〈講　座〉

KALMAN FILTERING 技法(2)

徐 炳 夏*

3. Kalman Filter 알고리즘

3.1. Kalman-Bucy Filter

Kalman(1960)과 Kalman and Bucy(1961)가 最初로 提案한 Kalman-Bucy Filter는 전술한 바와 같이 線型 filter로서 시스템의 動的擧動(system dynamics)이 완전히 알려져 있다는 假定下에서 전개되었다. 그래서 이 filter를 시스템에 적용하기 위하여는 시스템模型 媒介變數와 誤差統計値들이 정확히 주어져야 하며 시스템 模型이 정확히 設計되어야 한다.

시스템 狀態 및 計測方程式이 각각 아래식들로 표시된다고 하자. 즉,

$$X_t=\Phi X_{t-1}+w_t \quad \cdots\cdots (21)$$

$$Z_t=H_tX_t+v_t \quad \cdots\cdots (22)$$

여기서 X_t=狀態벡터(n×1)

Φ=狀態遷移行列(n×n)

w_t=시스템 誤差벡터(n×1)

Z_t=計測벡터(m×1)

H_t=計測遷移行列(m×n)

v_t=計測誤差벡터(m×1)

이들 식에서 시스템 誤差 w_t와 計測誤差 v_t는 각각 獨立 Gaussian 過程을 이룬다고 가정하며 그의 統計値들은 아래와 같다.

$$E(w_t)=0,\quad E(v_t)=0,\quad E(w_tv_t)=0.$$

$$E(w_tw_t^T)=Q,\quad E(v_tv_t^T)=R$$

여기서 Q=시스템誤差의 共分散行列(n×n)

R=計測誤差의 共分散行列(m×m)

以上의 假定으로서 전개된 Kalman-Bucy filter의 알고리즘은 다음과 같이 요약할 수 있다.

初期入力資料

$$\hat{X}_{0|0},\ \hat{P}_{0|0},\ \Phi,\ Q,\ R$$

狀態豫測

$$\bar{X}_{t|t-1}=\Phi\hat{X}_{t-1|t-1} \quad \cdots\cdots (23)$$

狀態豫測誤差 共分散

$$\bar{P}_{t|t-1}=\Phi\hat{P}_{t-1|t-1}\Phi^T+Q \quad \cdots\cdots (24)$$

計測誤差

$$v_t=Z_t-H_t\bar{X}_{t|t-1} \quad (25)$$

Kalman 利得

$$K_t=\bar{P}_{t|t-1}H_t^T[H_t\bar{P}_{t|t-1}H_t^T+R]^{-1} \quad (26)$$

狀態推定

$$\hat{X}_{t|t}=\bar{X}_{t|t-1}+K_tv_t \quad (27)$$

狀態推定誤差 共分散

$$\hat{P}_{t|t}=[I-K_tH_t]\bar{P}_{t|t-1} \quad (28)$$

여기서 K_t=Kalman 利得行列(gain matrix)(n×m)

I=單位行列(n×n)

윗식에서 Φ, Q 및 R은 時不變이기 때문에 添字를 붙이지 않았으며, 計測遷移行列 H_t도 실제 응용에 있어서 時不變으로 取扱하는 경우가 많다.

3.2. Yoshimura and Soeda 알고리즘

Kalman-Bucy filter는 전술한 바와 같이 動的 시스템의 誤差 統計値들이 事前에(a priori) 완전히 주어져야만 한다. 그러나 실제문제에서 시스템이 매우 복잡한 과정을 이루게 될 경우, filter內의 시스템 모델은 필연적으로 개략적인 근사치들로 나타낼 수밖에 없다. 따라서 이와같이 시스템 모델을 근사치들로 나타내어서 filter를 적용하면 그 filter의 성취도(performance)가 저하되며 filter가 發散(diverge)할 수 있다. 이 filter의 發散은 통상 filter 利得이 매우 작은 값을 가질때 일어나며, 이 경우 획득된 觀測値를 利用하여 시스템의 狀態推定値를 修正하는 (27)식의 段階가 거의 無視되는 결과를 초래한다.

이러한 觀點에서 誤差가 있는 시스템 모델에서의 filter의 성취도를 높여 주기 위한 適應알고리즘이 Yoshimura and Soeda에 의하여 제안되었다[Yoshimura and Soeda, 1978]. 本 알고리즘은 模型誤差(modeling error)를 補整하여 주기 위하여 (21)식으로 주어지는 시스템 모델에 架空誤差(fictitious error) m_{t-1}을 도입하고 그의 統計値들인 平均 $\hat{m}_{t-1}$과 共分散 $\hat{Q}_{t-1}$를 各 時間段階마다 각각 適應推定하도록 되어 있다. 計測誤差는 전술한 Kalman-Bucy filter와 같이 平均이 0이고 共分散이 R인 旣知量이라고 가정한다.

Yoshimura and Soeda 알고리즘의 filter 方程式들을 요약하여 정리하면 다음과 같다.

* 仁荷工業專門大學 土木科 敎授 工博

初期入力資料

$\hat{X}_{0|0},\ \hat{P}_{0|0},\ \hat{m}_0, \hat{Q}_0,\ \Phi,\ R$

狀態豫測

$$\overline{X}_{t|t-1}=\Phi\hat{X}_{t-1|t-1}+\hat{m}_{t-1} \cdots\cdots (29)$$

狀態豫測誤差 共分散

$$\overline{P}_{t|t-1}=\Phi\hat{P}_{t-1|t-1}\Phi^T+\hat{Q}_{t-1} \cdots\cdots (30)$$

計測誤差

$$v_t=Z_t-H_t\overline{X}_{t|t-1} \cdots\cdots (25)$$

Kalman 利得

$$K_t=\overline{P}_{t|t-1}H_t^T[H_t\overline{P}_{t|t-1}H_t^T+R]^{-1} \cdots\cdots (26)$$

狀態推定

$$\hat{X}_{t|t}=\overline{X}_{t|t-1}+K_tv_t \cdots\cdots (27)$$

狀態推定誤差 共分散

$$\hat{P}_{t|t}=[I-K_tH_t]\overline{P}_{t|t-1} \cdots\cdots (28)$$

模型誤差 統計値

$$\hat{m}_t=(1-d_t)\hat{m}_{t-1}+d_t[\hat{m}_{t-1}+\hat{Q}_t\overline{P}^{-1}_{t|t-1}K_tv_t] \quad (31)$$

$$\hat{Q}_t=(1-d_t)\hat{Q}_{t-1}+d_t\{\hat{Q}_{t-1}\overline{P}^{-1}_{t|t-1}K_t[v_tv_t^T-H_t\overline{P}_{t|t-1}H_t^T-R]^{-1}\cdot K_t^T\overline{P}^{-1}_{t|t-1}\hat{Q}_{t-1}+\hat{Q}_{t-1}\} \cdots\cdots (32)$$

$$d_t=(1+w+w^2+\cdots\cdots+w^{t-1})^{-1}\ ;\ 0<w<1 \quad (33)$$

여기서 (31)및 (32)式은 架空誤差 m_t 에 대한 以前의 값들이 時間經過에 따라 指數函數的으로 低減하는 것을 나타낸 平均 및 共分散의 加重平均을 표시한다. 따라서 $\hat{m}_t$ 및 $\hat{Q}_t$ 의 推定値는 본 알고리즘을 이용하여 시스템의 狀態를 豫測하는 各 段階마다 recursive 하게 計算된다.

3.3. Sage and Husa 알고리즘

Kalman filter 의 誤差統計値들을 시스템의 動的擧動의 變化에 適應하도록 推定하는 여러 技法중에서 본 알고리즘은 準最適 離散型 適應 推定技法(suboptimal discrete adaptive estimation)을 展開한 것으로[Sage and Husa, 1969], 전술한 Yoshimura and Soeda 의 알고리즘이 시스템 模型誤差의 統計値들의 추정만을 고려한 반면에 이 기법은 模型誤差와 計測誤差의 統計値들을 각 時間段階마다 계속적으로 推定하는 알고리즘이다.

본 알고리즘에서 시스템 模型은 다음식으로 정의하였다.

$$X_t=\Phi X_{t-1}+\Gamma w'_{t-1} \cdots\cdots (34)$$

여기서 X_t = 狀態벡터 (n×1)

Φ = 狀態遷移行列 (n×n)

Γ = 模型誤差行列 (n×k)

w'_{t-1} = 模型誤差벡터 (k×1)

그리고 計測方程式은 전술한 (22)식과 같이 정의하였다. 그리고 模型誤差 및 計測誤差의 平均値와 共分散을 아래와 같이 표시하였다.

$$E(w'_t)=\bar{w}'_t\ \ (k\times1),\quad E(v_t)=\bar{v}_t\ \ (m\times1)$$

$$E[(w'_t-\bar{w}'_t)(w'_t-\bar{w}_t)^T]=Q'_t\ \ (k\times k)$$

$$E[(v_t-\bar{v}_t)(v_t-\bar{v}_t)^T]=R_t\ \ (m\times m)$$

본 알고리즘의 filter 方程式들을 요약하면 아래와 같다.

初期入力資料

$\hat{X}_{0|0},\ \hat{P}_{0|0},\ \Gamma\bar{w}'_0,\ \Gamma Q'_0\Gamma^T,\ \bar{v}_0,\ R_0,\ \Phi$

狀態豫測

$$\overline{X}_{t|t-1}=\Phi\hat{X}_{t-1|t-1}+\Gamma\bar{w}'_{t-1} \cdots\cdots (35)$$

狀態豫測誤差 共分散

$$\overline{P}_{t|t-1}=\Phi\hat{P}_{t-1|t-1}\Phi^T+\Gamma Q'_t\Gamma^T \cdots\cdots (36)$$

計測誤差

$$v_t=Z_t-H_t\overline{X}_{t|t-1}-\bar{v}_{t-1} \cdots\cdots (37)$$

Kalman 利得

$$K_t=\overline{P}_{t|t-1}H_t^T[H_t\overline{P}_{t|t-1}H_t^T+R_t]^{-1} \cdots\cdots (26)$$

狀態推定

$$\hat{X}_{t|t}=\overline{X}_{t|t-1}+K_tv_t \cdots\cdots (27)$$

狀態推定誤差 共分散

$$\hat{P}_{t|t}=[I-K_tH_t]\overline{P}_{t|t-1} \cdots\cdots (28)$$

模型誤差 統計値

$$\Gamma\bar{w}_t'=\frac{t-1}{t}\Gamma\bar{w}'_{t-1}+\frac{1}{t}[\hat{X}_{t|t}-\Phi\overline{X}_{t|t-1}] \cdots (38)$$

$$\Gamma Q_t'\Gamma^T=\frac{t-1}{t}\Gamma Q'_{t-1}\Gamma^T+\frac{1}{t}[K_tv_tv_t^TK_t^T+\hat{P}_{t|t}-\Phi\overline{P}_{t|t-1}\Phi^T] \cdots\cdots (39)$$

計測誤差 統計値

$$\bar{v}_t=\frac{t-1}{t}\bar{v}_{t-1}+\frac{1}{t}[Z_t-H_t\overline{X}_{t|t-1}] \cdots\cdots (40)$$

$$R_t=\frac{t-1}{t}R_{t-1}+\frac{1}{t}[v_tv_t^T-H_tP_{t|t-1}H_t^T] \quad (41)$$

이들 방정식중 模型誤差에 관한 (38) 및 (39)식에서 $\Gamma\bar{w}'_t$ 와 $\Gamma Q'_t\Gamma^T$ 는 실제 적용할 경우에 각각 $\bar{w}_t$(n×1)와 Q_t(n×n)로 표시하여도 마찬가지의 결과를 얻게 되므로 模型誤差行列 Γ 를 정의할 필요는 없다.

3.4. Todini 알고리즘

Todini 는 전술한 Sage 와 Husa 의 알고리즘에 약간의 修正을 가하여 시스템 模型과 計測誤差의 統計値들을 계산하는 適應 filter 의 알고리즘을 전개하였다[Todini, 1978]. 우선 전술한 (34)식의 模型誤差 行列 Γ 와 (22)식의 計測遷移 行列 H_t 가 서로 兩立되도록 그 關係를

$$\Gamma_{t-1}=H_t^T \cdots\cdots (42)$$

로 놓고 그 알고리즘을 전개하였다. 여기서 Γ_{t-1} 과 H_t

行列의 次元은 각각 (n×m)과 (m×n)이다. 그리고 誤差 統計値들과 그들의 次元을 明記하면 아래와 같다.

$E(w'_t)=\bar{w}'_t \quad (\mathrm{m}\times 1)$

$E(v_t)=\bar{v}_t \quad (\mathrm{m}\times 1)$

$E[(w'_t-\bar{w}'_t)(w'_t-\bar{w}'_t)^T]=Q'_t \quad (\mathrm{m}\times \mathrm{n})$

$E[(v_t-\bar{v}_t)(v_t-\bar{v}_t)^T]=R_t \quad (\mathrm{m}\times \mathrm{m})$

여기서 이들 統計値들을 표시하는 行列의 次元이 전술한 Sage and Husa 알고리즘의 그것과 相異하다는 것을 주시할 필요가 있다.

본 알고리즘은 대부분 시스템의 狀態를 다음式과 같이 표시되는 ARMAX 過程(Auto Regressive Moving Average process with eXogeneous input variable) [Young, et al., 1977]으로 나타낼 수 있는 시스템의 狀態推定에 適用할 수 있다. 즉, ARMAX 過程의 模型方程式은

$$(1+\delta_1 B+\cdots+\delta_r B^r)q_t=(w_1+w_2B+\cdots+w_sB^s)p_{t-b}+v_t \quad \cdots\cdots(43)$$

로 주어지며, 여기서 q_t는 出力, p_t는 入力을 나타내고 B는 back shift operator로서 $B^jq_t=q_{t-j}$로 된다. 그리고 $\delta_1, \delta_2, \cdots, \delta_r$와 $w_1, w_2, \cdots w_s$는 ARMAX(r, s) 模型의 媒介變數이다. 또한 b는 주어진 衝擊(impulse)에 대한 시스템의 最初의 應答(response)이 發生되는 時點과 충격이 주어진 時點間의 時差이고 v_t는 誤差를 표시한다. 水文學에서의 降雨-流出過程을 (43)식과 같은 ARMAX 過程으로 나타낼 수 있기 때문에 최근에 본 알고리즘이 河川流出 豫測問題에 많이 利用되고 있다[Todini and Wallis, 1978 ; Burn, 1982].

本 알고리즘에서는 전술한 Sage and Husa의 경우와는 달리 模型誤差 入力行列 Γ와 計測行列 H가 (42)식의 관계를 이루기 때문에 行列 Γ가 반드시 정의되어야 한다. 이는 시스템의 狀態를 ARMAX 過程으로 表現하여 豫測問題를 形成할 경우에 行列 Γ가 事前에 완전히 주어져야만 한다는 것을 意味하므로 行列 Γ의 構成因子 決定이 본 알고리즘에서는 重要하다.

Todini 알고리즘의 filter 方程式들은 初期入力資料에 模型誤差行列 Γ가 주어지고 誤差統計値 行列들의 次元이 다르다는 것을 除外하고는 전술한 Sage and Husa 알고리즘과 같다. 그리고 模型誤差 統計値의 計算式은 다음과 같이 주어진다.

模型誤差 統計値

$$\bar{w}'_t=\bar{w}'_{t-1}+\frac{1}{t}(\Gamma^T\Gamma)^{-1}\Gamma^TK_tv_t \quad \cdots\cdots(42)$$

$$Q'_t=\frac{t-1}{t}Q'_{t-1}+\frac{1}{t}(\Gamma^T\Gamma)^{-1}\Gamma^T[K_tv_tv_t^TK_t^T+\hat{P}_{t|t}-\Phi\hat{P}_{t-1|t-1}\Phi^T]\Gamma(\Gamma^T\Gamma)^{-1} \quad \cdots\cdots(43)$$

3.5. Myers and Tapley 알고리즘

시스템 狀態推定을 위하여 未知量인 模型誤差와 計測誤差의 統計値들의 準最適値를 適應推定(suboptimal adaptive estimation)하는 Sage and Husa의 알고리즘은 일반적인 on-line 문제의 적용에는 가장 우수한 방법으로 알려져 있다. 그러나 그 알고리즘의 전개과정에서 주어진 假定條件이 그의 적용에 制約을 주기 때문에 Myers and Tapley는 所謂 ALMF(adaptive limited memory filter) 알고리즘을 Kalman filter 方程式의 전개에 도입하였다[Myers and Tapley, 1976].

이 ALMF 方法은 시간 t_k에서의 시스템 模型誤差와 計測誤差의 統計値計算에 각각 l_q와 l_r개의 以前의 誤差 즉 $q_j(j=k-l_q+1, \cdots, k)$와 $r_j(j=k-l_r+1, \cdots, k)$를 利用함으로써 誤差 統計値의 時間變化를 補正하여 준다. 전술한 filter 알고리즘과의 혼동을 피하기 위하여 誤差統計値들을 다시 定義하면

$E(w_t)=\bar{q}_t \quad (\mathrm{n}\times 1)$

$E(v_t)=\bar{r}_t \quad (\mathrm{m}\times 1)$

$E[(w_t-\bar{q}_t)(w_t-\bar{q}_t)^T]=Q_t \quad (\mathrm{n}\times \mathrm{n})$

$E[(v_t-\bar{r}_t)(v_t-\bar{r}_t)^T]=R_t \quad (\mathrm{m}\times \mathrm{m})$

로 쓸수 있고, 本 알고리즘의 filter 方程式을 정리하여 요약하면 아래와 같다.

初期入力資料

$\hat{X}_{0|0},\ \hat{P}_{0|0},\ \bar{q}_0,\ Q_0,\ \bar{r}_0,\ R_0,\ l_q,\ l_r,\ \Phi$

狀態豫測

$$\overline{X}_{t|t-1}=\Phi\hat{X}_{t-1|t-1}+\bar{q}_{t-1} \quad \cdots\cdots(44)$$

狀態豫測誤差 共分散

$$P_{t|t-1}=\Phi\hat{P}_{t-1|t-1}\Phi^T+Q_{t-1} \quad \cdots\cdots(45)$$

計測誤差 計算$(t\geq l_r)$

$$r_t=Z_t-H_t\overline{X}_{t|t-1} \quad \cdots\cdots(46)$$

$$\Gamma_t=H_t\hat{P}_{t|t-1}H_t^T \quad \cdots\cdots(47)$$

計測誤差 統計値

$$\bar{r}_t=\bar{r}_{t-1}+\frac{1}{l_r}(r_t-r_{t-l_r}) \quad \cdots\cdots(48)$$

$$R_t=R_{t-1}+\frac{1}{l_r-1}\Big[(r_t-\bar{r}_t)^2-(r_{t-l_r}-\bar{r}_t)^2+\frac{1}{l_r}(r_t-r_{t-l_r})^2+\frac{l_r-1}{l_r}(\Gamma_{t-l_r}-\Gamma_t)\Big] \quad \cdots\cdots(49)$$

Kalman 利得

$$K_t=P_{t|t-1}H_t^T[\Gamma_t+R_t]^{-1} \quad \cdots\cdots(50)$$

狀態推定

$$\hat{X}_{t|t}=\overline{X}_{t|t-1}+K_t(r_t-\bar{r}_t) \quad \cdots\cdots(51)$$

狀態推定誤差 共分散

$$\hat{P}_{t|t}=(I-K_tH_t)P_{t|t-1} \quad \cdots\cdots(28)$$

模型誤差 計算 $(t \geq l_q)$

$$q_t = \hat{X}_{t|t} - \Phi \bar{X}_{t|t-1} \quad \cdots\cdots(52)$$

$$\Delta_t = \Phi \hat{P}_{t-1|t-1} \Phi^T - \hat{P}_{t|t} \quad \cdots\cdots(53)$$

模型誤差 共分散

$$\bar{q}_t = \bar{q}_{t-1} + \frac{1}{l_q}(q_t - q_{t-l_q}) \quad \cdots\cdots(54)$$

$$Q_t = Q_{t-1} + \frac{1}{l_{q-1}}\Big[(q_t - \bar{q}_t)^2 + (q_{t-l_q} - \bar{q}_t)^2 + \frac{1}{l_q}(q_t - q_{t-l_q})^2 + \frac{l_q - 1}{l_q}(\Delta_{t-l_q} - \Delta_t)\Big] \quad (55)$$

本 알고리즘을 real-time 처리와 같이 利用되는 資料의 量이 적을때 誤差共分散 R_t 와 Q_t 가 陰(−)의 값이 될 경우가 있다고 Myers and Tapley 는 지적하였다. 그래서 共分散 行列 R_t 와 Q_t 의 diagonal element 의 推定値에 항상 절대값을 취하도록 하였다. 그리고 filtering 初期에는 誤差 計算値 r_t 와 q_t 가 局所的인 誤差(local noise environment)를 잘 표현하지 못하기 때문에 fading-memory 加重因子를 이들 誤差計算値에 곱하여 주도록 하였다. 이 fading-memory weighting factor w_t 는

$$w_t = (t-1)(t-2)\cdots(t-\beta)/t^{\beta} \quad \cdots\cdots(56)$$

로 주어지고 여기서 β 는 적절하지 못한 誤差값들(invalid noise sample)의 delay parameter 이며 加重因子 w_t 는 $t \to \infty$ 일때 $w_t = 1.0$ 이 되는 값이다.

水資源 시스템은 制御工學에서 取扱되는 시스템과는 달리 그 構成樣狀이 매우 복잡하고 統制하기 힘든 制御變數들이 많아서 實時間 洪水豫警報와 같은 水資源問題에 지금까지 전개한 Kalman filter 알고리즘을 적용할 경우에는 상당한 努力을 필요로 한다. 지금까지 전개한 Kalman filter 알고리즘 이외에 水文系의 降雨와 流出關係解析에 좀더 좋은 結果를 얻을 수 있도록 展開된 技法이 最近에 발표되었다. 이것은 소위 MISP (Mutually Interactive State/Parameter) 推定技法이라는 것으로 다른 알고리즘이 狀態空間(state space)에서만 推定하도록 되어 있는 반면에, 이 MISP 技法은 狀態空間以外에 媒介變數空間(parameter space)을 하나 더 도입하여 시스템 狀態推定은 狀態空間內의 狀態 벡터로, 模型媒介變數의 update 는 媒介變數空間內에서 行하도록 전개되어 있다[Todini, 1978a]. 이 MISP 技法에 대한 알고리즘은 다음 기회에 소개하기로 한다.

끝으로 제한된 지면관계로 本稿에서 論한 Kalman filter 알고리즘의 實際問題에의 適用方法을 소개하지 못하였으며 이들의 適用方法과 좀더 자세한 알고리즘의 전개과정은 提示된 참고문헌을 참고하기 바란다.

References

1) Burn, D.H.; River flow forecasting using an interactive state and parameter filter technique, M. A. Sc. Thesis, Univ. of Waterloo. 1982.

2) Kalman, R.E.; A new approach to linear filtering and prediction problems, *Journal of Basic Eng. Trans., ASME*, Vol. 82, No. 2 : 35~45. 1960.

3) Kalman, R. E. and R.S. Bucy; New results in linear filtering and prediction theory, *Journal of Basic Eng., Trans. ASME*, Vol. 83 : 95~108. 1961.

4) Myers, K.A. and B.D. Tapley; Adaptive sequential estimation with unknown noise statistics, *IEEE, Trans. on Automatic Control*, August : 520~523. 1976.

5) Sage, A.P. and G.W. Husa; Adaptive filtering with unknown prior statistics, *Proc. of Joint Automatic Control Conference* : 760~769. 1969.

6) Todini, E.; Mutually interactive state/parameter(MISP) estimation, *Application of Kalman Filter to Hydrology, Hydraulics and Water Resources*(Chiu, editor), Proc. of AGU Chapman Conference, Univ. of Pittsburgh, Pittsburgh, Pennsylvania : 135~151. 1978.

7) Todini, E. and J.R. Wallis; A real-time rainfall-runoff model for an on-line flood warning system, *Application of Kalman Filter to Hydrology, Hydraulics and Water Resources*(Chiu, editor), Proc. of AGU Chapman Conference, Univ. of Pittsburgh: 355~368. 1978.

8) Yoshimura, T. andT. Soeda; A technique for compensating the filter performance by a fictitious noise, *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, Vol. 100, June : 154~156. 1978.

9) Young, P. and P. Whitehead; A recursive approach to time series analysis for multi-variate systems, *International Journal of Control*, Vol. 25, No. 3 : 457~482. 1977.

Additional References

1) Duong, N., Win, C.B. and G.R. Johnson; Modern control concepts in hydrology, *IEEE, Trans., Systems, Science, Cybernetics*, Vol. 4 :

322～329. 1975.

2) Gelb, A.; *Applied Optimal Estimation*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts. 1974.

3) Hino, M.; On-line prediction of a hydrologic systems, presented at XV Congress of IAHR, Istanbul, Sept. 1973.

4) Jazwinski, A.H.; *Stochastic Process and Filtering Theory*, Academic Press, New York. 1970.

5) Kitanidis, P.K. and R.L. Bras; Real-time forecasting of river flows, Report No. 235, R.M. Parsons Lab. for Water Resources and Hydrodynamics, MIT. 1978.

6) Mehra, R.K.; On the identification of variances and adaptive Kalman filtering, *IEEE Trans. on Auto matic Control*, Vol. AC-15, No. 2 : 175～184. 1970.

7) O'Connell, P.E. and R.T. Clarke; Adaptive hydrological forecasting — a review, *Hydrologic Science Bulletin*, Vol. 26, No. 2 : 179～205. 1981.

8) Szöllösi-Nagy, A.; An adaptive identification and prediction algorithms for the real-time forecasting of hydrological time series, *Hydrological Science Bulletin*, Vol. XXI, No. 1 : 163～176. 1976.

9) Todini, E. and D. Buillot; A rainfall-runoff Kalman filter model, *System Simulation in Water Resources*, edited by G.C. Vansteenkiste : 69～82. 1975.

10) Todini, E., O'Connell and D.A. Jones; Basic methodology: Kalman filter estimation problems, *Proc. of Real Time Hydrological Forecasting and Control* (editor, D.E. O'Connell), Institute of Hydrology, Wallingford, Oxon, United Kingdom : 66～98. 1980.

11) Weiss, G.; Basic Methodology: Kalman filter, *Proc. of Real-Time Forecasting and Control* (editor, D.E. O'Connell), Institute of Hydrology : 36～65. 1980.

12) Young, P.C.; A recursive approach to time series analysis, *Bulletin Institute of Mathematical Application*, Vol. 10 : 209～224. 1974.

—→ 119 페이지에서 계속

5. 水理研究 分科委員會

水理研究 分科委員會에 關해서는 大韓民國建設部 國立建設試驗所와 日本國建設省土木研究所가 窓口로 되어 그 研究活動을 더욱 活發하게 해 나간다.

3) 韓日河川 및 水資源開發技術協力의 推進

洛東江의 물管理 system을 開發하기 爲하여 技術協力을 實施한다.

4) 第9回 會議 開催日程

○日　時：1986年 5月

○場　所：日本國 東京