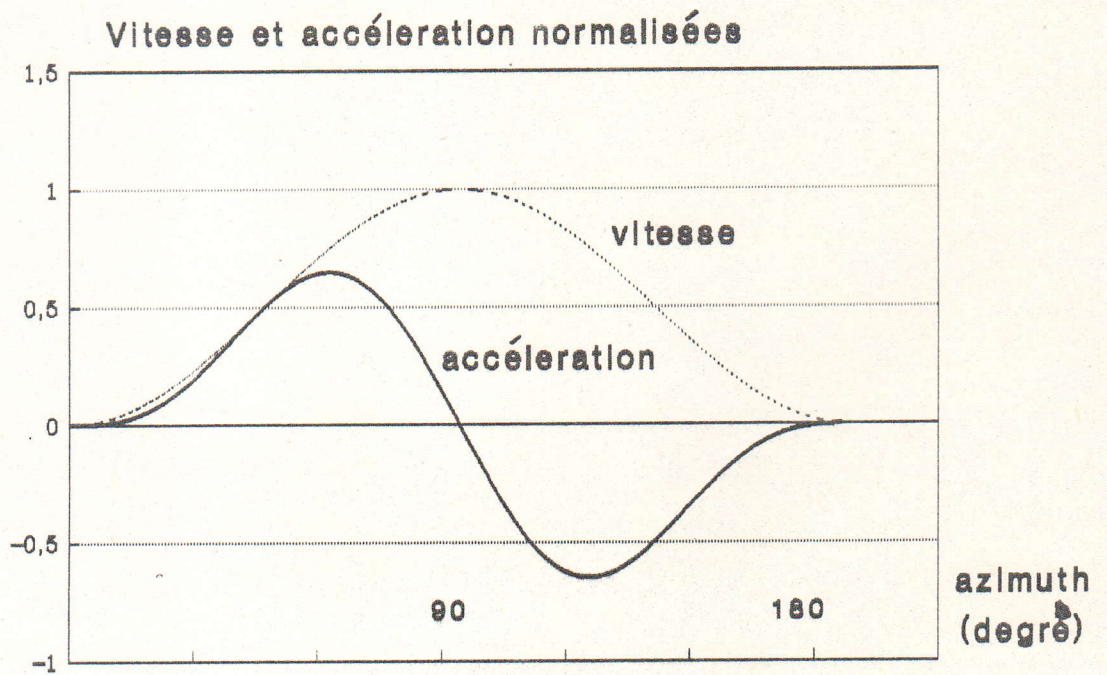


Figure A2: Vitesse et accélération angulaire

d' où :

$$\dot{\psi}_{\max} = v / \rho_{CR}$$

$$\begin{aligned} \dot{\psi}(t) &= v \sin \psi / \rho = (\dot{\psi}_{\max} \rho_{CR} \sin \psi) / \rho \\ &= \dot{\psi}_{\max} \sin^2 \psi(t) \end{aligned}$$

et :

$$\ddot{\psi}(t) = 2 \dot{\psi}_{\max}^2 \sin \psi(t) \cos \psi(t)$$

La figure A2 représente la vitesse et l'accélération angulaire normalisées en fonction ψ .

Ainsi malgré que le mobile suit une trajectoire rectiligne et uniforme, le modèle dynamique en coordonnées polaires est bien non linéaire.