

РОЗДІЛ 7

7.2. Фільтр Калмана-Б'юсі

За допомогою результатів детермінованої теорії керування була визначена функція u , яка дає найкращу оцінку. Запишемо цей результат так, щоб отримати для оцінки стохастичне диференціальне рівняння.

Оцінка задається формулою:

$$\hat{a}^T x(t_1) = - \int_{t_0}^{t_1} u^T(t) dy(t) + b^T m,$$

де u визначається за (7.19).

Щоб отримати для оцінки стохастичне диференціальне рівняння, продиференціюємо (7.5). Зауважимо, що u і b неявно залежать від t_1 . Тому перепишемо (7.5) в такому вигляді, в якому ця залежність буде явною.

Із рівнянь (7.6), (7.19) знаходимо:

$$\frac{dz}{dt} = -A^T z - C^T u = -(A - KC)^T z. \quad (7.22)$$

Нехай $y(t, t_1)$ - розв'язок диференціального рівняння

$$\frac{dy}{dt} = (A - KC)y, \quad (7.23)$$

$$y(t_1, t_1) = E, \quad (7.24)$$

де E – одинична матриця відповідної розмірності.

Тоді розв'язок рівняння (7.22) з початковою умовою

$$z(t_1) = a, \quad (7.25)$$

дорівнює:

$$z(t) = y^T(t_1, t)a. \quad (7.26)$$

Тоді

$$u(t) = -K^T y^T(t_1, t)a, \quad (7.27)$$

$$b = y^T(t_1, t_0)a. \quad (7.28)$$

Вираз (7.5) для оцінки прийме вигляд:

$$\hat{x}(t_1) = a^T \int_{t_0}^{t_1} \mathbf{y}(t_1, t) K dy(t) + a^T \mathbf{y}(t_1, t_0) m. \quad (7.29)$$

Значить, якщо виберемо

$$\hat{x}(t_1) = \int_{t_0}^{t_1} \mathbf{y}(t_1, t) K dy(t) + \mathbf{y}(t_1, t_0) m, \quad (7.30)$$

то отримаємо оцінку \hat{x} таку, що середньоквадратична похибка оцінки буде мінімальною при всіх a .

Диференціюємо (7.30) і отримаємо

$$\begin{aligned} d\hat{x}(t_1) &= \left[\int_{t_0}^{t_1} \frac{\partial \mathbf{y}(t_1, t)}{\partial t_1} K dy(t) + \frac{\partial \mathbf{y}(t_1, t_0)}{\partial t_1} m \right] dt_1 + K dy(t_1) = \\ &= (A - KC) \hat{x}(t_1) dt_1 + K dy(t_1) = \\ &= A \hat{x}(t_1) dt_1 + K [dy(t_1) - C \hat{x}(t_1) dt_1]. \end{aligned} \quad (7.31)$$

Значить, лінійна, що мінімізує середньоквадратичну похибку оцінювання, задовольняє лінійному стохастичному диференціальному рівнянню (7.31). Початкове значення отримаємо із врахуванням умови (7.30):

$$\hat{x}(t_0) = m. \quad (7.32)$$

Відніmemo (7.31) із (7.1) і знайдемо, що похибка оцінювання задовольняє лінійному стохастичному диференційному рівнянню:

$$d\tilde{x} = (A - KC) \tilde{x} dt + dv - K de, \quad (7.33)$$

де $\tilde{x}(t) = x(t) - \hat{x}(t)$ - вектор похибки оцінювання.

Для коваріації похибки оцінювання можна отримати диференціальне рівняння

$$\begin{aligned} \frac{dQ}{dt} &= AQ + QA^T + R_1 - KCQ - QC^T K^T + KR_2 K^T = \\ &= AQ + QA^T + R_1 - PC^T R_2^{-1} CQ - \\ &\quad - QC^T R_2^{-1} CP + PC^T R_2^{-1} CP, \end{aligned} \quad (7.34)$$

$$Q(t_0) = R_0. \quad (7.35)$$

Відніmemo (7.34) із рівняння (7.21) і отримаємо:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}(Q - P) = A(Q - P) + (Q - P)A^T - \\ - (Q - P)C^T R_2^{-1} C P - P C^T R_2^{-1} C (Q - P). \end{aligned}$$

Оскільки $Q(t_0) = P(t_0) = R$, то $Q(t) = P(t)$.

Таким чином, коваріація похибки оцінювання визначається рівнянням (7.21).

Отже довели наступну теорему

Теорема (Калмана-Б'юсі). Лінійна оцінка вектору стану системи, що описується рівняннями (7.1),(7.2) і задовольняє стохастичному диференціальному рівнянню

$$d\hat{x}(t) = A\hat{x}dt + K[dy - C\hat{x}dt]. \quad (7.31)$$

$$\hat{x}(t_0) = m, \quad (7.32)$$

де $K = PC^T R_2^{-1}$, P - коваріаційна матриця похибки оцінювання, яка задовольняє рівнянню:

$$\begin{aligned} \frac{dP}{dt} = AP + PA^T + R_1 - PC^T R_2^{-1} CP. \\ P(t_0) = R_0. \end{aligned}$$

Зауваження 7.1. Оскільки рівняння (7.31) є стохастичним диференціальним рівнянням, то його розв'язок можна представити лише за допомогою стохастичних інтегралів.

Зауваження 7.2. Оскільки стохастичні процеси $\{x(t), t \in T\}$ і $\{y(t), t \in T\}$ - мають гаусів розподіл, то умовний розподіл $x(t)$ при відомому $y(s)$, $t_0 \leq s \leq t$ теж буде гаусів з умовним математичним сподіванням $M x/y = \hat{x}$, і умовною коваріацією

$$M[(M x/y)(M x/y)^T] = P.$$