

Université de Rennes 1
DEA STIR
Signal — Télécommunications — Images — Radar
Option Signal

Examen du cours
“Filtre de Kalman et modèles de Markov cachés”
Mardi 17 décembre 2002, 10:30 à 12:00
— Corrigé —

PROBLÈME :

L’objectif de ce problème est d’établir par une autre méthode, et de généraliser, les équations du filtre non-linéaire optimal. Soit $\{X_n\}$ une chaîne de Markov à valeurs dans $E = \mathbb{R}^m$, de noyau de probabilités de transition $Q(x, dx')$, et pour tout $n \geq 0$, soit g_n une fonction strictement positive définie sur E .

Pour tout $n \geq 0$, on considère les mesures positives $\gamma_n(dx)$ et $\gamma_n^-(dx)$ sur E , définies par les formules de Feynman-Kac

$$\langle \gamma_n, f \rangle = \int_E f(x) \gamma_n(dx) = \mathbb{E}[f(X_n) \prod_{k=0}^n g_k(X_k)],$$

et

$$\langle \gamma_n^-, f \rangle = \int_E f(x) \gamma_n^-(dx) = \mathbb{E}[f(X_n) \prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)],$$

respectivement, pour toute fonction test f définie sur E . A partir de $\gamma_n(dx)$ et $\gamma_n^-(dx)$, on peut obtenir par normalisation les distributions de probabilité $\mu_n(dx)$ et $\mu_n^-(dx)$ sur E , définies par

$$\mu_n(dx) = \frac{\gamma_n(dx)}{\langle \gamma_n, 1 \rangle} \quad \text{et} \quad \mu_n^-(dx) = \frac{\gamma_n^-(dx)}{\langle \gamma_n^-, 1 \rangle}.$$

(i) **En considérant la fonction $f \equiv 1$, montrer que**

$$\langle \gamma_n, 1 \rangle = \langle \gamma_n^-, g_n \rangle \quad \text{et} \quad \langle \gamma_n^-, 1 \rangle = \langle \gamma_{n-1}, 1 \rangle.$$

SOLUTION

Par définition

$$\langle \gamma_n, 1 \rangle = \mathbb{E}\left[\prod_{k=0}^n g_k(X_k)\right] = \mathbb{E}[g_n(X_n) \prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)] = \langle \gamma_n^-, g_n \rangle ,$$

et

$$\langle \gamma_n^-, 1 \rangle = \mathbb{E}\left[\prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)\right] = \langle \gamma_{n-1}, 1 \rangle .$$

□

(ii) En déduire que

$$\langle \gamma_n, 1 \rangle = \prod_{k=0}^n \langle \mu_k^-, g_k \rangle .$$

SOLUTION

D'après la réponse à la question (i), on a

$$\langle \gamma_n, 1 \rangle = \langle \gamma_n^-, g_n \rangle = \frac{\langle \gamma_n^-, g_n \rangle}{\langle \gamma_n^-, 1 \rangle} \langle \gamma_n^-, 1 \rangle = \langle \mu_n^-, g_n \rangle \langle \gamma_{n-1}, 1 \rangle ,$$

et en itérant cette identité, on obtient

$$\langle \gamma_n, 1 \rangle = \langle \mu_n^-, g_n \rangle \cdots \langle \mu_1^-, g_1 \rangle \langle \gamma_0, 1 \rangle .$$

Avec la convention

$$\langle \gamma_0^-, f \rangle = \mathbb{E}[f(X_0)] ,$$

pour toute fonction test f définie sur E , il vient

$$\langle \gamma_0, 1 \rangle = \langle \gamma_0^-, g_0 \rangle = \frac{\langle \gamma_0^-, g_0 \rangle}{\langle \gamma_0^-, 1 \rangle} \langle \gamma_0^-, 1 \rangle = \langle \mu_0^-, g_0 \rangle .$$

On en déduit que

$$\langle \gamma_n, 1 \rangle = \langle \mu_n^-, g_n \rangle \cdots \langle \mu_1^-, g_1 \rangle \langle \mu_0^-, g_0 \rangle = \prod_{k=0}^n \langle \mu_k^-, g_k \rangle .$$

□

(iii) En déduire qu'il est possible de définir les mesures positives $\gamma_n(dx)$ et $\gamma_n^-(dx)$ à partir des distributions de probabilité $\mu_n(dx)$ et $\mu_n^-(dx)$.

SOLUTION

Par définition, les distributions de probabilité $\mu_n(dx)$ et $\mu_n^-(dx)$ sont obtenues par normalisation des mesures positives $\gamma_n(dx)$ et $\gamma_n^-(dx)$. Inversement,

$$\gamma_n(dx) = \mu_n(dx) \langle \gamma_n, 1 \rangle = \mu_n(dx) \prod_{k=0}^n \langle \mu_k^-, g_k \rangle ,$$

et

$$\gamma_n^-(dx) = \mu_n^-(dx) \langle \gamma_n^-, 1 \rangle = \mu_n^-(dx) \langle \gamma_{n-1}, 1 \rangle = \mu_n^-(dx) \prod_{k=0}^{n-1} \langle \mu_k^-, g_k \rangle ,$$

c'est-à-dire que les mesures positives $\gamma_n(dx)$ et $\gamma_n^-(dx)$ peuvent être définies à partir des distributions de probabilités $\mu_n(dx)$ et $\mu_n^-(dx)$.

□

(iv) **Montrer que**

$$\langle \gamma_n, f \rangle = \langle \gamma_n^-, g_n f \rangle \quad \text{et} \quad \langle \gamma_n^-, f \rangle = \langle \gamma_{n-1}, Q f \rangle ,$$

pour toute fonction test f définie sur E .

SOLUTION

Pour toute fonction test f définie sur E

$$\langle \gamma_n, f \rangle = \mathbb{E}[f(X_n) \prod_{k=0}^n g_k(X_k)] = \mathbb{E}[f(X_n) g_n(X_n) \prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)] = \langle \gamma_n^-, g_n f \rangle ,$$

et

$$\begin{aligned} \langle \gamma_n^-, f \rangle &= \mathbb{E}[f(X_n) \prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[f(X_n) \mid X_0, \dots, X_{n-1}] \prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)] \\ &= \mathbb{E}[Q f(X_{n-1}) \prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)] = \langle \gamma_{n-1}, Q f \rangle , \end{aligned}$$

compte tenu que

$$\mathbb{E}[f(X_n) \mid X_0, \dots, X_{n-1}] = \mathbb{E}[f(X_n) \mid X_{n-1}] = Q f(X_{n-1}) ,$$

d'après la propriété de Markov.

□

(v) **En déduire que**

$$\mu_n(dx') = \frac{g_n(x') \mu_n^-(dx')}{\langle \mu_n^-, g_n \rangle} \quad \text{et} \quad \mu_n^-(dx') = \int_E \mu_{n-1}(dx) Q(x, dx') .$$

SOLUTION

On déduit de la réponse à la question (iv) que

$$\langle \mu_n, f \rangle = \frac{\langle \gamma_n, f \rangle}{\langle \gamma_n, 1 \rangle} = \frac{\langle \gamma_n^-, g_n f \rangle}{\langle \gamma_n^-, g_n \rangle} = \frac{\langle \mu_n^-, g_n f \rangle}{\langle \mu_n^-, g_n \rangle} ,$$

pour toute fonction test f définie sur E , c'est-à-dire que

$$\mu_n(dx') = \frac{g_n(x') \mu_n^-(dx')}{\langle \mu_n^-, g_n \rangle} .$$

De même

$$\langle \mu_n^-, f \rangle = \frac{\langle \gamma_n^-, f \rangle}{\langle \gamma_n^-, 1 \rangle} = \frac{\langle \gamma_{n-1}, Q f \rangle}{\langle \gamma_{n-1}, 1 \rangle} = \langle \mu_{n-1}, Q f \rangle = \int_E \int_E \mu_{n-1}(dx) Q(x, dx') f(x') ,$$

pour toute fonction test f définie sur E , c'est-à-dire que

$$\mu_n^-(dx') = \int_E \mu_{n-1}(dx) Q(x, dx') .$$

□

Plus généralement, on considère les mesures $\sigma_n(dx)$ et $\sigma_n^-(dx)$ sur E , définies par

$$\langle \sigma_n, f \rangle = \int_E f(x) \sigma_n(dx) = \mathbb{E}[f(X_n) [\sum_{k=0}^n c_k(X_k)] \prod_{k=0}^n g_k(X_k)] ,$$

et

$$\langle \sigma_n^-, f \rangle = \int_E f(x) \sigma_n^-(dx) = \mathbb{E}[f(X_n) [\sum_{k=0}^{n-1} c_k(X_k)] \prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)] ,$$

respectivement, pour toute fonction test f définie sur E , et les versions normalisées $\rho_n(dx)$ et $\rho_n^-(dx)$, définies par

$$\rho_n(dx) = \frac{\sigma_n(dx)}{\langle \gamma_n, 1 \rangle} \quad \text{et} \quad \rho_n^-(dx) = \frac{\sigma_n^-(dx)}{\langle \gamma_n^-, 1 \rangle} .$$

(vi) **Montrer que**

$$\langle \sigma_n, f \rangle = \langle \sigma_n^-, g_n f \rangle + \langle \gamma_n^-, c_n g_n f \rangle \quad \text{et} \quad \langle \sigma_n^-, f \rangle = \langle \sigma_{n-1}, Q f \rangle ,$$

pour toute fonction test f définie sur E .

Pour toute fonction test f définie sur E

$$\begin{aligned}
 \langle \sigma_n, f \rangle &= \mathbb{E}[f(X_n) \left[\sum_{k=0}^n c_k(X_k) \right] \prod_{k=0}^n g_k(X_k)] \\
 &= \mathbb{E}[f(X_n) \left[\sum_{k=0}^{n-1} c_k(X_k) + c_n(X_n) \right] g_n(X_n) \prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)] \\
 &= \mathbb{E}[f(X_n) g_n(X_n) \left[\sum_{k=0}^{n-1} c_k(X_k) \right] \prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)] \\
 &\quad + \mathbb{E}[f(X_n) c_n(X_n) g_n(X_n) \prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)] \\
 &= \langle \sigma_n^-, g_n f \rangle + \langle \gamma_n^-, c_n g_n f \rangle,
 \end{aligned}$$

et de même, en raisonnant comme au point (iv)

$$\begin{aligned}
 \langle \sigma_n^-, f \rangle &= \mathbb{E}[f(X_n) \left[\sum_{k=0}^{n-1} c_k(X_k) \right] \prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)] \\
 &= \mathbb{E}[\mathbb{E}[f(X_n) \mid X_0, \dots, X_{n-1}] \left[\sum_{k=0}^{n-1} c_k(X_k) \right] \prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)] \\
 &= \mathbb{E}[Q f(X_{n-1}) \left[\sum_{k=0}^{n-1} c_k(X_k) \right] \prod_{k=0}^{n-1} g_k(X_k)] = \langle \sigma_{n-1}, Q f \rangle.
 \end{aligned}$$

□

(vii) **En déduire que**

$$\rho_n(dx') = \frac{g_n(x') \rho_n^-(dx')}{\langle \mu_n^-, g_n \rangle} + \frac{c_n(x') g_n(x') \mu_n^-(dx')}{\langle \mu_n^-, g_n \rangle},$$

et

$$\rho_n^-(dx') = \int_E \rho_{n-1}(dx) Q(x, dx').$$

On déduit de la réponse à la question (vi) que

$$\langle \rho_n, f \rangle = \frac{\langle \sigma_n, f \rangle}{\langle \gamma_n, 1 \rangle} = \frac{\langle \sigma_n^-, g_n f \rangle}{\langle \gamma_n^-, g_n \rangle} + \frac{\langle \gamma_n^-, c_n g_n f \rangle}{\langle \gamma_n^-, g_n \rangle} = \frac{\langle \rho_n^-, g_n f \rangle}{\langle \mu_n^-, g_n \rangle} + \frac{\langle \mu_n^-, c_n g_n f \rangle}{\langle \mu_n^-, g_n \rangle},$$

pour toute fonction test f définie sur E , c'est-à-dire que

$$\rho_n(dx') = \frac{g_n(x') \rho_n^-(dx')}{\langle \mu_n^-, g_n \rangle} + \frac{c_n(x') g_n(x') \mu_n^-(dx')}{\langle \mu_n^-, g_n \rangle} .$$

De même

$$\langle \rho_n^-, f \rangle = \frac{\langle \sigma_n^-, f \rangle}{\langle \gamma_n^-, 1 \rangle} = \frac{\langle \sigma_{n-1}, Q f \rangle}{\langle \gamma_{n-1}, 1 \rangle} = \langle \rho_{n-1}, Q f \rangle = \int_E \int_E \rho_{n-1}(dx) Q(x, dx') f(x') ,$$

pour toute fonction test f définie sur E , c'est-à-dire que

$$\rho_n^-(dx') = \int_E \rho_{n-1}(dx) Q(x, dx') .$$

□

Application au filtrage On suppose que la chaîne de Markov $\{X_n\}$ n'est pas observée directement, mais qu'on dispose d'une suite d'observations $\{Y_n\}$ à valeurs dans $F = \mathbb{R}^d$, vérifiant la propriété de *canal sans mémoire*, avec la probabilité d'émission

$$\mathbb{P}[Y_n \in dy \mid X_n = x] = \bar{g}_n(x, y) dy .$$

(viii) **Montrer que la loi jointe des états cachés (X_0, \dots, X_n) et des observations (Y_0, \dots, Y_n) vérifie**

$$\begin{aligned} \mathbb{P}[X_0 \in dx_0, \dots, X_n \in dx_n, Y_0 \in dy_0, \dots, Y_n \in dy_n] \\ = \mathbb{P}[X_0 \in dx_0, \dots, X_n \in dx_n] \prod_{k=0}^n \bar{g}_k(x_k, y_k) dy_0 \cdots dy_n , \end{aligned}$$

et que

$$\mathbb{P}[Y_0 \in dy_0, \dots, Y_n \in dy_n] = \mathbb{E} \left[\prod_{k=0}^n \bar{g}_k(X_k, y_k) \right] dy_0 \cdots dy_n .$$

SOLUTION

D'après la formule de Bayes, et d'après la propriété de canal sans mémoire

$$\begin{aligned} \mathbb{P}[X_0 \in dx_0, \dots, X_n \in dx_n, Y_0 \in dy_0, \dots, Y_n \in dy_n] \\ = \mathbb{P}[Y_0 \in dy_0, \dots, Y_n \in dy_n \mid X_0 = x_0, \dots, X_n = x_n] \mathbb{P}[X_0 \in dx_0, \dots, X_n \in dx_n] \\ = \mathbb{P}[X_0 \in dx_0, \dots, X_n \in dx_n] \prod_{k=0}^n \bar{g}_k(x_k, y_k) dy_0 \cdots dy_n . \end{aligned}$$

En intégrant par rapport aux variables x_0, \dots, x_n , on obtient

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}[Y_0 \in dy_0, \dots, Y_n \in dy_n] \\ &= \int_E \cdots \int_E \prod_{k=0}^n \bar{g}_k(x_k, y_k) \mathbb{P}[X_0 \in dx_0, \dots, X_n \in dx_n] dy_0 \cdots dy_n \\ &= \mathbb{E}\left[\prod_{k=0}^n \bar{g}_k(X_k, y_k)\right] dy_0 \cdots dy_n . \end{aligned}$$

□

(ix) **En déduire que la loi conditionnelle jointe des états cachés (X_0, \dots, X_n) sachant $(Y_0 = y_0, \dots, Y_n = y_n)$ vérifie**

$$\mathbb{E}[f_n(X_0, \dots, X_n) \mid Y_0 = y_0, \dots, Y_n = y_n] = \frac{\mathbb{E}[f_n(X_0, \dots, X_n) \prod_{k=0}^n \bar{g}_k(X_k, y_k)]}{\mathbb{E}[\prod_{k=0}^n \bar{g}_k(X_k, y_k)]} ,$$

pour toute fonction test f_n définie sur l'espace produit $E^{n+1} = \underbrace{E \times \cdots \times E}_{(n+1) \text{ fois}}$.

SOLUTION

D'après la réponse à la question (viii) et d'après la formule de Bayes, il vient

$$\begin{aligned} & f_n(x_0, \dots, x_n) \mathbb{P}[X_0 \in dx_0, \dots, X_n \in dx_n, Y_0 \in dy_0, \dots, Y_n \in dy_n] \\ &= f_n(x_0, \dots, x_n) \mathbb{P}[X_0 \in dx_0, \dots, X_n \in dx_n] \prod_{k=0}^n \bar{g}_k(x_k, y_k) dy_0 \cdots dy_n \\ &= f_n(x_0, \dots, x_n) \mathbb{P}[X_0 \in dx_0, \dots, X_n \in dx_n \mid Y_0 = y_0, \dots, Y_n = y_n] \end{aligned}$$

$$\mathbb{P}[Y_0 \in dy_0, \dots, Y_n \in dy_n] ,$$

pour toute fonction test f_n définie sur l'espace produit E^{n+1} . En intégrant par rapport aux variables x_0, \dots, x_n , on obtient

$$\begin{aligned} & \int_E \cdots \int_E f_n(x_0, \dots, x_n) \prod_{k=0}^n \bar{g}_k(x_k, y_k) \mathbb{P}[X_0 \in dx_0, \dots, X_n \in dx_n] dy_0 \cdots dy_n \\ &= \int_E \cdots \int_E f_n(x_0, \dots, x_n) \mathbb{P}[X_0 \in dx_0, \dots, X_n \in dx_n \mid Y_0 = y_0, \dots, Y_n = y_n] \\ & \quad \mathbb{P}[Y_0 \in dy_0, \dots, Y_n \in dy_n] , \end{aligned}$$

c'est-à-dire que

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}[f_n(X_0, \dots, X_n) \prod_{k=0}^n \bar{g}_k(X_k, y_k)] dy_0 \cdots dy_n \\ &= \mathbb{E}[f_n(X_0, \dots, X_n) | Y_0 = y_0, \dots, Y_n = y_n] \mathbb{E}[\prod_{k=0}^n \bar{g}_k(X_k, y_k)] dy_0 \cdots dy_n . \end{aligned}$$

On en déduit que

$$\mathbb{E}[f_n(X_0, \dots, X_n) | Y_0 = y_0, \dots, Y_n = y_n] = \frac{\mathbb{E}[f_n(X_0, \dots, X_n) \prod_{k=0}^n \bar{g}_k(X_k, y_k)]}{\mathbb{E}[\prod_{k=0}^n \bar{g}_k(X_k, y_k)]} .$$

□

Pour tout $k \geq 0$, on introduit la fonction strictement positive g_k , définie par la relation $g_k(x) = \bar{g}_k(x, y_k)$ pour tout $x \in E$.

(x) **Déduire de la question (ix) que la loi conditionnelle de l'état caché X_n sachant $(Y_0 = y_0, \dots, Y_n = y_n)$ vérifie**

$$\mathbb{E}[f(X_n) | Y_0 = y_0, \dots, Y_n = y_n] = \frac{\mathbb{E}[f(X_n) \prod_{k=0}^n g_k(X_k)]}{\mathbb{E}[\prod_{k=0}^n g_k(X_k)]} ,$$

pour toute fonction test f définie sur E .

SOLUTION

En particulier pour la fonction test f_n définie sur l'espace produit E^{n+1} par la relation

$$f_n(x_0, \dots, x_n) = f(x_n) ,$$

où f est une fonction test définie sur E , il vient

$$\mathbb{E}[f(X_n) | Y_0 = y_0, \dots, Y_n = y_n] = \frac{\mathbb{E}[f(X_n) \prod_{k=0}^n g_k(X_k)]}{\mathbb{E}[\prod_{k=0}^n g_k(X_k)]} ,$$

où pour tout $k \geq 0$, la fonction g_k est définie par la relation

$$g_k(x) = \bar{g}_k(x, y_k) .$$

□

(xi) En déduire que la réponse à la question (v) permet de retrouver les équations du filtre non-linéaire optimal .

SOLUTION

On remarque que

$$\mathbb{E}[f(X_n) \mid Y_0 = y_0, \dots, Y_n = y_n] = \frac{\mathbb{E}[f(X_n) \prod_{k=0}^n g_k(X_k)]}{\mathbb{E}[\prod_{k=0}^n g_k(X_k)]} = \frac{\langle \gamma_n, f \rangle}{\langle \gamma_n, 1 \rangle} = \langle \mu_n, f \rangle ,$$

et on déduit de la réponse à la question (v) que

$$\mu_n(dx') = \frac{g_n(x') \mu_n^-(dx')}{\langle \mu_n^-, g_n \rangle} ,$$

et

$$\mu_n^-(dx') = \int_E \mu_{n-1}(dx) Q(x, dx') .$$

□