

Université de Rennes 1
Master Recherche SISEA

Examen du cours UE S3-2
“Filtre de Kalman et modèles de Markov cachés”
Jeudi 15 janvier 2015, 14:00 à 16:00
— Corrigé —

PROBLÈME

Le but de ce problème est d'établir les équations du lisseur de Kalman, vu comme estimateur du maximum a posteriori (MAP), et en utilisant un principe de programmation dynamique *similaire* à l'algorithme de Viterbi vu en cours et adapté ici au cas des systèmes linéaires gaussiens.

On considère une suite d'états cachés $\{X_k\}$ à valeurs dans \mathbb{R}^m , vérifiant

$$X_k = F_k X_{k-1} + W_k ,$$

où $\{W_k\}$ est à valeurs dans \mathbb{R}^m , et une suite d'observations $\{Y_k\}$ à valeurs dans \mathbb{R}^d , vérifiant

$$Y_k = H_k X_k + V_k ,$$

et on suppose que

- la condition initiale X_0 est un vecteur aléatoire gaussien, de moyenne \bar{X}_0 et de matrice de covariance *inversible* Q_0^X ,
- la suite $\{W_k\}$ est un bruit blanc gaussien, de matrice de covariance *inversible* Q_k^W ,
- la suite $\{V_k\}$ est un bruit blanc gaussien, de matrice de covariance *inversible* Q_k^V ,
- la condition initiale X_0 et les suites $\{W_k\}$ et $\{V_k\}$ sont mutuellement indépendants.

On dispose de toutes les observations

$$Y_{0:n} = (Y_0, Y_1, \dots, Y_n) ,$$

et l'objectif est d'estimer de façon optimale le vecteur aléatoire X_k à partir de $Y_{0:n}$, pour un instant k intermédiaire entre l'instant initial 0 et l'instant final n . Si on adopte le critère du minimum de variance, il s'agit donc de calculer la distribution de probabilité

conditionnelle du vecteur aléatoire X_k sachant $Y_{0:n}$. Comme le cadre est gaussien, cette distribution de probabilité conditionnelle est gaussienne, et il suffit de calculer la moyenne

$$\widehat{X}_k^n = \mathbb{E}[X_k | Y_{0:n}] .$$

On suppose que les estimateurs (prédicteur et filtre, respectivement)

$$\widehat{X}_k^- = \mathbb{E}[X_k | Y_{0:k-1}] \quad \text{et} \quad \widehat{X}_k = \mathbb{E}[X_k | Y_{0:k}] ,$$

et les matrices de covariance d'erreur associées

$$P_k^- = \mathbb{E}[(X_k - \widehat{X}_k^-)(X_k - \widehat{X}_k^-)^*] \quad \text{et} \quad P_k = \mathbb{E}[(X_k - \widehat{X}_k)(X_k - \widehat{X}_k)^*] ,$$

ont déjà été calculés dans une première phase et sont disponibles, pour tout instant k intermédiaire entre l'instant initial 0 et l'instant final n .

- (i) **Montrer que $\widehat{X}_n^n = \widehat{X}_n$ pour $k = n$. En d'autres termes, le lisseur et le filtre coïncident à l'instant final.**

SOLUTION

Clairement

$$\widehat{X}_n^n = \mathbb{E}[X_n | Y_{0:n}] = \widehat{X}_n .$$

□

On rappelle que la distribution de probabilité conditionnelle

$$\mathbb{P}[X_0 \in dx_0, \dots, X_n \in dx_n | Y_0, \dots, Y_n] ,$$

est gaussienne, et on suppose que cette distribution de probabilité possède une densité (par rapport à la mesure de Lebesgue), notée $p(x_0, \dots, x_n | Y_0, \dots, Y_n)$.

- (ii) **Montrer que la moyenne conditionnelle $(\widehat{X}_0^n, \dots, \widehat{X}_n^n)$ coïncide avec le mode conditionnel $(X_0^{\text{MAP}}, \dots, X_n^{\text{MAP}})$, également appelé estimateur du maximum a posteriori (MAP), défini comme le maximum de la fonction**

$$(x_0, \dots, x_n) \longmapsto p(x_0, \dots, x_n | Y_0, \dots, Y_n) ,$$

c'est-à-dire

$$(X_0^{\text{MAP}}, \dots, X_n^{\text{MAP}}) = \underset{x_0, \dots, x_n}{\operatorname{argmax}} p(x_0, \dots, x_n | Y_0, \dots, Y_n) .$$

Une densité gaussienne est nécessairement de la forme

$$\frac{1}{\sqrt{\det(2\pi\Sigma)}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x - \mu)^* \Sigma^{-1} (x - \mu)\right\},$$

où le vecteur μ désigne la moyenne, et la matrice Σ symétrique définie positive désigne la matrice de covariance. On remarque que le maximum de cette densité est atteint pour $x = \mu$.

□

On se propose donc dans la suite du problème d'établir les équations pour calculer l'estimateur MAP, défini de manière équivalente comme le minimum de la fonction

$$(x_0, \dots, x_n) \mapsto -\log p(x_0, \dots, x_n \mid Y_0, \dots, Y_n),$$

c'est-à-dire

$$(X_0^{\text{MAP}}, \dots, X_n^{\text{MAP}}) = \underset{x_0, \dots, x_n}{\operatorname{argmin}} \{-\log p(x_0, \dots, x_n \mid Y_0, \dots, Y_n)\}.$$

On rappelle que si la suite $(x_0^{\text{opt}}, \dots, x_k^{\text{opt}})$ atteint le minimum de la fonction

$$(x_0, \dots, x_k) \mapsto -\log p(x_0, \dots, x_k \mid Y_0, \dots, Y_k),$$

alors nécessairement x_k^{opt} atteint le minimum de la fonction

$$x_k \mapsto \min_{x_0, \dots, x_{k-1}} \{-\log p(x_0, \dots, x_{k-1}, x_k \mid Y_0, \dots, Y_k)\},$$

ce qui justifie d'introduire la fonction *valeur*

$$V_k(x_k) = \min_{x_0, \dots, x_{k-1}} \{-\log p(x_0, \dots, x_{k-1}, x_k \mid Y_0, \dots, Y_k)\},$$

pour tout $x_k \in \mathbb{R}^m$. On admet l'expression suivante (à une constante multiplicative près) pour la densité conditionnelle

$$\begin{aligned} p(x_0, \dots, x_{k-1}, x_k \mid Y_0, \dots, Y_k) \\ &= \exp\left\{-\frac{1}{2}(x_0 - \bar{X}_0)^* (Q_0^X)^{-1} (x_0 - \bar{X}_0)\right\} \\ &\quad \prod_{l=1}^k \exp\left\{-\frac{1}{2}(x_l - F_l x_{l-1})^* (Q_l^W)^{-1} (x_l - F_l x_{l-1})\right\} \\ &\quad \prod_{l=0}^k \exp\left\{-\frac{1}{2}(Y_l - H_l x_l)^* (Q_l^Y)^{-1} (Y_l - H_l x_l)\right\}, \end{aligned}$$

valide pour toute suite x_0, \dots, x_k .

(iii) Montrer que la suite $\{V_k\}$ vérifie la relation de récurrence

$$V_k(x_k) = \min_{x_{k-1}} \left\{ V_{k-1}(x_{k-1}) + \frac{1}{2} (x_k - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k - F_k x_{k-1}) \right\} \\ + \frac{1}{2} (Y_k - H_k x_k)^* (Q_k^V)^{-1} (Y_k - H_k x_k) ,$$

pour tout $x_k \in \mathbb{R}^m$, avec la condition initiale

$$V_0(x_0) = \frac{1}{2} (x_0 - \bar{X}_0)^* (Q_0^X)^{-1} (x_0 - \bar{X}_0) \\ + \frac{1}{2} (Y_0 - H_0 x_0)^* (Q_0^V)^{-1} (Y_0 - H_0 x_0) ,$$

pour tout $x_0 \in \mathbb{R}^m$.

SOLUTION

On vérifie que

$$p(x_0, \dots, x_{k-1}, x_k \mid Y_0, \dots, Y_k) \\ = \exp\left\{-\frac{1}{2} (x_0 - \bar{X}_0)^* (Q_0^X)^{-1} (x_0 - \bar{X}_0)\right\} \\ \prod_{l=1}^k \exp\left\{-\frac{1}{2} (x_l - F_l x_{l-1})^* (Q_l^W)^{-1} (x_l - F_l x_{l-1})\right\} \\ \prod_{l=0}^k \exp\left\{-\frac{1}{2} (Y_l - H_l x_l)^* (Q_l^V)^{-1} (Y_l - H_l x_l)\right\} ,$$

à une constante multiplicative près, pour toute suite (x_0, \dots, x_k) . On en déduit que

$$-\log p(x_0, \dots, x_{k-1}, x_k \mid Y_0, \dots, Y_k) \\ = \frac{1}{2} (x_0 - \bar{X}_0)^* (Q_0^X)^{-1} (x_0 - \bar{X}_0) \\ + \frac{1}{2} \sum_{l=1}^k (x_l - F_l x_{l-1})^* (Q_l^W)^{-1} (x_l - F_l x_{l-1}) \\ + \frac{1}{2} \sum_{l=0}^k (Y_l - H_l x_l)^* (Q_l^V)^{-1} (Y_l - H_l x_l) \\ = -\log p(x_0, \dots, x_{k-2}, x_{k-1} \mid Y_0, \dots, Y_{k-1}) \\ + \frac{1}{2} (x_k - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k - F_k x_{k-1}) \\ + \frac{1}{2} (Y_k - H_k x_k)^* (Q_k^V)^{-1} (Y_k - H_k x_k) ,$$

à une constante additive près, pour toute suite (x_0, \dots, x_k) .

En minimisant d'abord par rapport à x_0, \dots, x_{k-2} , on obtient

$$\begin{aligned} & \min_{x_0, \dots, x_{k-2}} \{ -\log p(x_0, \dots, x_{k-1}, x_k \mid Y_0, \dots, Y_k) \} \\ & = V_{k-1}(x_{k-1}) + \frac{1}{2} (x_k - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k - F_k x_{k-1}) \\ & \quad + \frac{1}{2} (Y_k - H_k x_k)^* (Q_k^V)^{-1} (Y_k - H_k x_k) , \end{aligned}$$

pour tout x_{k-1}, x_k . En minimisant ensuite par rapport à x_{k-1} , on obtient

$$\begin{aligned} V_k(x_k) & = \min_{x_0, \dots, x_{k-1}} \{ -\log p(x_0, \dots, x_{k-1}, x_k \mid Y_0, \dots, Y_k) \} \\ & = \min_{x_{k-1}} \{ V_{k-1}(x_{k-1}) + \frac{1}{2} (x_k - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k - F_k x_{k-1}) \} \\ & \quad + \frac{1}{2} (Y_k - H_k x_k)^* (Q_k^V)^{-1} (Y_k - H_k x_k) , \end{aligned}$$

pour tout x_k .

□

La suite $\{V_k\}$ est instrumentale et permet de définir à chaque instant k la fonction

$$I_{k-1}(x_k) = \operatorname{argmin}_{x_{k-1}} \{ V_{k-1}(x_{k-1}) + \frac{1}{2} (x_k - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k - F_k x_{k-1}) \} ,$$

qui s'interprète comme un pointeur vers un état à l'instant précédent ($k-1$).

(iv) Montrer que la suite $\{X_k^{\text{MAP}}\}$ vérifie la relation de récurrence rétrograde

$$X_{k-1}^{\text{MAP}} = I_{k-1}(X_k^{\text{MAP}}) ,$$

avec la condition initiale

$$X_n^{\text{MAP}} = \operatorname{argmin}_{x_n} V_n(x_n) .$$

SOLUTION

Si la suite $(x_0^{\text{opt}}, \dots, x_{n-1}^{\text{opt}}, x_n^{\text{opt}})$ atteint le minimum de la fonction

$$(x_0, \dots, x_{n-1}, x_n) \mapsto -\log p(x_0, \dots, x_{n-1}, x_n \mid Y_0, \dots, Y_n) ,$$

alors nécessairement x_n^{opt} atteint le minimum de la fonction

$$x \mapsto \min_{x_0, \dots, x_{n-1}} \{ -\log p(x_0, \dots, x_{n-1}, x \mid Y_0, \dots, Y_n) \} ,$$

c'est-à-dire que

$$x_n^{\text{opt}} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} V_n(x) .$$

Si la suite $(x_0^{\text{opt}}, \dots, x_{k-1}^{\text{opt}}, x_k^{\text{opt}}, \dots, x_n^{\text{opt}})$ atteint le minimum de la fonction

$$(x_0, \dots, x_{k-1}, x_k, \dots, x_n) \mapsto -\log p(x_0, \dots, x_{k-1}, x_k, \dots, x_n \mid Y_0, \dots, Y_n) ,$$

alors nécessairement la suite $(x_0^{\text{opt}}, \dots, x_{k-1}^{\text{opt}})$ atteint le minimum de la fonction

$$(x_0, \dots, x_{k-1}) \mapsto -\log p(x_0, \dots, x_{k-1}, x_k^{\text{opt}}, \dots, x_n^{\text{opt}} \mid Y_0, \dots, Y_n) .$$

On vérifie que

$$\begin{aligned} & -\log p(x_0, \dots, x_{k-1}, x_k^{\text{opt}}, \dots, x_n^{\text{opt}} \mid Y_0, \dots, Y_n) \\ &= \frac{1}{2} (x_0 - \bar{X}_0)^* (Q_0^X)^{-1} (x_0 - \bar{X}_0) \\ & \quad + \frac{1}{2} \sum_{l=1}^{k-1} (x_l - F_l x_{l-1})^* (Q_l^W)^{-1} (x_l - F_l x_{l-1}) \\ & \quad + \frac{1}{2} (x_k^{\text{opt}} - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k^{\text{opt}} - F_k x_{k-1}) \\ & \quad + \frac{1}{2} \sum_{l=k+1}^n (x_l^{\text{opt}} - F_l x_{l-1}^{\text{opt}})^* (Q_l^W)^{-1} (x_l^{\text{opt}} - F_l x_{l-1}^{\text{opt}}) \\ & \quad + \frac{1}{2} \sum_{l=0}^{k-1} (Y_l - H_l x_l)^* (Q_l^V)^{-1} (Y_l - H_l x_l) \\ & \quad + \frac{1}{2} \sum_{l=k}^n (Y_l - H_l x_l^{\text{opt}})^* (Q_l^V)^{-1} (Y_l - H_l x_l^{\text{opt}}) \\ &= -\log p(x_0, \dots, x_{k-2}, x_{k-1} \mid Y_0, \dots, Y_{k-1}) \\ & \quad + \frac{1}{2} (x_k^{\text{opt}} - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k^{\text{opt}} - F_k x_{k-1}) , \end{aligned}$$

à une constante additive près, pour toute suite (x_0, \dots, x_{k-1}) . On en déduit que la suite $(x_0^{\text{opt}}, \dots, x_{k-1}^{\text{opt}})$ atteint le minimum de la fonction

$$\begin{aligned} (x_0, \dots, x_{k-1}) \mapsto & -\log p(x_0, \dots, x_{k-1} \mid Y_0, \dots, Y_{k-1}) \\ & + \frac{1}{2} (x_k^{\text{opt}} - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k^{\text{opt}} - F_k x_{k-1}) , \end{aligned}$$

et nécessairement x_{k-1}^{opt} atteint le minimum de la fonction

$$\begin{aligned} x \mapsto & \min_{x_0, \dots, x_{k-2}} \{ -\log p(x_0, \dots, x_{k-2}, x \mid Y_0, \dots, Y_{k-1}) \} \\ & + \frac{1}{2} (x_k^{\text{opt}} - F_k x)^* (Q_k^W)^{-1} (x_k^{\text{opt}} - F_k x) , \end{aligned}$$

c'est-à-dire que x_{k-1}^{opt} atteint le minimum de la fonction

$$x \mapsto V_{k-1}(x) + \frac{1}{2} (x_k^{\text{opt}} - F_k x)^* (Q_k^W)^{-1} (x_k^{\text{opt}} - F_k x) ,$$

en d'autres termes

$$x_{k-1}^{\text{opt}} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \{V_{k-1}(x) + \frac{1}{2} (x_k^{\text{opt}} - F_k x)^* (Q_k^W)^{-1} (x_k^{\text{opt}} - F_k x)\} = I_{k-1}(x_k^{\text{opt}}) . \quad \square$$

On propose de montrer par récurrence que la fonction valeur vérifie

$$V_k(x_k) = \frac{1}{2} (x_k - \widehat{X}_k)^* P_k^{-1} (x_k - \widehat{X}_k) , \quad (\star)$$

pour tout $x_k \in \mathbb{R}^m$, à une constante additive près, et que

$$I_{k-1}(x_k) = \widehat{X}_{k-1} + L_k (x_k - \widehat{X}_k^-) \quad \text{avec} \quad L_k = P_{k-1} F_k^* (P_k^-)^{-1} ,$$

pour tout $x_k \in \mathbb{R}^m$.

**(v) On suppose que l'hypothèse de récurrence (\star) est vérifiée à l'instant $(k-1)$.
Montrer que**

$$\begin{aligned} \min_{x_{k-1}} \{V_{k-1}(x_{k-1}) + \frac{1}{2} (x_k - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k - F_k x_{k-1})\} \\ = \frac{1}{2} (x_k - \widehat{X}_k^-)^* (P_k^-)^{-1} (x_k - \widehat{X}_k^-) , \end{aligned}$$

et que

$$\begin{aligned} I_{k-1}(x_k) &= \underset{x_{k-1}}{\operatorname{argmin}} \{V_{k-1}(x_{k-1}) + \frac{1}{2} (x_k - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k - F_k x_{k-1})\} \\ &= \widehat{X}_{k-1} + L_k (x_k - \widehat{X}_k^-) , \end{aligned}$$

pour tout $x_k \in \mathbb{R}^m$.

SOLUTION

Si l'hypothèse de récurrence est vérifiée à l'instant $(k-1)$, alors

$$\begin{aligned} &V_{k-1}(x_{k-1}) + \frac{1}{2} (x_k - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k - F_k x_{k-1}) \\ &= \frac{1}{2} (x_{k-1} - \widehat{X}_{k-1})^* P_{k-1}^{-1} (x_{k-1} - \widehat{X}_{k-1}) \\ &\quad + \frac{1}{2} (x_k - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k - F_k x_{k-1}) \\ &= \frac{1}{2} x_{k-1}^* (P_{k-1}^{-1} + F_k (Q_k^W)^{-1} F_k^*) x_{k-1} \\ &\quad - (P_{k-1}^{-1} \widehat{X}_{k-1} + F_k^* (Q_k^W)^{-1} x_k)^* x_{k-1} \\ &\quad + \frac{1}{2} (\widehat{X}_{k-1}^* P_{k-1}^{-1} \widehat{X}_{k-1} + x_k^* (Q_k^W)^{-1} x_k) \\ &= \frac{1}{2} x_{k-1}^* A x_{k-1} - b^* x_{k-1} + \frac{1}{2} c \\ &= \frac{1}{2} (x_{k-1} - A^{-1} b)^* A (x_{k-1} - A^{-1} b) + \frac{1}{2} (c - b^* A^{-1} b) , \end{aligned}$$

avec

$$\begin{aligned} A &= P_{k-1}^{-1} + F_k (Q_k^W)^{-1} F_k^* , \\ b &= P_{k-1}^{-1} \widehat{X}_{k-1} + F_k^* (Q_k^W)^{-1} x_k , \\ c &= \widehat{X}_{k-1}^* P_{k-1}^{-1} \widehat{X}_{k-1} + x_k^* (Q_k^W)^{-1} x_k , \end{aligned}$$

et on en conclut immédiatement que

$$\min_{x_{k-1}} \{V_{k-1}(x_{k-1}) + \frac{1}{2} (x_k - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k - F_k x_{k-1})\} = \frac{1}{2} (c - b^* A^{-1} b) ,$$

et

$$I_{k-1}(x_k) = \operatorname{argmin}_{x_{k-1}} \{V_{k-1}(x_{k-1}) + \frac{1}{2} (x_k - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k - F_k x_{k-1})\} = A^{-1} b .$$

Il suffit donc d'évaluer le vecteur $A^{-1} b$ et le scalaire $\frac{1}{2} (c - b^* A^{-1} b)$.

On a d'abord, en utilisant d'après le lemme d'inversion matricielle

$$\begin{aligned} A^{-1} &= (P_{k-1}^{-1} + F_k (Q_k^W)^{-1} F_k^*)^{-1} \\ &= P_{k-1} - P_{k-1} F_k^* (F_k^* P_{k-1} F_k + Q_k^W)^{-1} F_k P_{k-1} \\ &= P_{k-1} - P_{k-1} F_k^* (P_k^-)^{-1} F_k P_{k-1} = (I - L_k F_k) P_{k-1} , \end{aligned}$$

et on en déduit que

$$A^{-1} b = (I - L_k F_k) P_{k-1} (P_{k-1}^{-1} \widehat{X}_{k-1} + F_k^* (Q_k^W)^{-1} x_k) .$$

On vérifie que

$$(I - L_k F_k) \widehat{X}_{k-1} = \widehat{X}_{k-1} - L_k \widehat{X}_k^- ,$$

et

$$\begin{aligned} (I - L_k F_k) P_{k-1} F_k^* &= P_{k-1} F_k^* - L_k (F_k P_{k-1} F_k^* + Q_k^W - Q_k^W) \\ &= P_{k-1} F_k^* - L_k P_k^- + L_k Q_k^W = L_k Q_k^W , \end{aligned}$$

compte tenu que $L_k P_k^- = P_{k-1} F_k^*$, de sorte que

$$A^{-1} b = (I - L_k F_k) \widehat{X}_{k-1} + L_k x_k = \widehat{X}_{k-1} + L_k (x_k - \widehat{X}_k^-) .$$

Par ailleurs

$$\begin{aligned} b^* A^{-1} b &= (P_{k-1}^{-1} \widehat{X}_{k-1} + F_k^* (Q_k^W)^{-1} x_k)^* ((I - L_k F_k) \widehat{X}_{k-1} + L_k x_k) \\ &= x_k^* (Q_k^W)^{-1} F_k L_k x_k \\ &\quad + \widehat{X}_{k-1}^* P_{k-1}^{-1} L_k x_k + x_k^* (Q_k^W)^{-1} F_k (I - L_k F_k) \widehat{X}_{k-1} \\ &\quad + \widehat{X}_{k-1}^* P_{k-1}^{-1} (I - L_k F_k) \widehat{X}_{k-1} , \end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned} \frac{1}{2}(c - b^* A^{-1} b) &= \frac{1}{2} x_k^* (Q_k^W)^{-1} (I - F_k L_k) x_k \\ &\quad - \frac{1}{2} \widehat{X}_{k-1}^* P_{k-1}^{-1} L_k x_k - \frac{1}{2} x_k^* (Q_k^W)^{-1} (I - F_k L_k) F_k \widehat{X}_{k-1} \\ &\quad + \frac{1}{2} \widehat{X}_{k-1}^* P_{k-1}^{-1} L_k F_k \widehat{X}_{k-1} . \end{aligned}$$

On vérifie que

$$F_k L_k = F_k P_{k-1} F_k^* (P_k^-)^{-1} = (F_k P_{k-1} F_k^* + Q_k^W - Q_k^W) (P_k^-)^{-1} = I - Q_k^W (P_k^-)^{-1} ,$$

donc

$$(Q_k^W)^{-1} (I - F_k L_k) = (P_k^-)^{-1} ,$$

et

$$P_{k-1}^{-1} L_k = F_k^* (P_k^-)^{-1} .$$

On en déduit que

$$\begin{aligned} \frac{1}{2}(c - b^* A^{-1} b) &= \frac{1}{2} x_k^* (P_k^-)^{-1} x_k \\ &\quad - \frac{1}{2} \widehat{X}_{k-1}^* F_k^* (P_k^-)^{-1} x_k - \frac{1}{2} x_k^* (P_k^-)^{-1} F_k \widehat{X}_{k-1} \\ &\quad + \frac{1}{2} \widehat{X}_{k-1}^* F_k^* (P_k^-)^{-1} F_k \widehat{X}_{k-1} \\ &= \frac{1}{2} (x_k - \widehat{X}_k^-)^* (P_k^-)^{-1} (x_k - \widehat{X}_k^-) . \quad \square \end{aligned}$$

□

(vi) En utilisant la relation de récurrence établie à la question (iii), montrer que

$$\begin{aligned} V_k(x_k) &= \min_{x_{k-1}} \{V_{k-1}(x_{k-1}) + \frac{1}{2} (x_k - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k - F_k x_{k-1})\} \\ &\quad + \frac{1}{2} (Y_k - H_k x_k)^* (Q_k^V)^{-1} (Y_k - H_k x_k) \\ &= \frac{1}{2} (x_k - \widehat{X}_k)^* P_k^{-1} (x_k - \widehat{X}_k) , \end{aligned}$$

pour tout $x_k \in \mathbb{R}^m$, c'est-à-dire que l'hypothèse de récurrence (\star) est vérifiée à l'instant k .

SOLUTION

En utilisant l'expression obtenue à la question précédente, on obtient

$$\begin{aligned}
V_k(x_k) &= \min_{x_{k-1}} \{V_{k-1}(x_{k-1}) + \frac{1}{2} (x_k - F_k x_{k-1})^* (Q_k^W)^{-1} (x_k - F_k x_{k-1})\} \\
&\quad + \frac{1}{2} (Y_k - H_k x_k)^* (Q_k^V)^{-1} (Y_k - H_k x_k) \\
&= \frac{1}{2} (x_k - \widehat{X}_k^-)^* (P_k^-)^{-1} (x_k - \widehat{X}_k^-) \\
&\quad + \frac{1}{2} (Y_k - H_k x_k)^* (Q_k^V)^{-1} (Y_k - H_k x_k) \\
&= \frac{1}{2} x_k^* ((P_k^-)^{-1} + H_k^* (Q_k^V)^{-1} H_k) x_k \\
&\quad - ((P_k^-)^{-1} \widehat{X}_k^- + H_k^* (Q_k^V)^{-1} Y_k)^* x_k \\
&\quad + \frac{1}{2} ((\widehat{X}_k^-)^* (P_k^-)^{-1} \widehat{X}_k^- + Y_k^* (Q_k^V)^{-1} Y_k) \\
&= \frac{1}{2} x_k^* A x_k - b^* x_k + \frac{1}{2} c \\
&= \frac{1}{2} (x_k - A^{-1} b)^* A (x_k - A^{-1} b) + \frac{1}{2} (c - b^* A^{-1} b) ,
\end{aligned}$$

avec

$$\begin{aligned}
A &= (P_k^-)^{-1} + H_k (Q_k^V)^{-1} H_k^* , \\
b &= (P_k^-)^{-1} \widehat{X}_k^- + H_k^* (Q_k^V)^{-1} Y_k , \\
c &= (\widehat{X}_k^-)^* (P_k^-)^{-1} \widehat{X}_k^- + Y_k^* (Q_k^V)^{-1} Y_k .
\end{aligned}$$

Il suffit donc d'évaluer la matrice A^{-1} et le vecteur $A^{-1} b$.

On a d'abord, en utilisant d'après le lemme d'inversion matricielle

$$\begin{aligned}
A^{-1} &= ((P_k^-)^{-1} + H_k (Q_k^V)^{-1} H_k^*)^{-1} \\
&= P_k^- - P_k^- H_k^* (H_k^* P_k^- H_k + Q_k^V)^{-1} H_k P_k^- \\
&= (I - K_k H_k) P_k^- = P_k ,
\end{aligned}$$

et on en déduit que

$$A^{-1} b = (I - K_k H_k) P_k^- ((P_k^-)^{-1} \widehat{X}_k^- + H_k^* (Q_k^V)^{-1} Y_k) .$$

On vérifie que

$$\begin{aligned}
&(I - K_k H_k) P_k^- H_k^* \\
&= P_k^- H_k^* - P_k^- H_k^* (H_k P_k^- H_k^* + Q_k^V)^{-1} (H_k P_k^- H_k^* + Q_k^V - Q_k^V) \\
&= P_k^- H_k^* - P_k^- H_k^* + K_k Q_k^V = K_k Q_k^V ,
\end{aligned}$$

de sorte que

$$A^{-1} b = (I - K_k H_k) \widehat{X}_k^- + K_k Y_k = \widehat{X}_k^- + K_k (Y_k - H_k \widehat{X}_k^-) = \widehat{X}_k^- ,$$

c'est-à-dire que l'hypothèse de récurrence est vérifiée à l'instant k .

□

(vii) Montrer que la relation de récurrence rétrograde établie à la question (iv) pour la suite $\{X_k^{\text{MAP}}\}$ peut être reformulée comme

$$X_{k-1}^{\text{MAP}} = \widehat{X}_{k-1} + L_k (X_k^{\text{MAP}} - \widehat{X}_k^-),$$

avec la condition initiale $X_n^{\text{MAP}} = \widehat{X}_n$.

SOLUTION

On vérifie que

$$X_k^{\text{MAP}} = I_{k-1}(X_{k-1}^{\text{MAP}}) = \widehat{X}_{k-1} + L_k (X_k^{\text{MAP}} - \widehat{X}_k^-),$$

et

$$X_n^{\text{MAP}} = \operatorname{argmin}_{x_n} V_n(x_n) = \widehat{X}_n. \quad \square$$

□