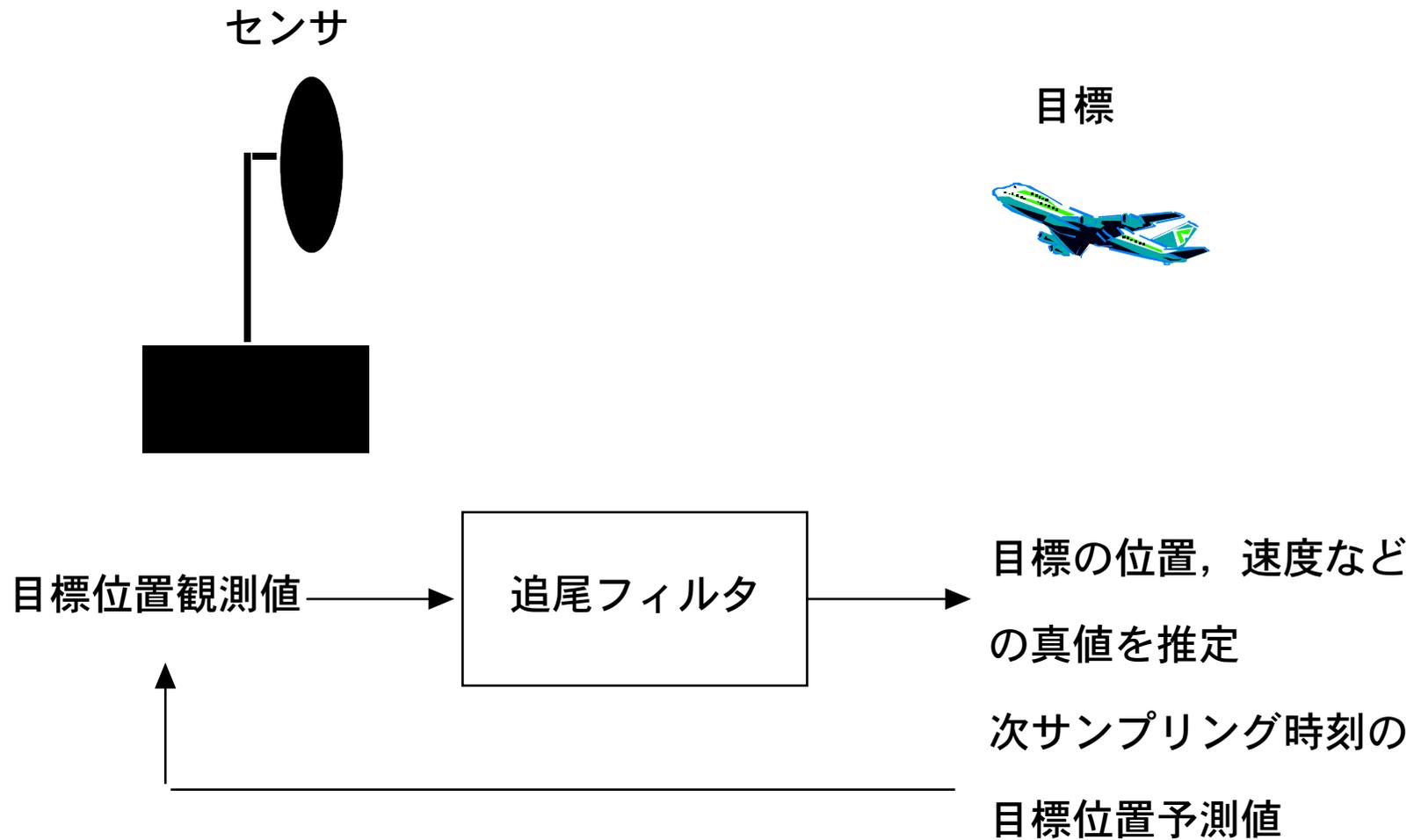


# レーダ目標追尾の基礎と留意点

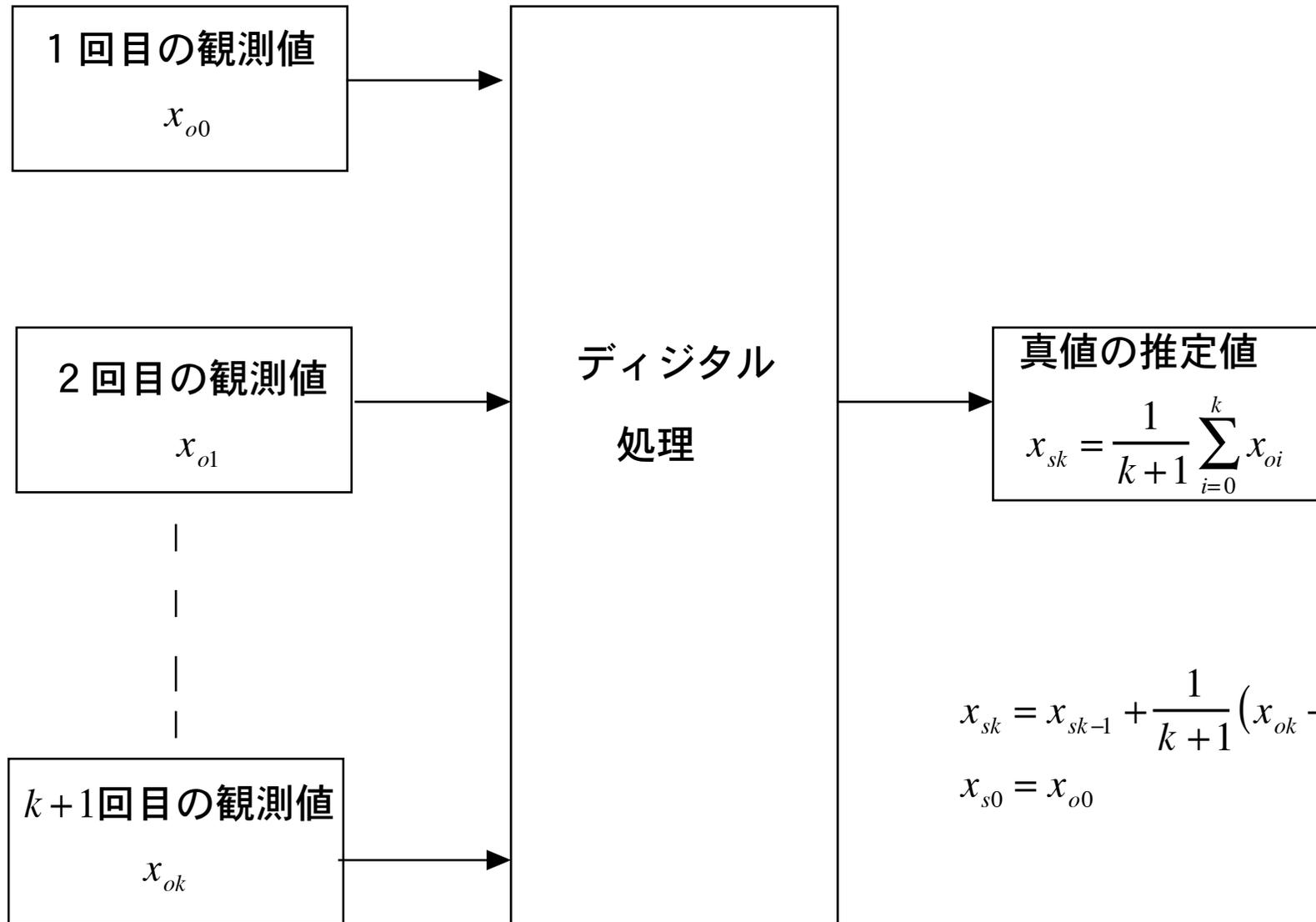
長崎大学大学院  
工学研究科

小菅義夫

Fundamental Properties and Problems of  
Radar Target Tracking



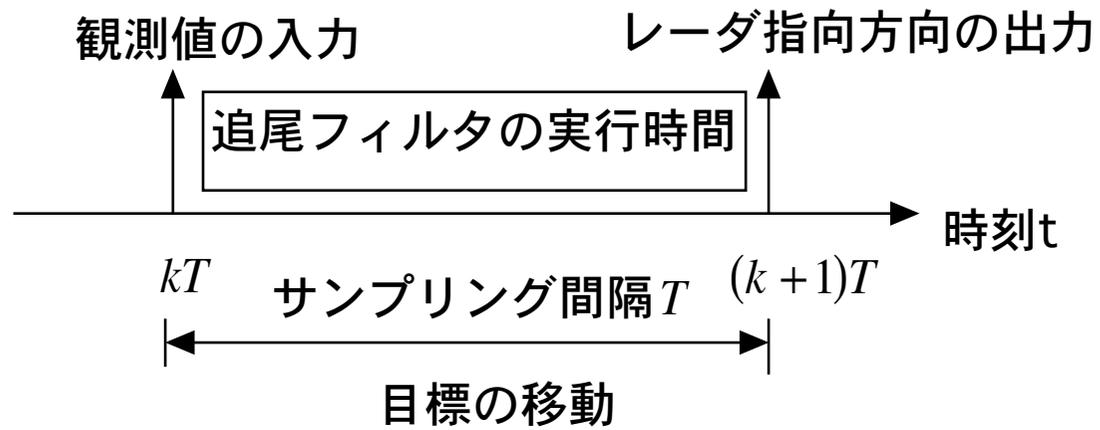
## 目標追尾の概要



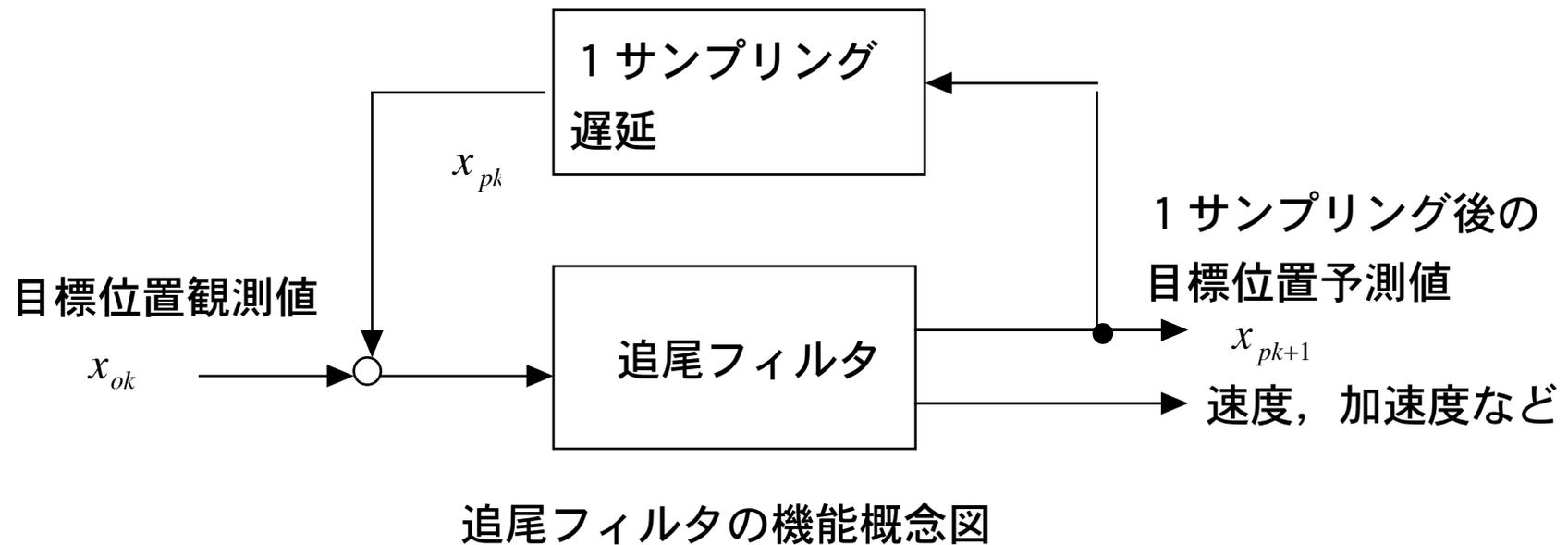
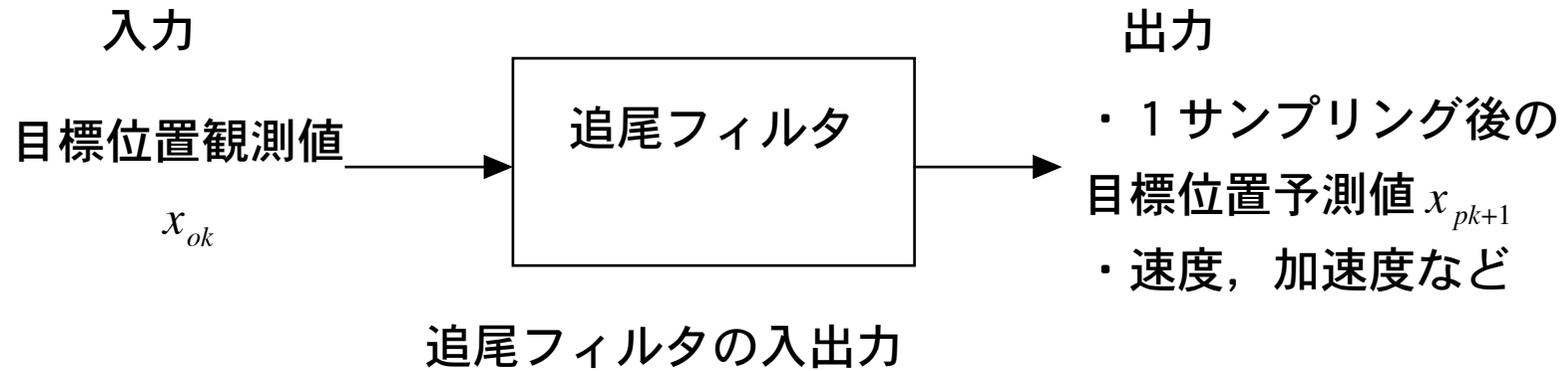
$$x_{sk} = x_{sk-1} + \frac{1}{k+1} (x_{ok} - x_{sk-1})$$

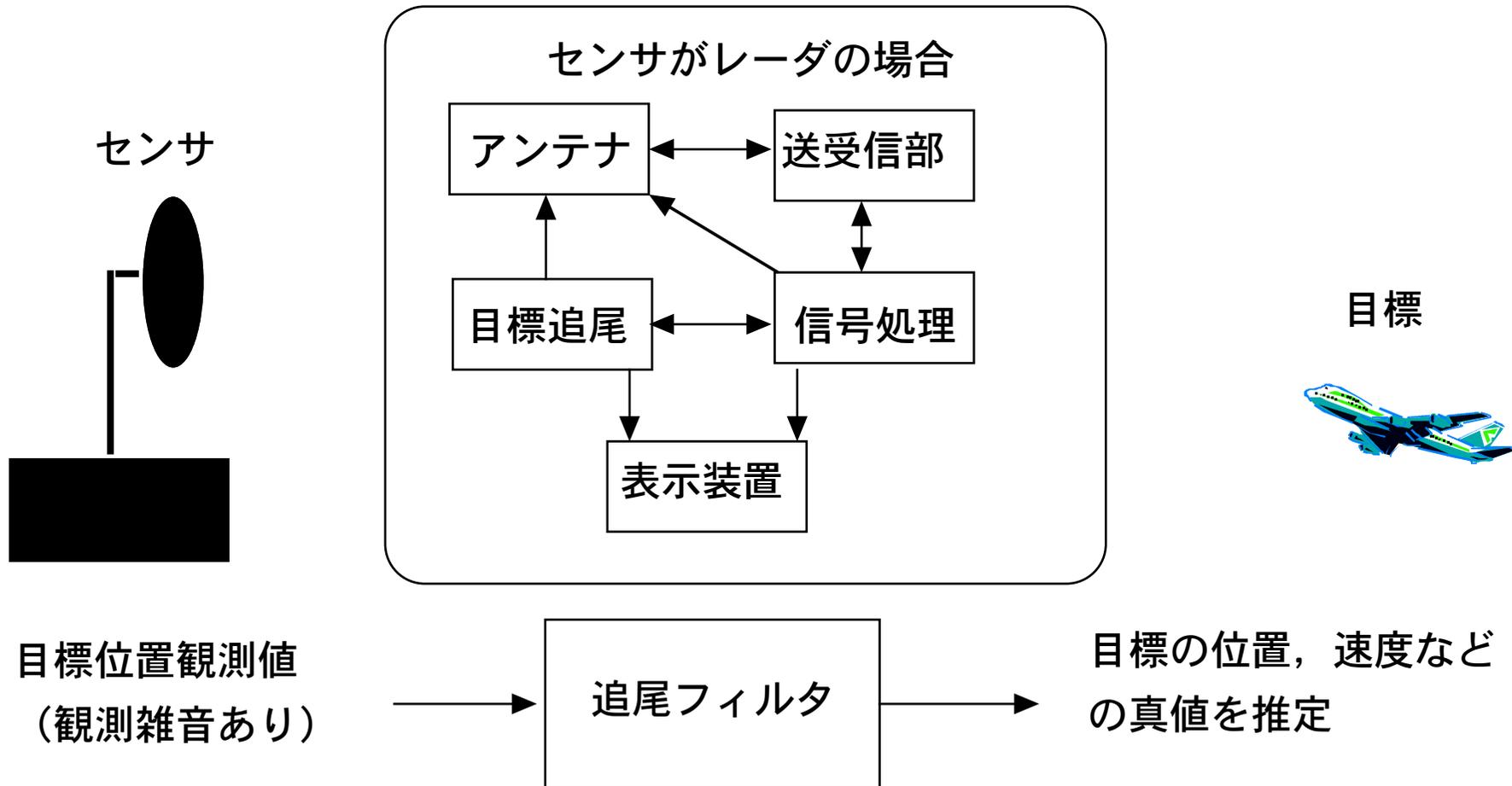
$$x_{s0} = x_{o0}$$

## 静止目標の距離推定



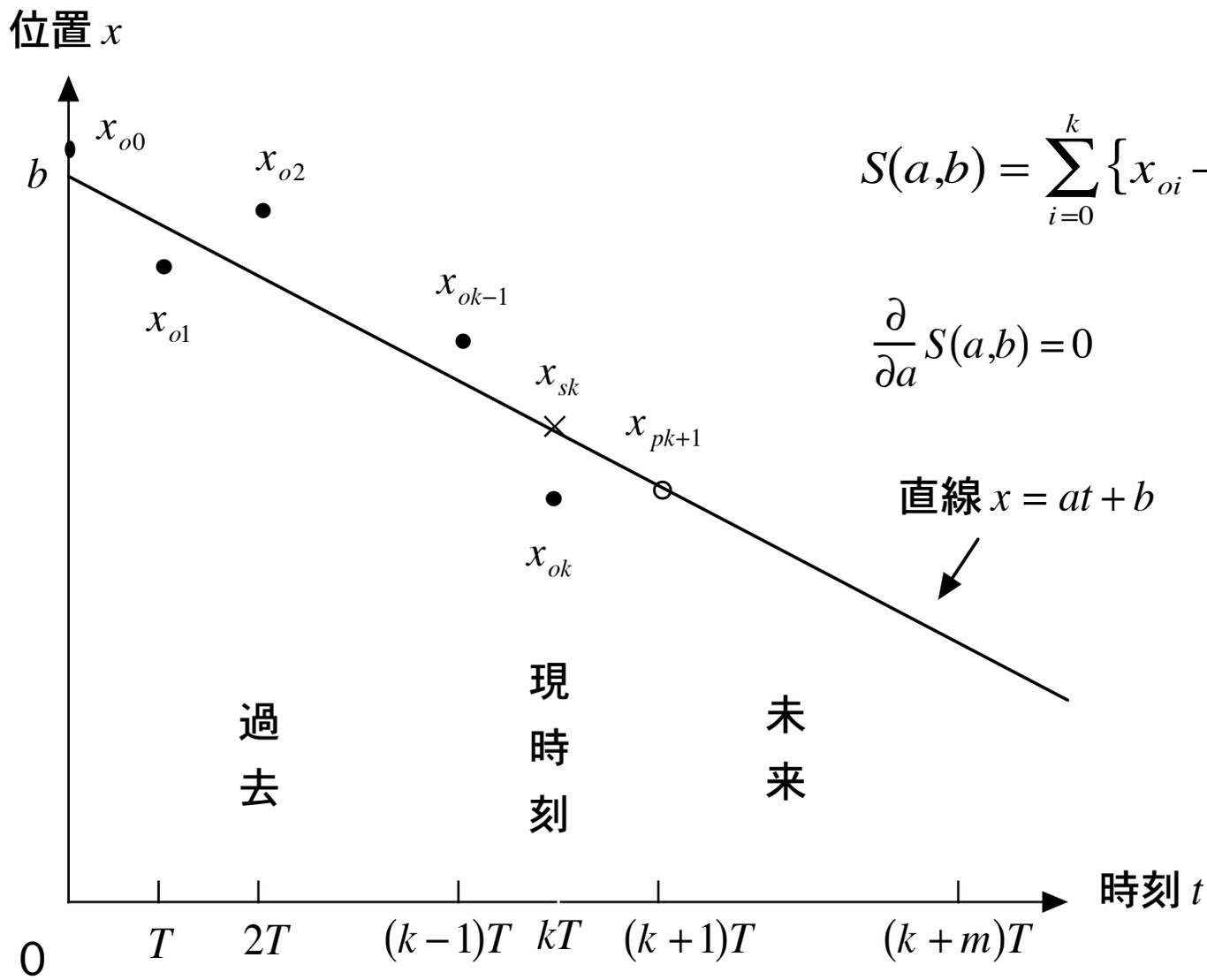
追尾フィルタの実行時間





- ・ 1次元追尾の場合, 追尾フィルタはP I D制御あるいはI I Rフィルタに相当
- ・ ただし, 1入力多出力

\*PID(Proportional, Integral, Difference), IIR(Infinite Impulse Response)



$$S(a,b) = \sum_{i=0}^k \{x_{oi} - (aiT + b)\}^2$$

$$\frac{\partial}{\partial a} S(a,b) = 0$$

$$\frac{\partial}{\partial b} S(a,b) = 0$$

直線  $x = at + b$

### 目標位置観測値の直線近似

# 線形最小自乗フィルタ

## 更新

$$x_{sk} = x_{pk} + \alpha_k (x_{ok} - x_{pk})$$
$$\dot{x}_{sk} = \dot{x}_{sk-1} + \beta_k / T \cdot (x_{ok} - x_{pk})$$

## 予測

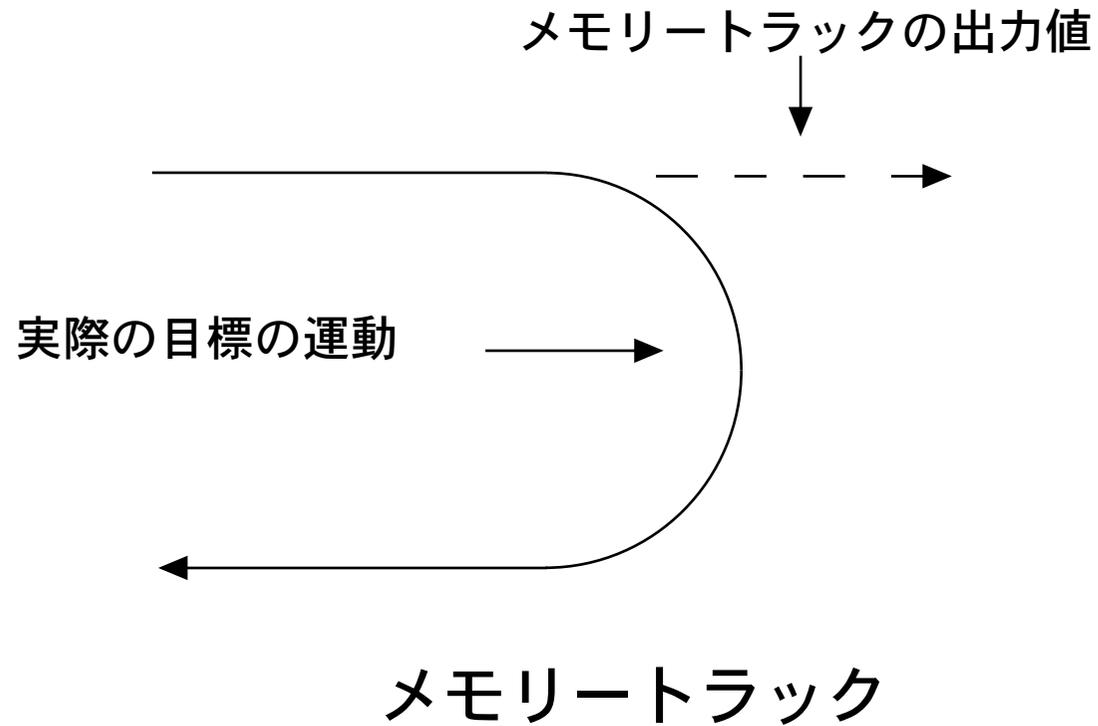
$$x_{pk} = x_{sk-1} + T \cdot \dot{x}_{sk-1}$$
$$\dot{x}_{pk} = \dot{x}_{sk-1}$$

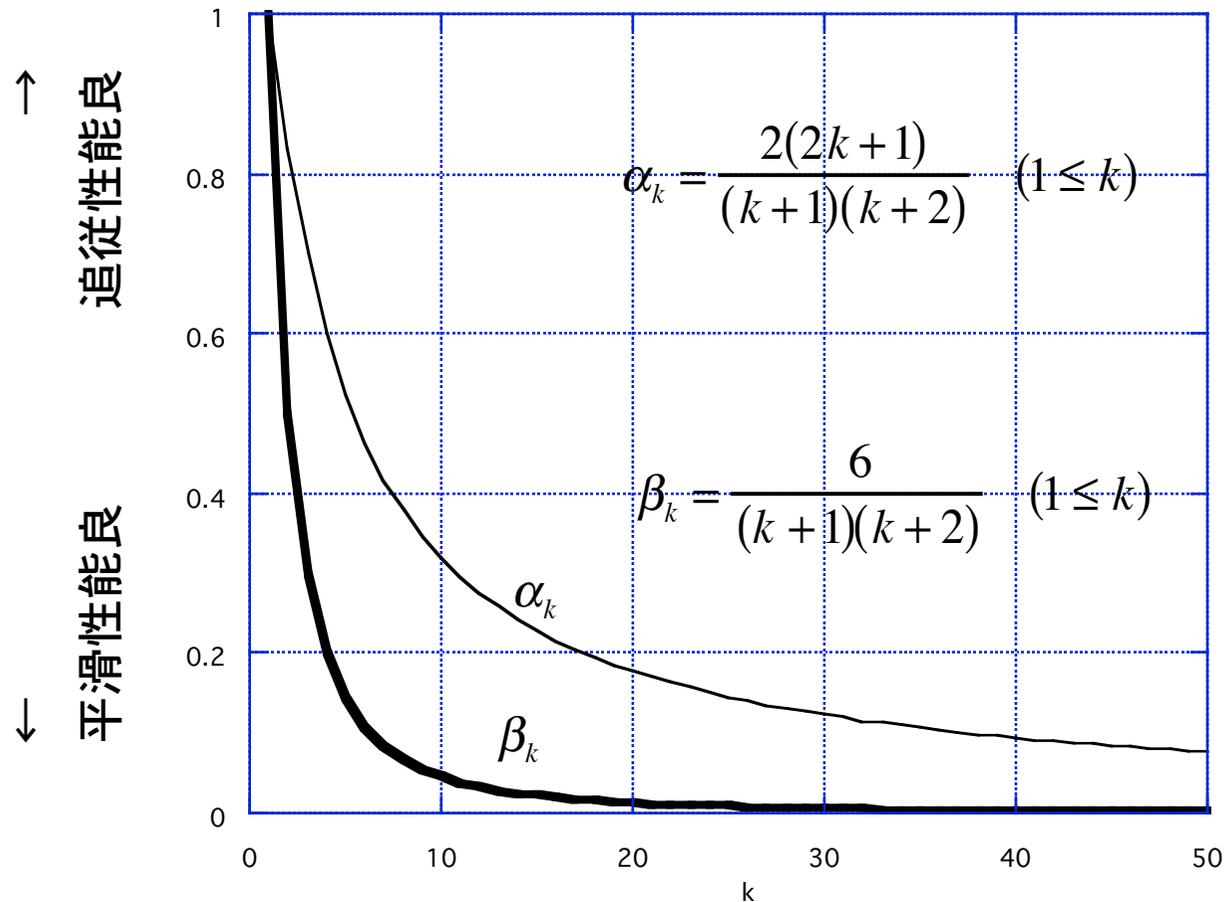
ここで、 $T$ はサンプリング間隔で、サンプリング時刻  $t_k = kT (k = 0, 1, 2, \dots)$  における

- $x_{sk}$  は目標位置の平滑値， $x_{pk}$  は目標位置の予測値， $x_{ok}$  は目標位置の観測値，
- $\dot{x}_{sk}$  は目標速度の平滑値， $\dot{x}_{pk}$  は目標速度の予測値，
- $\alpha_k = \frac{2(2k+1)}{(k+1)(k+2)}$  ( $1 \leq k$ ) は位置のゲイン， $\beta_k = \frac{6}{(k+1)(k+2)}$  ( $1 \leq k$ ) は速度のゲイン．

$$x_{sk} = x_{pk} + \alpha_k (x_{ok} - x_{pk}) \quad \alpha_k = \frac{2(2k+1)}{(k+1)(k+2)} \quad (1 \leq k) \quad \alpha_k \rightarrow 0 \quad (k \rightarrow \infty) \quad x_{sk} = x_{pk}$$

$$\dot{x}_{sk} = \dot{x}_{sk-1} + \frac{\beta_k}{T} (x_{ok} - x_{pk}) \quad \beta_k = \frac{6}{(k+1)(k+2)} \quad (1 \leq k) \quad \beta_k \rightarrow 0 \quad (k \rightarrow \infty) \quad \dot{x}_{sk} = \dot{x}_{sk-1}$$





サンプリング回数  
サンプル数とゲイン

## $\alpha$ - $\beta$ フィルタ

### 更新

$$x_{sk} = x_{pk} + \alpha_k (x_{ok} - x_{pk})$$
$$\dot{x}_{sk} = \dot{x}_{sk-1} + \beta_k / T \cdot (x_{ok} - x_{pk}) = \dot{x}_{pk} + \beta_k / T \cdot (x_{ok} - x_{pk})$$

### 予測

$$x_{pk} = x_{sk-1} + T \cdot \dot{x}_{sk-1}$$
$$\dot{x}_{pk} = \dot{x}_{sk-1}$$

ここで、 $T$  はサンプリング間隔で、サンプリング時刻  $t_k = kT (k = 0, 1, 2, \dots)$  における

- $x_{sk}$  は目標位置の平滑値、 $x_{pk}$  は目標位置の予測値、 $x_{ok}$  は目標位置の観測値、
- $\dot{x}_{sk}$  は目標速度の平滑値、 $\dot{x}_{pk}$  は目標速度の予測値、
- $\alpha_k$  ( $\alpha_k = \frac{2(2k+1)}{(k+1)(k+2)}$  ( $1 \leq k$ ) とは限らない) は位置のゲイン、
- $\beta_k$  ( $\beta_k = \frac{6}{(k+1)(k+2)}$  ( $1 \leq k$ ) とは限らない) は速度のゲイン。

## $\alpha$ - $\beta$ フィルタの位置と速度のゲインの関連

$$\dot{x}_{ok} = \frac{x_{ok} - x_{sk-1}}{T}$$

$$\dot{x}_{pk} = \frac{x_{pk} - x_{sk-1}}{T}$$

$$\dot{x}_{ok} - \dot{x}_{pk} = \frac{x_{ok} - x_{pk}}{T}$$

$$\dot{x}_{sk} = \dot{x}_{sk-1} + \frac{\beta_k}{T}(x_{ok} - x_{pk}) \quad (\dot{x}_{sk} = \dot{x}_{pk} + \beta_k(\dot{x}_{ok} - \dot{x}_{pk}))$$

### 位置

$$x_{sk} = x_{pk} + \alpha_k(x_{ok} - x_{pk})$$

$x_{sk}$

$x_{ok}$

$x_{pk}$

$\alpha_k$

$$\alpha_k = 0 \quad (x_{sk} = x_{pk})$$

$$\alpha_k = 1 \quad (x_{sk} = x_{ok})$$

### 速度

$$\dot{x}_{sk} = \dot{x}_{pk} + \beta_k(\dot{x}_{ok} - \dot{x}_{pk})$$

$\dot{x}_{sk}$

$\dot{x}_{ok}$

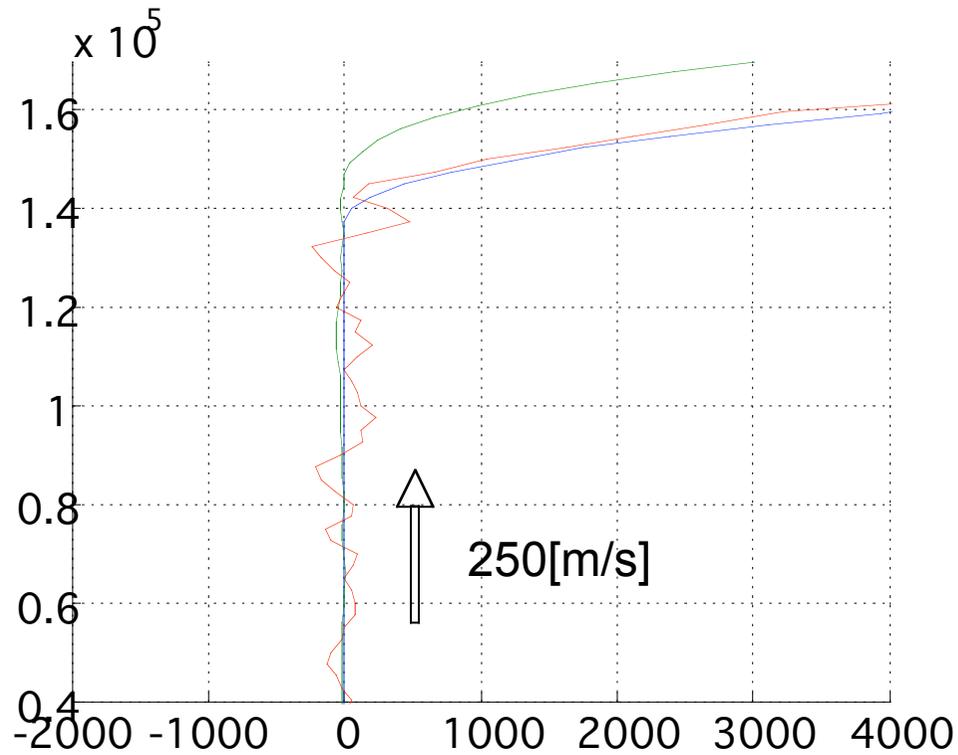
$\dot{x}_{pk}$

$\beta_k$

$$\beta_k = 0 \quad (\dot{x}_{sk} = \dot{x}_{pk})$$

$$\beta_k = 1 \quad (\dot{x}_{sk} = \dot{x}_{ok})$$

# α-βフィルタ



ゲイン小

$\alpha=0.095$

$\beta=0.01$

ゲイン大

$\alpha=0.4571$

$\beta=0.5$

サンプリング間隔=10[s]

0.1[Gターン]

観測雑音

$n=8[m]$ (距離の誤差の標準偏差)

$nb=0.06[^\circ]$ (水平角の誤差の標準偏差)

## $\alpha$ - $\beta$ - $\gamma$ フィルタ

### 更新

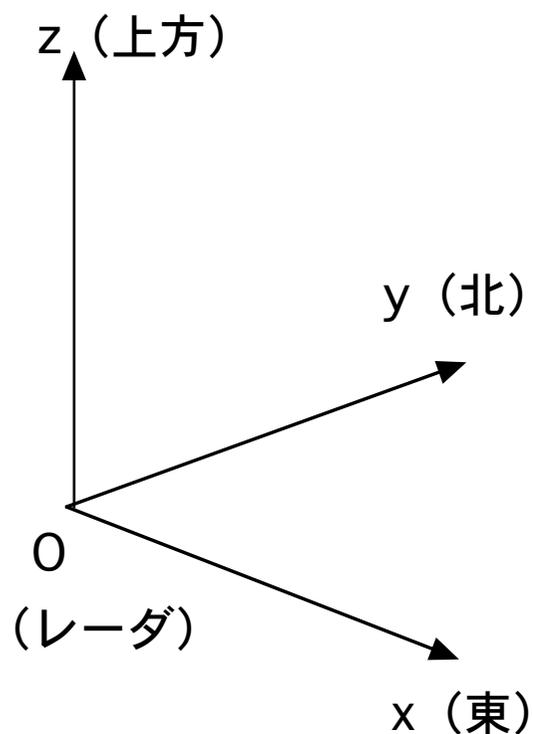
$$\begin{aligned}x_{sk} &= x_{pk} + \alpha_k (x_{ok} - x_{pk}) \\ \dot{x}_{sk} &= \dot{x}_{pk} + \beta_k / T \cdot (x_{ok} - x_{pk}) \\ \ddot{x}_{sk} &= \ddot{x}_{pk} + \gamma_k / T^2 \cdot (x_{ok} - x_{pk})\end{aligned}$$

### 予測

$$\begin{aligned}x_{pk} &= x_{sk-1} + T \cdot \dot{x}_{sk-1} + T^2/2 \cdot \ddot{x}_{sk-1} \\ \dot{x}_{pk} &= \dot{x}_{sk-1} + T \cdot \ddot{x}_{sk-1} \\ \ddot{x}_{pk} &= \ddot{x}_{sk-1}\end{aligned}$$

ここで、 $T$ はサンプリング間隔で、サンプリング時刻  $t_k = kT (k = 0, 1, 2, \dots)$  における

- $x_{sk}$  は目標位置の平滑値， $x_{pk}$  は目標位置の予測値， $x_{ok}$  は目標位置の観測値，
- $\dot{x}_{sk}$  は目標速度の平滑値， $\dot{x}_{pk}$  は目標速度の予測値，
- $\ddot{x}_{sk}$  は目標加速度の平滑値， $\ddot{x}_{pk}$  は目標加速度の予測値，
- $\alpha_k$  は位置のゲイン， $\beta_k$  は速度のゲイン， $\gamma_k$  は加速度のゲイン。



- ・ 固定レーダの場合は慣性直交座標
- ・ 目標運動の記述に便利

(等速直線運動を行っている目標の1サンプリング後の位置は、現時刻の目標位置を現時刻の目標速度で1サンプリング外挿して得られる)

$$\begin{pmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ z_{k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \end{pmatrix} + (t_{k+1} - t_k) \begin{pmatrix} \dot{x}_k \\ \dot{y}_k \\ \dot{z}_k \end{pmatrix}$$

## 北基準直交座標

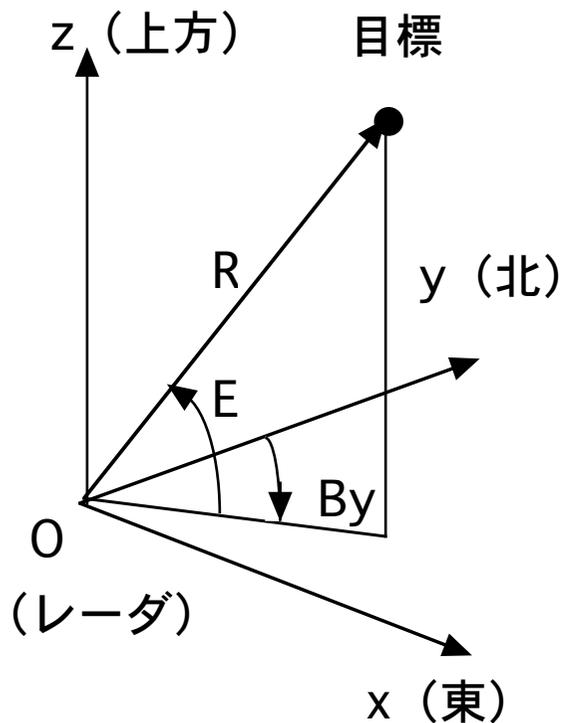
## 非干渉形フィルタ

更新  $x_{sk} = x_{pk} + \alpha_k(x_{ok} - x_{pk}), \dot{x}_{sk} = \dot{x}_{pk} + \beta_k/T \cdot (x_{ok} - x_{pk})$

$$\begin{pmatrix} x_{sk} \\ y_{sk} \\ z_{sk} \\ \dot{x}_{sk} \\ \dot{y}_{sk} \\ \dot{z}_{sk} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{pk} \\ y_{pk} \\ z_{pk} \\ \dot{x}_{pk} \\ \dot{y}_{pk} \\ \dot{z}_{pk} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \alpha_{xk} & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_{yk} & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_{zk} \\ \beta_{xk}/T & 0 & 0 \\ 0 & \beta_{yk}/T & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{zk}/T \end{pmatrix} \times \left[ \begin{pmatrix} x_{ok} \\ y_{ok} \\ z_{ok} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{pk} \\ y_{pk} \\ z_{pk} \\ \dot{x}_{pk} \\ \dot{y}_{pk} \\ \dot{z}_{pk} \end{pmatrix} \right]$$

$$\hat{\underline{x}}_k(+)=\begin{pmatrix} x_{sk} \\ y_{sk} \\ z_{sk} \\ \dot{x}_{sk} \\ \dot{y}_{sk} \\ \dot{z}_{sk} \end{pmatrix}, \hat{\underline{x}}_k(-)=\begin{pmatrix} x_{pk} \\ y_{pk} \\ z_{pk} \\ \dot{x}_{pk} \\ \dot{y}_{pk} \\ \dot{z}_{pk} \end{pmatrix}, K_k=\begin{pmatrix} \alpha_{xk} & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_{yk} & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_{zk} \\ \beta_{xk}/T & 0 & 0 \\ 0 & \beta_{yk}/T & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{zk}/T \end{pmatrix}, \underline{z}_k=\begin{pmatrix} x_{ok} \\ y_{ok} \\ z_{ok} \end{pmatrix}, H=\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\hat{\underline{x}}_k(+)=\hat{\underline{x}}_k(-)+K_k(\underline{z}_k-H\hat{\underline{x}}_k(-)) \quad K_k \text{はゲイン行列}$$



- ・レーダによる目標観測位置およびその誤差を記述するのに便利

- ・等速直線運動を記述するためには非線形項（距離の時間2回微分値，角加速度など）を考慮する必要があり，目標運動の記述には不便

目標が等速直線運動を行っていても，ドップラー（距離の時間微分値）および角速度は一定とは限らない。

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R \cos E \sin By \\ R \cos E \cos By \\ R \sin E \end{pmatrix}$$

- ・北基準直交座標での観測誤差は，極座標の観測誤差を線形近似して得られる。

## 極座標

## 干渉形フィルタ

$$\text{更新} \quad \hat{\underline{x}}_k(+)=\hat{\underline{x}}_k(-)+K_k\left(\underline{z}_k-H\hat{\underline{x}}_k(-)\right)$$

6×3のゲイン行列 $K_k$ を3×3の位置のゲイン行列 $K_{k1}$ 及び速度のゲイン行列 $K_{k2}$ によって $K_k=\begin{pmatrix} K_{k1} \\ K_{k2} \end{pmatrix}$ と表す.

非干渉形フィルタは、位置のゲイン行列 $K_{k1}$ 及び速度のゲイン行列 $K_{k2}$ が対角行列のとき.

干渉形フィルタは、対角行列以外でよい.

非干渉形フィルタのゲイン

$$K_{k1}=\begin{pmatrix} \alpha_{xk} & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_{yk} & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_{zk} \end{pmatrix}, \quad K_{k2}=\begin{pmatrix} \beta_{xk}/T & 0 & 0 \\ 0 & \beta_{yk}/T & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{zk}/T \end{pmatrix}$$

## カルマンフィルタと追尾フィルタ

- ・カルマンフィルタ（線形フィルタの1種）で追尾フィルタを構成するには、目標運動およびセンサの数学モデルが必須である。  
なお、運動モデルの曖昧さは駆動雑音で定義される。  
ゲイン行列は、自動的に計算される。
- ・目標運動およびセンサの観測雑音の性質が完全に得られれば、カルマンフィルタは推定誤差のバイアス成分が0，ランダム成分を最小にするとの意味で最適フィルタである。
- ・干渉形フィルタが構築可能である。
- ・目標運動をあらかじめ想定して正確に記述することは不可能である。  
また、駆動雑音が白色の仮定にも無理がある。  
さらに、センサの観測雑音も、線形近似誤差があるうえ、目標および環境（レーダなら、電波環境）に依存し、正確に記述することは不可能である。
- ・カルマンフィルタ導出のための条件は、追尾性能の評価尺度にはなり得ない。

## 目標位置に対するカルマンフィルタのゲイン行列

$$\cdot \hat{\underline{x}}_k(+)=\hat{\underline{x}}_k(-)+K_k(\underline{z}_k-H\hat{\underline{x}}_k(-)) \text{ より, } H\hat{\underline{x}}_k(+)=H\hat{\underline{x}}_k(-)+HK_k(\underline{z}_k-H\hat{\underline{x}}_k(-)) \quad HK_k=K_{k1}$$

- ・ 1次元空間の追尾：

目標位置平滑値=目標位置予測値+ $HK_k$ ・(目標位置観測値-目標位置予測値)

$$HK_k = \frac{\text{目標位置予測誤差の分散}}{\text{目標位置予測誤差の分散} + \text{目標位置観測誤差の分散}}$$

- ・ 目標位置予測誤差の分散がきわめて大きいとき（追尾フィルタの出力の信頼性がきわめて悪いとき）， $HK_k \approx 1$ で，目標位置平滑値 $\approx$ 目標位置観測値，
- ・ 目標位置予測誤差の分散がきわめて小さいとき（追尾フィルタの出力の信頼性がきわめて良いとき）， $HK_k \approx 0$ で，目標位置平滑値 $\approx$ 目標位置予測値，
- ・ 目標位置観測誤差の分散がきわめて大きいとき（センサの信頼性がきわめて悪いとき）， $HK_k \approx 0$ で，目標位置平滑値 $\approx$ 目標位置予測値，
- ・ 目標位置観測誤差の分散がきわめて小さいとき（センサの信頼性がきわめて良いとき）， $HK_k \approx 1$ で，目標位置平滑値 $\approx$ 目標位置観測値。

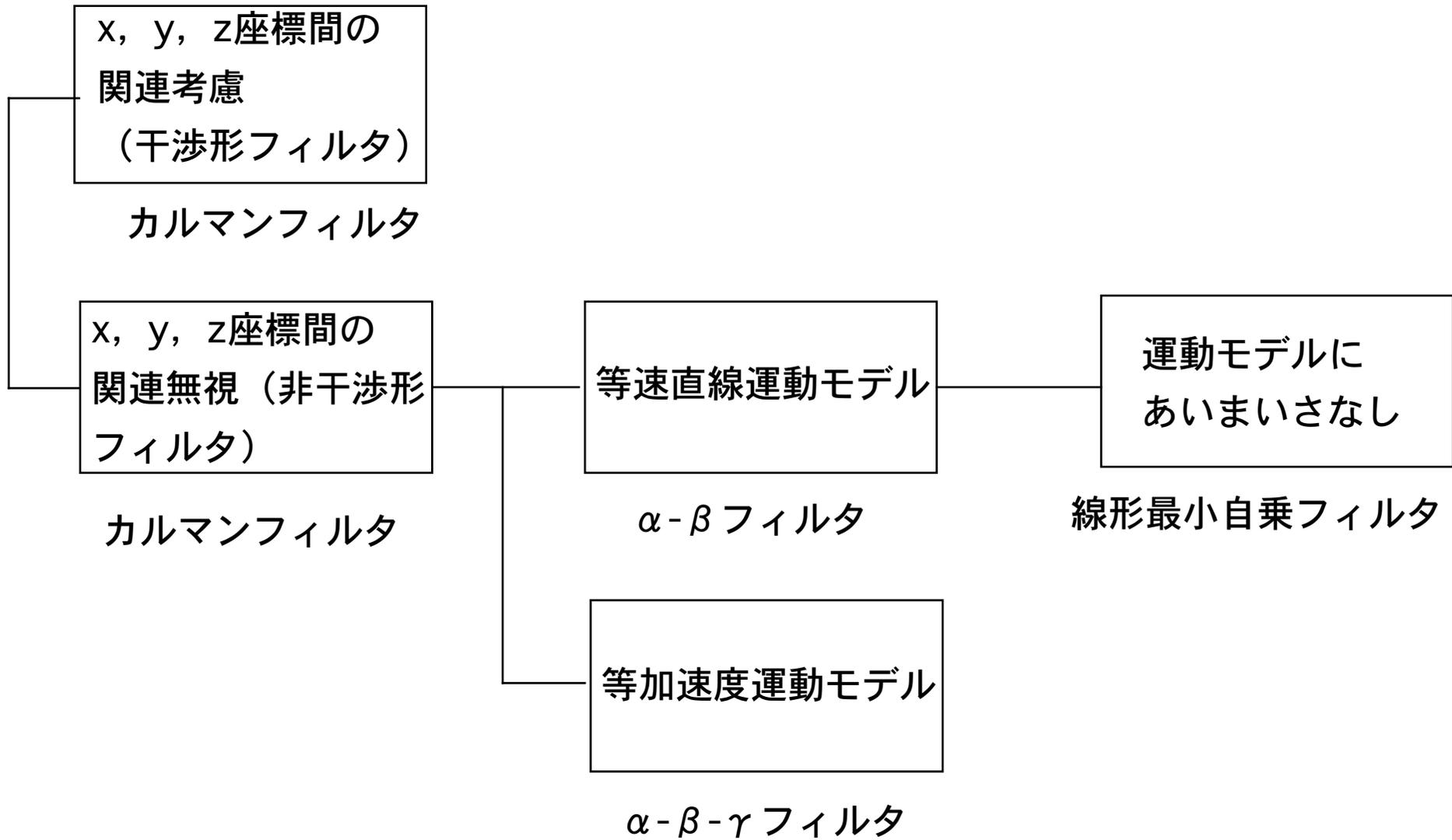
## 観測雑音の座標変換

- 観測雑音

$$\begin{pmatrix} x + \Delta x \\ y + \Delta y \\ z + \Delta z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (R + \Delta R) \cos(E + \Delta E) \sin(By + \Delta By) \\ (R + \Delta R) \cos(E + \Delta E) \cos(By + \Delta By) \\ (R + \Delta R) \sin(E + \Delta E) \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R \cos E \sin By \\ R \cos E \cos By \\ R \sin E \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} \frac{\partial x}{\partial R} & \frac{\partial x}{\partial E} & \frac{\partial x}{\partial By} \\ \frac{\partial y}{\partial R} & \frac{\partial y}{\partial E} & \frac{\partial y}{\partial By} \\ \frac{\partial z}{\partial R} & \frac{\partial z}{\partial E} & \frac{\partial z}{\partial By} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta R \\ \Delta E \\ \Delta By \end{pmatrix}$$

- 座標変換行列の値は、数学的には目標位置の真値が必要
- 初期状態では、真値の代わりに目標位置の観測値を使用



## 座標間の関連とアルゴリズム

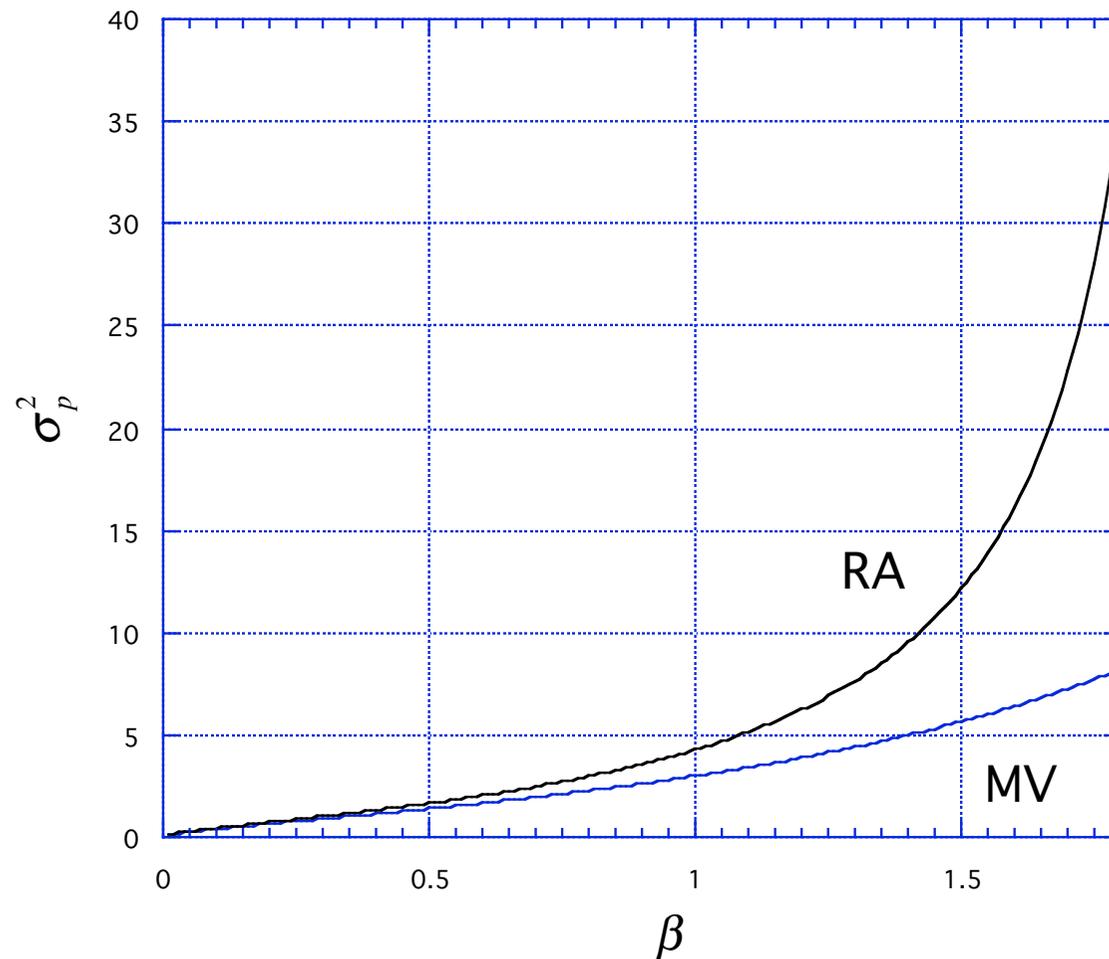
## カルマンフィルタから導出される $\alpha$ - $\beta$ フィルタ

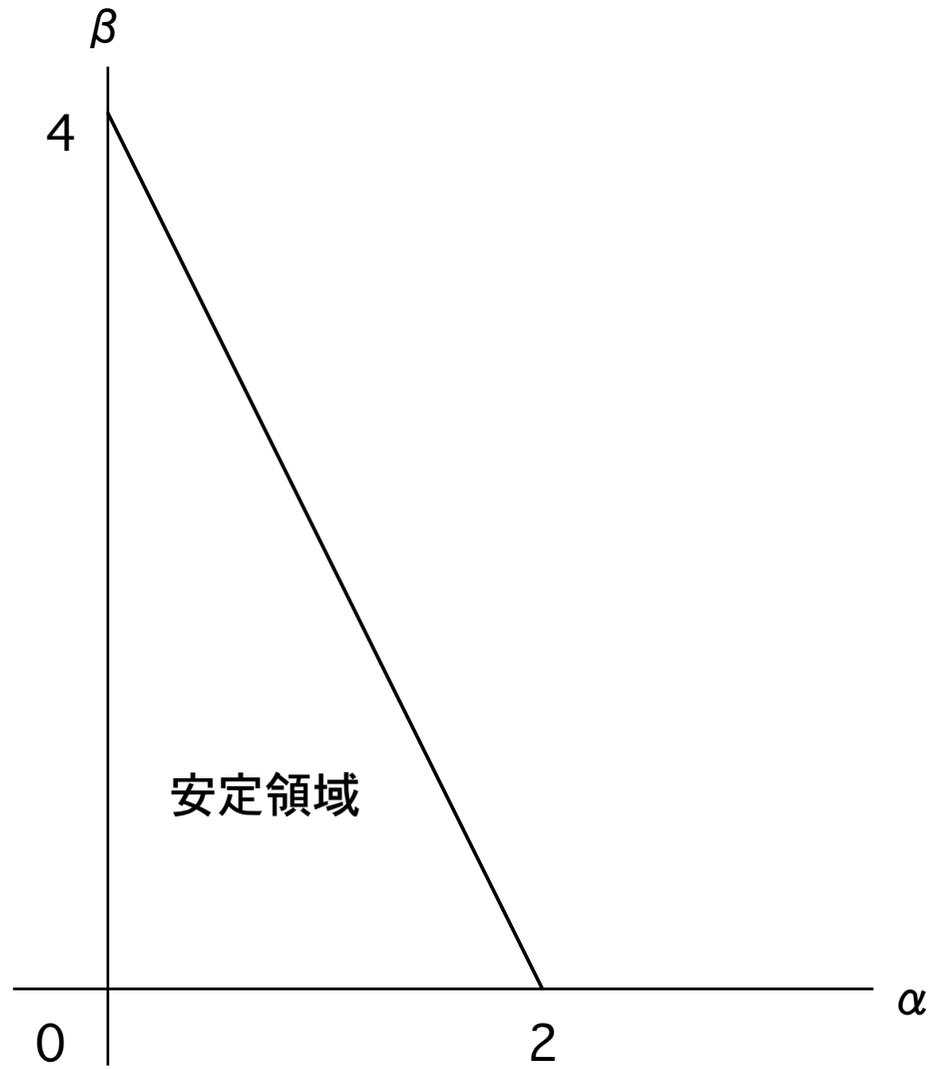
種類	等速直線 運動モデル	ゲイン	使用状況
線形最小自乗 フィルタ	モデルに曖 昧さが無い	$\alpha_k = \frac{2(2k+1)}{(k+1)(k+2)} \quad (1 \leq k)$ $\beta_k = \frac{6}{(k+1)(k+2)} \quad (1 \leq k)$	過渡状態 (観測値 $x_{ok}$ ( $k=0,1,2,\dots$ )の入 力開始段階)
RV (Random Velocity) フィルタ	速度が一定 値を中心に ふらつく	$\alpha(\alpha + \beta) = 2\beta$ $\left( \beta = \frac{\alpha^2}{2 - \alpha} \right)$	定常状態 (初期値算出から十分 時間が経過 $\alpha_k = \alpha_{k-1} = \alpha, \beta_k = \beta_{k-1} = \beta$ ) (観測雑音の分散, サンプリン グ間隔一定)
RA (Random Acceleration) フィルタ	目標加速度 が0を中心 にふらつく	$\left( \alpha + \frac{\beta}{2} \right)^2 = 2\beta$	設計パラメータ $\alpha, \beta$ のいずれか 1つを定めれば, 他は決まる.

## α-β フィルタの特徴（定常状態）

安定条件	$0 < \alpha \quad \text{and} \quad 0 < \beta < 4 - 2\alpha$
平滑性能の指標 ( $B$ 観測雑音の分散)	等速直線運動目標に対する目標位置予測値の 定常誤差の分散 $\sigma_p^2 = \frac{2\alpha^2 + 2\beta + \alpha\beta}{\alpha(4 - 2\alpha - \beta)} B$
追従性能の指標	$e_{fin} = \frac{a_c}{\beta} \cdot T^2 \quad (a_c \text{一定加速度})$
追従性能が一定のもとでの平滑性能の最適化 (MVフィルタ)	$\alpha = -\frac{\beta}{2} + \sqrt{\beta}$
性能比較 ( $e_{fin}$ が一定であるとの条件の下での $\sigma_p^2$ で評価)	MVフィルタが最良, 2番目がRAフィルタ, 3番目がRVフィルタ (3者の比較)
安定性 (MVフィルタ, RAフィルタ, RVフィルタ)	$0 < \alpha < 1$ のとき 3者とも安定 $\alpha = 1$ のとき, RAフィルタは不安定

# MVフィルタとRAフィルタの比較

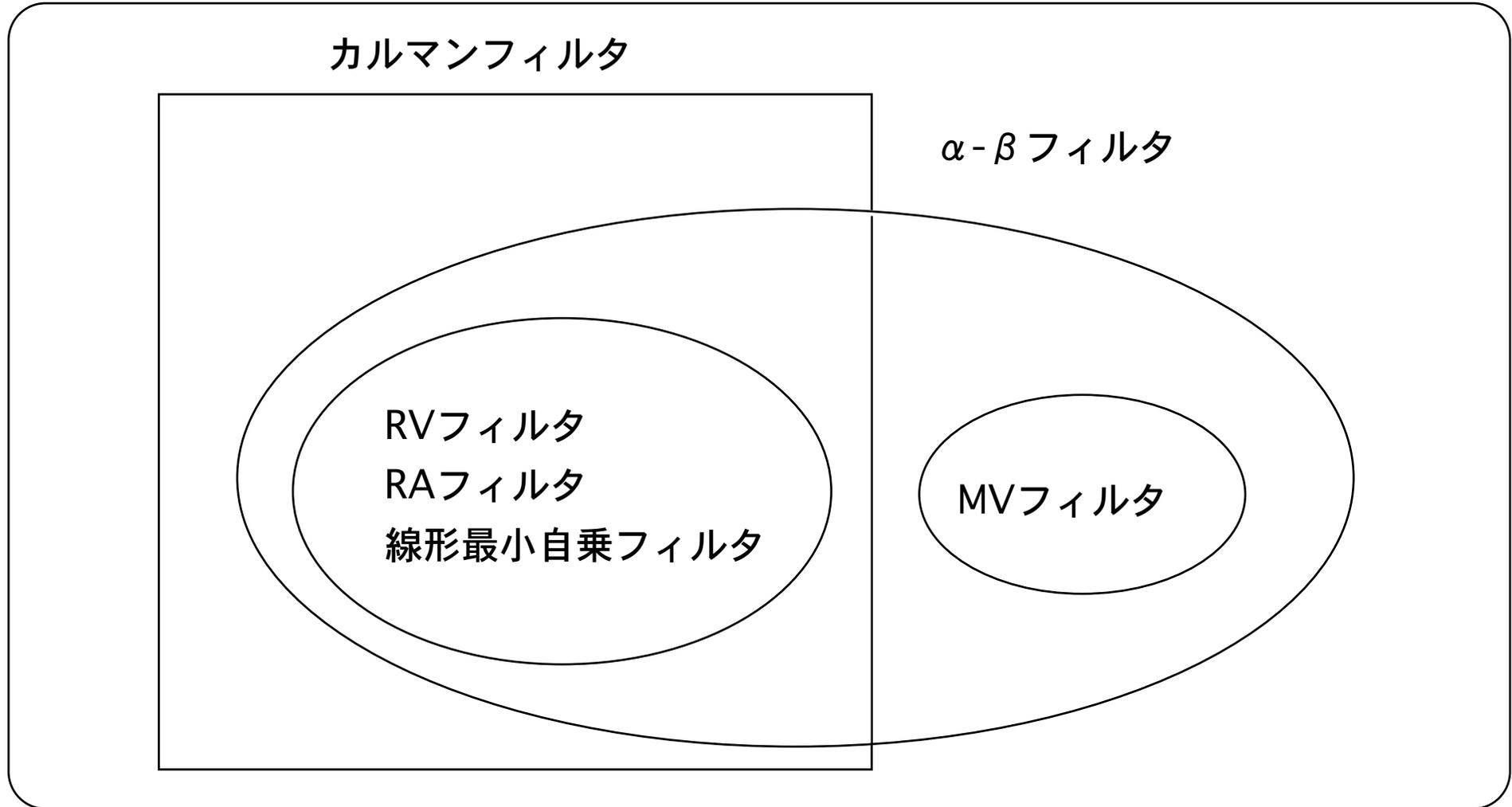




$\alpha$ - $\beta$  フィルタの安定領域

# 等速直線運動モデルを使用した追尾フィルタの関連

線形フィルタ



## カルマンフィルタから導出される $\alpha$ - $\beta$ - $\gamma$ フィルタ

種類	等加速度運動モデル	ゲイン	使用状況
最小自乗フィルタ	モデルに曖昧さがない	$\alpha_k = \frac{3(3k^2 + 3k + 2)}{(k+1)(k+2)(k+3)} \quad (2 \leq k)$ $\beta_k = \frac{18(2k+1)}{(k+1)(k+2)(k+3)} \quad (2 \leq k)$ $\gamma_k = \frac{60}{(k+1)(k+2)(k+3)} \quad (2 \leq k)$	過渡状態 (観測値 $x_{ok} \quad (k=0,1,2,\dots)$ の入力開始段階)
RA (Random Acceleration) フィルタ	加速度が一定値を中心にふらつく	$\alpha \left( \alpha + \beta + \frac{\gamma}{2} \right) = 2\beta$ $\beta^2 = 2\alpha\gamma$	定常状態 (初期値算出から 十分時間が経過)
R J (Random Jerk) フィルタ	目標の時間微分値 (ジャーク) が0を中心にふらつく	$2\alpha^2 + 2\alpha\beta - 4\beta + \alpha\gamma = \frac{1}{18}\gamma^2$ $2\alpha\gamma - \beta^2 = \frac{1}{12}\gamma^2$	$\alpha_k = \alpha_{k-1} = \alpha,$ $\beta_k = \beta_{k-1} = \beta$ $\gamma_k = \gamma_{k-1} = \gamma)$

## $\alpha - \beta - \gamma$ フィルタの特徴（定常状態）

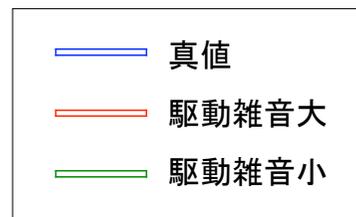
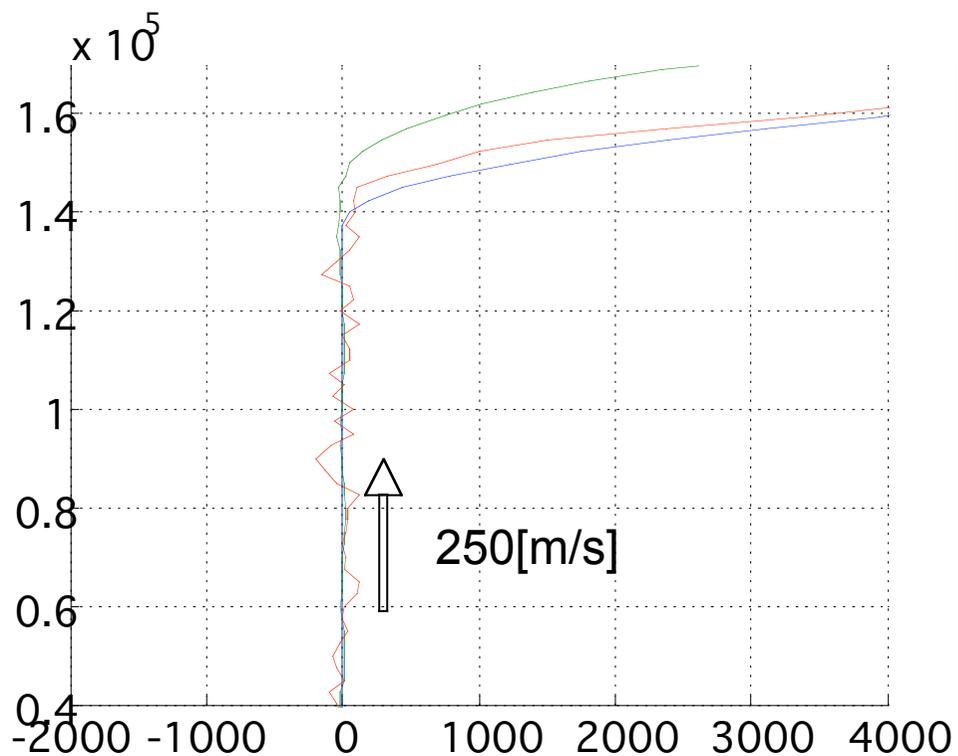
安定条件	$0 < \alpha \text{ and } 0 < \beta < 4 - 2\alpha \text{ and } \gamma \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) < \alpha\beta \text{ and } 0 < \gamma$
平滑性能の指標 （ $B$ 観測雑音の分散）	等速直線運動目標に対する目標位置予測値の定常誤差の分散 $\sigma_p^2 = \frac{8\beta^2}{(2-\alpha)g(\alpha,\beta,\gamma)} \cdot B + \frac{\alpha}{(2-\alpha)} B$ ここで $g(\alpha,\beta,\gamma) = \{2\alpha\beta - \gamma(2-\alpha)\}(4-2\alpha-\beta)$
追従性能の指標	$e_{fin} = \frac{\dot{a}_c T^3}{\gamma} \quad (\dot{a}_c \text{一定ジャーク})$
追従性能が一定のもとでの平滑性能の最適化（MVフィルタ）	$4\alpha\beta = \gamma(8 - 4\alpha - \beta)$ $\beta^3 + 2(3\alpha - 8)\beta^2 + 4(3\alpha^2 - 12\alpha + 16)\beta - 8\alpha^2(2 - \alpha) = 0$

## $\alpha$ - $\beta$ フィルタおよび $\alpha$ - $\beta$ - $\gamma$ フィルタの定常追従誤差

目標の運動	定常追従誤差	
	$\alpha$ - $\beta$ フィルタ	$\alpha$ - $\beta$ - $\gamma$ フィルタ
静止	0	0
等速直線	0	0
等加速度 $a_c$	$\frac{a_c}{\beta} T^2$	0
等ジャーク $\dot{a}_c$	発散	$\frac{\dot{a}_c T^3}{\gamma}$



# カルマンフィルタ(等速)



駆動雑音小  
( $n_x=n_y=0.01$ [m/s])

駆動雑音大  
( $n_x=n_y=10$ [m/s])

観測雑音  
 $n=8$ [m](距離の誤差の標準偏差)  
 $n_b=0.06$ [°](水平角の誤差の標準偏差)

サンプリング間隔=10[s]  
0.1[Gターン]

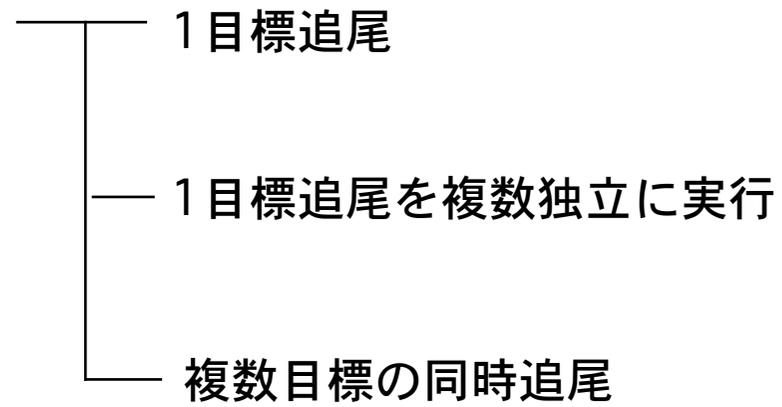
## 等速直線運動モデルを使用した干渉形フィルタの特徴

安定条件 ( $\Phi$ : 推移行列, $I_6$ : $6 \times 6$ の単位行列, $K$ : 定常ゲイン行列)	行列 $\Phi(I_6 - KH)$ の固有値の絶対値がすべて 1 未満
平滑性能の指標 ( $B$ : 観測雑音の分散)	等速直線運動目標に対する目標位置予測値の定常誤差の共分散行列 $W_\infty(-) = \Phi(I_6 - KH)W_\infty(-)\Phi(I_6 - KH)^T + \Phi KB(\Phi K)^T$
追従性能の指標 ( $K_2$ : 速度の定常ゲイン行列)	等加速度運動目標に対する定常追従誤差 $T \cdot K_2^{-1} \underline{a}_c$ ( $\underline{a}_c$ 一定加速度ベクトル)
駆動雑音共分散行列が零行列として、追従性能が一定( $K_2$ が一定)のもとでの平滑誤差共分散行列の最小化	NP(Non-Process noise) – S(Smoothing) フィルタ
( $K_2$ が一定)のもとでの予測誤差共分散行列の最小化	NP(Non-Process noise)-P(Prediction) フィルタ

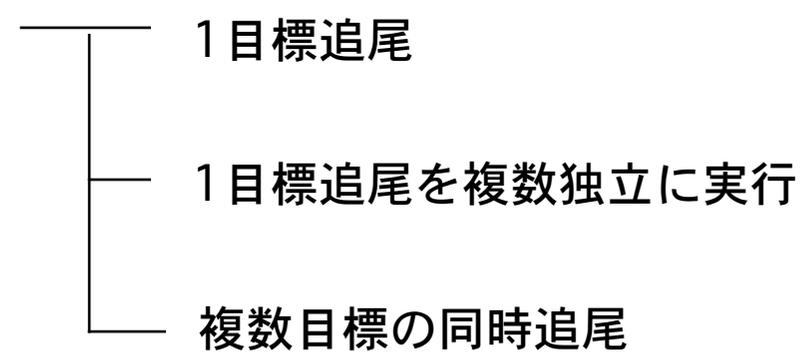
## まとめ

- ・単一目標追尾は，追従性能（追尾継続）と平滑性能（雑音抑圧）の両立が課題である．
- ・カルマンフィルタ（ゲイン行列は自動的に算出される）は，レーダ追尾においては最適とはならない．このため，センサの特質，追尾結果の適用先，追尾状況，追尾環境（観測雑音の分散は，目標の大きさ，進路方向等によって異なる値で推定値）を考慮して，適応的にフィルタを構成することが不可欠である．なお，カルマンフィルタは，追尾性能を解析的に予測することが困難である．
- ・ $\alpha$ - $\beta$ フィルタの定常ゲイン $\alpha$ と $\beta$ （設計者が値を決める必要あり）の関係式を使用すれば，設計パラメータを1つ減らすことができる（設計が容易になる）． $\alpha$ - $\beta$ フィルタは，追尾性能を解析的に予測できる．ゲインは状況に応じ変えるとよい．
- ・計算機及び通信の発達（性能向上，価格低下）により，追尾フィルタの重要性が増加している．アンテナ径の増大，送信電力の増大は，高コスト．
- ・カルマンフィルタの性能を上回る設計の容易な追尾フィルタの開発が重要である．

単一センサによる追尾



複数センサによる追尾  
(センサデータ融合)



## 各種追尾法

## 追尾環境

1. 自由空間（目標の探知確率が1，誤警報確率が0，不要信号が存在しない）
  - 目標間の距離が十分大きい
  - 目標間の距離が小さい（高密度環境）
2. 不要信号環境（目標の探知確率が1未満，誤警報確率が正の値，不要信号が存在）
  - 目標間の距離が十分大きい
  - 目標間の距離が小さい（高密度環境）

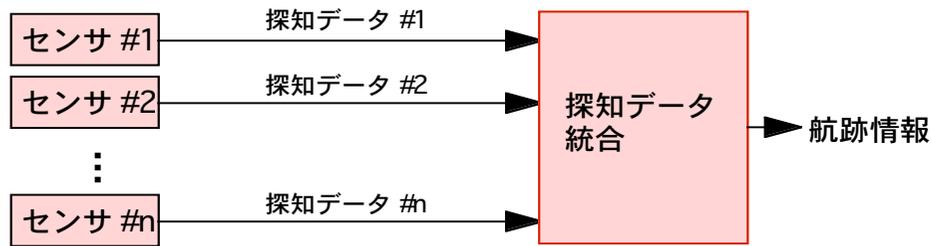
## 追尾の機能

1. 追尾開始（自動化が困難であり，手動による処理が大半）
2. 追尾維持（手動ではオペレータの負荷大．自動化が進んでいる）
3. 追尾解除（自動によるリコメンドにより，オペレータが最終判断が大半）

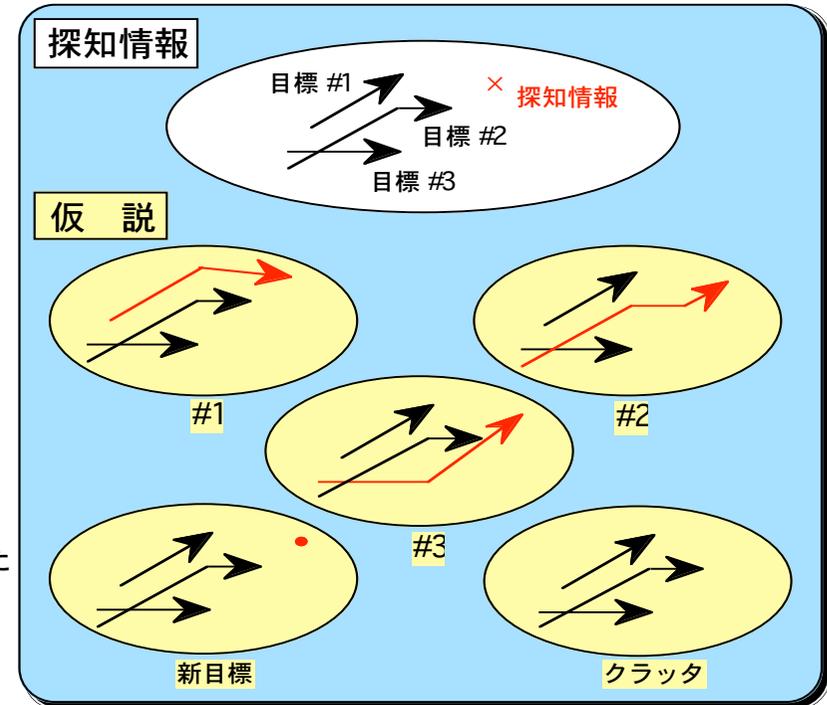
## 各種追尾環境と追尾の機能

# MHT (Multiple Hypothesis Tracking)

## 探知データ統合型 (Central Level Tracking)



## 航跡統合型 (Sensor Level Tracking)



### 方式

Deferred Decision

### 機能

- ・ 追尾開始
- ・ 追尾維持
- ・ 追尾解除

### 特徴

- ・ 非時系列対処
- ・ 分離目標対処

## 文献

- [1] A.Gelb,ed., “Applied Optimal Estimation,” The M.I.T. Press, 1974.
- [2] A.H.Jazwinski, “Stochastic Processes and Filtering Theory,” Academic Press, 1970.
- [3] C.B.Chang and J.A.Tabaczynski, “Application of state estimation to target tracking,” IEEE Trans. Autom.Control, vol.29, no.2, pp.98-108, Feb. 1984.
- [4] A.W.Bridgewater, “Analysis of second and third order steady-state tracking filters,” AGARD Conference Proc. no.252 Strategies for Automatic Track Initiation, CA, pp.9-1 to 9-11, Apr. 1970.
- [5] 小菅義夫, “レーダによる単一目標追尾法の現状と将来,” ,信学論(B), vol. J93-B, no.11 , pp.1504-1511 ,Nov. 2010.
- [6] 長崎大学 卒研用テキスト, “追尾フィルタの基礎,”