

적용 필터링에 의한 이동형인 목표물의 추적

이 만 영
부산대학교

김 중 화
부산대학교

Maneuvering Target Tracking By Adaptive Filtering

Man - Hyung Lee and Jong - Hwa Kim
Dep. of Mechanical Engineering, Graduate School, Pusan National University

Abstract

In recent years the Kalman filter(extended Kalman filter) have been applied to a wide variety of tracking moving targets. But they fails to track maneuvering targets, because of its properties. For such a reason, in this paper we attempt to study on adaptive filter algorithms which estimate unknown bias maneuvering inputs.

1. 서 론

이동형인 목표물(표적)은 추계학적 다이내믹 시스템에 이용하여 예측하면 6자유도를 가지고 운동하고 있는 비선형한 연속장치의 수신된 관측값과 혼합된 정도를 연구하여 목표물의 위치, 속도, 가속도 등에 대한 범위와 상태 추정할 수 있는 알고리즘이 개발되었다(7-2). 잘 알려진 칼만-부시 필터는 이동 목표물의 운동학적 상태추정이 선형이라고 가정하였을 경우에는 비교적 정확하게 주어진 정보로부터 위치나 속도 등을 최적으로 추정할 수가 있다. 물론 이도 이동 목표물은 비선형 운동 방정식으로 해석되어지므로 확장 칼만 필터의 응용이 시도되고 있으나 비선형 특성 때문에 필터의 성능이 불안정으로 안정성을 잃는 경우가 많으며 선형적으로 설계된 응용할 때 많은 문제가 야기되고 있음이 보고되고 있다(3-5). 비선형계의 이동 목표물 에 대한 필터링 문제는 확장 칼만 필터 보다 나은 조건부 가우시안 필터가 보다 적합함이 증명되었다(6-8). 그러나 필터링 문제의 있어서 좌의 이동 목표물이 속도, 방향 등에 의하여 임의로 전략적 선회(Maneuvering)를 수행하고 있을 때는 확장 칼만 필터나 조건부 가우시안 필터 등의 응용은 최적인 결과를 주지 않고 결국 추적에 실패하고 만다. 따라서 전략적 선회형인 목표물의 추적 문제를 위해서는 이에 대한 적용방법을 유출하기 위하여 추계학적인 관점에서 최적 필터의 설계가 요구되고 있다(9-12).

본 연구에서는 다이내믹 시스템의 거동을 기술한 추계 미분 방정식에서 전략적 선회가 존재할 때 확실 히 알 수 없는 전략적 선회 입력 $u(t)$ 는 바이아스 벡터이므로 최적 바이아스 추정자(Estimator), $\hat{u}(t) = E(u(t)|Y(t), 0 < t < T)$ 를 유도하여, 온라인 으로 상태 추정의 정도를 개선하기 위하여 필터의 내부 모델을 재 조정해 주는 적응 기법에 의한 필터를 설계 하고자 한다.

2. 목표물의 동적 특성

필터링 문제가 포함하고 있는 물리적인 현상을 고려 하면 미사일, 전투기, 잠수함, 어뢰 같은 다이내믹 시스템 은 6자유도를 가지는 운동 방정식으로 기술할 수 있으며 각 목표물의 위치, 속도 등은 관측과 혼합된 정보 데이터로 임의의 시간마다 레이다나 센서에 수신되고 상태 추정의 최적의 방법을 이용하여 해석할 수가 있다.

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), w(t)), x(0) = x_0 \quad (2-1)$$

여기서 상태 벡터 $x(t)$ 는 직접 관측할 수 없으며 다음의 $y(t)$ 에 의해서만 관측된다.

$$y(t_m) = h(x(t_m), v(t_m)) \quad (2-2)$$

$v(t)$, $v(t)$ 는 상호 독립적인 가우시안 잡음이고 $u(t)$ 는 제어입력이며 전략적 선회가 없고 (즉 바이아스 입력이 없을 시) $u(t)$ 가 최적 필터 설계에 아무런 영향을 미치지 않을 때는 최적 추정 프로세스는 칼만의 최적 선형 필터에 의하여 다음과 같이 주어진다. 추정시간의 기준점에서 필터의 방정식은

$$\begin{aligned} \hat{x} &= \hat{x}' + P'H^t(HP'H^t + V)^{-1}(y - h(\hat{x}', t)), \\ P &= P' - P'H^t(HP'H^t + V)^{-1}HP' \end{aligned} \quad (2-3)$$

이며, 추정치 사이의 관계는

$$\dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, t), \quad \hat{x}_0 = x_0 \quad (2-4)$$

$$\dot{P} = FP + PF^t + N$$

이다. 여기서 " ' " 은 추정 바로 직전에 존재하고

있던 조건들을 나타내고 있다.

$$F = \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}}, \quad H = \frac{\partial h}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}} \quad (2-6)$$

$$V = \left(\frac{\partial h}{\partial v} \right) R \left(\frac{\partial h}{\partial v} \right)^t \Big|_{x=\hat{x}}, \quad N = \left(\frac{\partial f}{\partial w} \right) Q \left(\frac{\partial f}{\partial w} \right)^t \Big|_{x=\hat{x}}$$

이때 R 과 Q 는

$$E(v(t_m)v(t_m)^t) = R,$$

$$E(w(t)w(\tau)^t) = Q \delta(t-\tau)$$

로서 noise covariance 이다. 근차항을 무시할 수 있는 선형화 시스템은 외란 최적 필터는 그림 1. 에서 보여 주고 있으며, 샘플시상태변수 x 의 추정치 는 웨이팅 요소 $K=P^t H^t (HP^t H^t + V)^{-1}$ 을 통한 임펄스에 의하여 바뀌어진다.

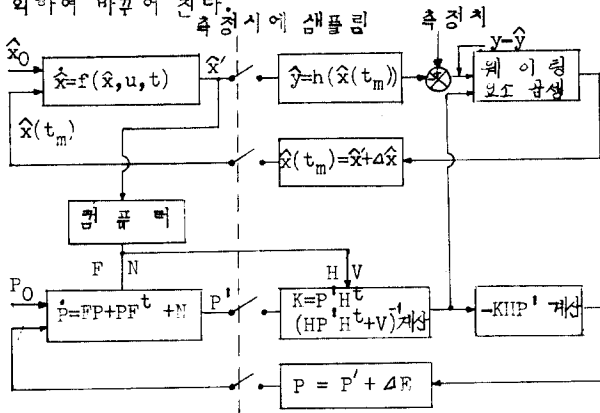


그림 1. 칼만 필터의 다이어그램

그림 1. 과 같이 구성된 칼만 필터에 있어서 초기 상태와 트래킹 시스템의 모델은 실제로 아주 중요하다. 목표물 트래킹을 위해 사용할 수 있는 필터는 시스템의 오차정과 오차항을 평가하기 위하여 영점, 외부정보 등과 함께 과거 자료들을 사용할 수 있다. 이 경우의 실제 추정 시스템에서 추정 문제와 트래킹 문제가 동일한 컴퓨터를 사용하여 계산할 경우 아주 유사하다. 실제로 시스템의 오차정과 오차항 요인들 의 대부분 추정 필터내에 포함되어 있는 것이 당연치며, 이 때 계산수단은 추정전에 추정 프로세스가 오프 레이션 되는 동안 추정되어야만 하는 것들 중의 하나 이다. 실제 다이어그램 시스템은 기술하고 있는 통계학의 값의 어떤 것들 중 전략적 추론과 같이 정량적으로 볼 수 있는 것들 가진 추정 필터는 역시 추정 문제를 잘 풀 수 하여야만 한다.

3. 적용 필터링

목표물의 경우 최적 필터링 개념은 보정 프로세스의 정확도 와 요구된 시간의 단축을 모두 만족시킬 수 있어야 한다. 주 통계학적 필터의 활용에 있어서 가장 중요한 것은 트래킹 시스템의 정밀도 향상을 위해 매 시점마다 추정을 행하여 수렴중인 추정치 요구하고 있는 정밀도를 유지하고 있는 가를 검토하여 전략적 추론 입력 등과 같은 요소들의 변화특성을 고려하여 기동화할 수 있어야 한다 (13). 따라서 추적 값이 없거나

트래킹의 심지않 경우에는 이를 인지하고 적용해 나 감 적용 필터 개념을 도입해야 한다.

3-1 일반적 유도법 시험기법 (Generalized Likelihood Ratio Test, GLRT) 에 의한 적용 필터

식 (2-1) - (2-6) 에 있어서 바이아스 입력 $u(t)$ 가 있을 경우 목표물의 운동 방정식과 관측 방정식은

$$x(k+1) = \Phi(k+1, k) x(k) + \delta_{\theta, k+1} u(k) + w(k) \quad (3-1)$$

$$y(k+1) = H(k+1)x(k+1) + v(k+1) \quad (3-2)$$

과 같이 이산 방정식으로 표시할 수 있고, 바이아스 입력이 없을 때 칼만 필터는

$$\hat{x}(k+1) = \Phi(k+1, k) \hat{x}(k|k) + K(k+1)r(k+1) \quad (3-3)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - K(k+1)H(k+1)P(k+1|k) \quad (3-4)$$

로 쓸 수 있고, 여기서 $r(k+1)$ 는 인너베이션 프로세스로서

$$r(k+1) = y(k+1) - H(k+1)\hat{x}(k+1|k) \quad (3-5)$$

이며 $K(k+1)$ 은 칼만 이득행렬로서

$$K(k+1) = P(k+1|k)H(k+1)^t \Lambda(k+1)^{-1} \quad (3-6)$$

이고

$$P(k+1|k) = \Phi(k+1, k)P(k|k)\Phi(k+1, k)^t + Q(k), \quad (3-7)$$

$$\Lambda(k+1) = H(k+1)P(k+1|k)H(k+1)^t + R(k+1) \quad (3-8)$$

이다.

그러나 목표물이 전략적 추론을 할 경우, 즉 바이아스 입력이 존재할 경우 칼만 필터는 필터 알고리즘 자체 의 특성으로 인하여 목표물의 삼각 추정에 심해하게 된다. 이러한 필터의 주된 실패를 인너베이션에 근거를 둔 BHT(Binary Hypotheses Test)를 이용한 GLRT 로써 탐지하여 바이아스 입력을 추정하므로써 필터의 내부 모델을 재조정해 주고자 한다 (16).

바이아스 입력 발생후 인너베이션의 일반적인 형태는

$$r(k) = G(k; \theta)u(k) + r_1(k) \quad (3-9)$$

이고, $u(t)$ 는 바이아스 입력이며 $G(k; \theta)$ 는 실패시명 행렬로서

$$G(k; \theta) = H(k)(\Phi(k, \theta) - \Phi(k, k-1)F_1(k-1, \theta)) \quad (3-10)$$

$$G(k; k) = H(k)$$

$$F_1(k, \theta) = K(k)G(k; \theta) + \Phi(k, k-1)F_1(k-1, \theta), \quad (3-11)$$

$$F_1(k, k) = K(k)H(k)$$

이며, θ 는 바이아스 입력 $u(k)$ 의 발생시간이다.

BHT 의 신호원을 d 라고 하고 인너베이션의 선형조합으로 정의하면

$$d(k; \hat{\theta}(k)) = \sum_{j=\hat{\theta}(k)}^k G(j; \hat{\theta}(k))^t \Lambda^{-1}(j)r(j) \quad (3-12)$$

이며 이의 분산행렬은

$$C(k; \hat{\theta}(k)) = E(d(k; \hat{\theta}(k))d(k; \hat{\theta}(k))^t)$$

$$= \sum_{j=\hat{\theta}(k)}^k G(j; \hat{\theta}(k))^t V(j)^{-1} G(j; \hat{\theta}(k))$$

로 정의된다. $\hat{\theta}(k)$ 는 바이아스 입력 발생시간의 최우 추정량(Maximum Likelihood Estimate)이며, 이 값만 결정되면 GLRT 의 충분 통계량(Sufficient

Statistic) 은

$$l(k; \hat{\theta}(k)) = d(k; \hat{\theta}(k))^t C(k; \hat{\theta}(k))^{-1} d(k; \hat{\theta}(k)) \quad (3-13)$$

이 되며 결정규칙은

$$l(k; \hat{\theta}(k)) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\leq}} \gamma \quad (3-14)$$

이 되고, 바이아스 입력벡터 $u(k)$ 는 아레와 같이 될 수 있다.

$$\hat{u}(k) = C(k; \hat{\theta}(k))^{-1} d(k; \hat{\theta}(k)) \quad (3-15)$$

$\theta(k)$ 의 분포는 조건부 가우시안 확률밀도함수로 나타낼 수 있지만 바이아스 입력 발생시간이므로 평균과 분산을 결정하기가 힘들다. 따라서 필터의 트랙킹 성능을 고려하여 유한 데이터 윈도우(finite data window)를 사용하여 결정한다.

$$k - M < \theta < k - N \quad (3-16)$$

여기서 M, N 은 양의 정수이다.

3-2 적응 필터의 구성

바이아스 입력이 발생하였을 때 선형 칼만 필터의 내부 모델은 추정된 바이아스 입력을 사용하여 선형 칼만 필터의 상태벡터를 직접 보상하여 주고 오차분산을 줄여 주므로써 가능해진다. 즉

$$\hat{x}(k|k)_{new} = \hat{x}(k|k)_{old} + (\Phi(k, \hat{\theta}(k)) - F_1) u(k) \quad (3-17)$$

$$P(k|k)_{new} = P(k|k)_{old} + (\Phi(k, \hat{\theta}(k)) - F_1) P(k, \hat{\theta}(k)) C^{-1}(k; \hat{\theta}(k)) (\Phi(k, \hat{\theta}(k)) - F_1)^t$$

로서 될 수 있고, 여기서 old 는 바이아스 입력이 있을 경우 선형 칼만 필터의 항들이다. 그림 2.는 위의 적응 필터 알고리즘을 도식적으로 설명한 것이다.

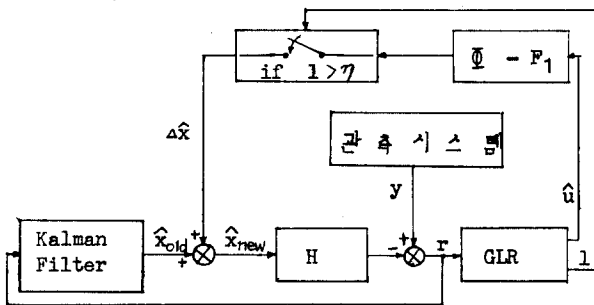


그림 2. 적응 필터의 블록 다이어그램

따라서 바이아스 입력 발생시간 $\hat{\theta}(k)$ 의 적당한 범위와 스펙트럼 γ 를 적당히 선택한다면 두 목표의 동시에 추정이 가능하게 된다.

4. 모델 기준 적응 시스템 (Model Reference Adaptive System, MRAS)에 의한 근사추정기법

본 절에서는 비선형 다이나믹 시스템에 전략적 추적을 수반하였을 경우에 3절에서 소개한 기법으로 추적을 탐지한 후 미지의 입력을 근사적으로 추정하는 근사 평행 조정시스템(parallel adjustable system)을 유도하고 여기에 Landau, Ljung, Kushner 등에 의해 보고된 MRAS 기법을 통한 미지의 입력항을 추정 평가한다.

4-1 필터링 모델

식 (2-1) 과 식 (2-2)로 주어졌던 시스템에서 전략적 추적을 주 바이아스 입력이 식 (2-4)에 공급되고 이것이 기저의 값이라면 2절에서 주어진 최적 필터링 기법의 식 (2-3)은

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= F\hat{x} + Bu + P^t H^t (HP^t H^t + V)^{-1} (y - h(x, t)), \\ P &= P' - P^t H^t (HP^t H^t + V)^{-1} H P' \end{aligned} \quad (4-1)$$

이며 추정치 사이의 관계는

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= f(\hat{x}, u, t), \quad \hat{x}_0 = x_0 \\ \dot{P} &= FP + P F^t + N \end{aligned} \quad (4-2)$$

이다.

u 를 미지상수의 바이아스 벡터로 가정하면 통계학적 성질의 고려하에서 그 근사기법을 적절히 선택할 수가 있다.

식 (4-1)의 여러항들이 최적 추정 프로세스 $\hat{x}(s)$, $0 < s < T$ 의 C^∞ 공간내에서 σ -알지브라 \mathcal{F}_t 에 대해 \mathcal{F}_t -측도 가능(measurable)하다고 가정한다. 식 (4-1)의 마지막 항 $(y - h(x, t))$ 는 인니베이션 프로세스로서 가우시안 프로세스이므로 미지의 바이아스 벡터의 영향은 가장 좋은 바이아스 추정량(best bias estimator) $\hat{u} = E(u|y(s), 0 < s < T)$ 를 근사시킨 $\hat{u} = E(u|\hat{x}(s), 0 < s < T)$ 에 의해서 대체할 수 있다. 만약 u 가 조건부 가우시안이라면, Lipster와 Shiryaev(6)에 의해 최적인 필터가 존재함을 보여 주고 있다.

식 (4-1)의 모델에서 추정 방정식은

$$\dot{\hat{x}}(s) = L(s)B(s)^t \left\{ (P^t H^t (HP^t H^t + V))^{-1} (P^t H^t (HP^t H^t + V))^t \right\}^{-1} (\hat{x}(s) - (F(s)\hat{x}(s) + B(s)\hat{u}(s))), \quad (4-3)$$

$$\dot{L}(s) = -L(s)B(s)^t \left\{ (P^t H^t (HP^t H^t + V))^{-1} (P^t H^t (HP^t H^t + V))^t \right\}^{-1} B(s)L(s) \quad (4-4)$$

$$\hat{u}(t) = [I + L(0) \int_0^t B(s)^t \{ [P^t H^t (HP^t H^t + V)] [P^t H^t (HP^t H^t + V)] \}^{-1} B(s) ds]^{-1} [u(0) + L(0) \int_0^t B(s)^t \{ [P^t H^t (HP^t H^t + V)] [P^t H^t (HP^t H^t + V)] \}^{-1} \{ \hat{x}(s) - (F(s) + B(s)\hat{u}(s)) \} ds] \quad (4-5)$$

$$L(t) = [I + L(0) \int_0^t B(s)^t \{ [P^t H^t (HP^t H^t + V)] [P^t H^t (HP^t H^t + V)] \}^{-1} B(s) ds]^{-1} L(0) \quad (4-6)$$

여기서 $L(0)$ 는 초기 이득행렬이고, $u(0)$ 는 u 에 대한 초기 추측 값이다. k 차원의 추정량 $\hat{u}(s)$ 는 심계매개변수 $u(s)$ 에 a, s (almost surely) 수렴함을 암

수 있는 데 이의 증명은 여기서 생략하기로 한다.
주어진 모델에서 $L(t)$ 는 데이터들에 종속되며, $L(0) = \infty$ 라 두면 식 (4-5)는 최우 추정량이 된다.
식 (4-3)에서 $\hat{u}(t)$ 는 $(\hat{u}(t+dt) - \hat{u}(t))/dt$ 로서 해석할 수 있고 조정의 범위는 오차 $(\hat{x}(t) - \hat{u}(t))\hat{x}(t) + B(t)\hat{u}(t)$ 의 크기에 의하여 결정되며 $\hat{u}(t)$, $L(t)$ 는 $u(t)$ 의 1, 2차 모델이다.

5. 결 론

이동 중인 목표물의 추적에 있어서 칼만 필터의 구성은 심하게 시스템 모델의 오실점과 오도정 요인들을 미리 고려하여 추적 필터내에 포함되어 있어야 한다. 필터는 시스템의 오실점과 오추정을 평가할 수 있어야 하고 온라인으로 공급되는 관측자료들을 이용하여 실시간 추적이 가능해야 한다.

본 연구의 3점에서는 목표물의 바이아스 입력이 없는 경우 추계학적 시스템의 상태 추정에 적합한 칼만 필터를 근본으로 사용하고 바이아스 발생시는 탐색 알고리즘인 GLRT 로서 탐지한 후 적응 필터를 사용하여 추정하고, 보상 후에는 다시 칼만 필터를 사용하기 때문에 알고리즘의 성능 저하와 필터의 안정성 면에서 특히 양호하며 또한 실패 탐지 이론인 GLRT는 목표물 상태의 점프 뿐만 아니라 어떤 시스템의 실패가 발생하였을 때 실패를 탐지할 수 있고, 파괴로 가지 않도록 하는 적응 능력이 있음을 보여주고 있다. 4점에서는 비선형 시스템의 경우 3점에서는 외한 GLRT에 근거를 두고 추적이 발생하였음을 탐지한 후 모델 기준 적응 시스템(MRAS)에 의해서 미지의 바이아스 입력 $u(t)$ 를 추정하는 새로운 기법을 유도하였다. 가장 좋은 바이아스 추정량 $\hat{u}(t) = E(u(s)|\hat{x}(s), 0 < s < T)$ 로서 $E(u(s)|y(s), 0 < s < T)$ 를 근사 시키는 알고리즘을 소개 하였고 미지의 입력 $u(t)$ 에 대한 1, 2차 조건부 모델 $\hat{u}(t)$ 와 $L(t)$ 는 센서에 수신된 데이터들에 종속되며 $L(0) = \infty$ 라 두면 식(4-5)는 최우 추정량이 된다.

References

1. M. Athans, W.B. Davenport, Jr., E.R. Ducot, and R.R. Tenney, "Surveillance and Target Tracking," Proceeding of fourth MIT/ONR Workshop on Command - Control - Communication Problems, October 1981.
2. M.H. Lee, W.J. Kolodziej, and R.R. Mohler, "Stochastic Dynamic Suboptimal Control with Uncertain Parameters," IEEE Aerosp. and Electn. Sys. AES-21, Sept. 1985, pp. 594-600.
3. S.I. Chou, "Projected Surface Ship Anti - Sub Marine Warfare Target Analysis," NUC TN-1717, Undersea Department, July 1976.
4. A.O. Cohen, G.W. Jojnson, "A New Approach to Bearing Only Ranging," IR & D Rpt., 76-0205-M19, IBM Federal System Division, Manassas, VA, Dec. 1976.

5. V.J. Aidala, and S.E. Hammel, "Utilization of Modified for Polar Coordinates for Bearing-Only-Tracking," IEEE T ans. Auto. Contrl., Vol. AC-28 No.3, March 1983, pp. 283-294.
6. R.S. Liptser and Shirayayev, Statistics of Random Processes II : Applications, Spring-Verg, N.Y., 1978.
7. R.R. Mohler, and W.J. Kolodziej, "Optimal Control of A Class of Nonlinear Stochastic System," IEEE Trans. Auto. Contrl., Vol. AC-26, No. 5, 1981, pp. 1048-1054.
8. R.R. Mohler and W.J. Kolodziej, "An Overview of Stochastic Bilinear Control Processes," IEEE Trans. Sysyems, Man and Cybernetics, Vol.SMC - 10, 1980, pp. 913-918.
9. R.A. Moose, "Adaptive Target Tracking of Underwater Maneuvering Target Using Passive Measurements," Annual Report of ONR, Contract No. N00014-77-C-0164, Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, VA, 1981.
10. R.A. Singer, "Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets," IEEE Trans. Aerosp. Electr. Sys., Vol. AES-6, 1970, pp. 473-483.
11. N.H. Cholson, and R.L. Moose, "Maneuvering Target Tracking Using Adaptive State Estimation," IEEE Trans. Aerosp. & Electr. Sys., Vol. AES-6, 1977, pp. 310-319.
12. Y.T. Chan, A.G.C. Hu, and J.B. Plant, "A Kalman Filter Based Tracking with Input Estimation," IEEE Trans. Aerosp. & Electr. Sys., Vol. AES-15, 1979, pp. 237-244.
13. A.S. Wilsky, "A Survey of Design Methods for Failure Detection in Dynamic Systems," Automatica, Vol. 12, 1976, pp. 601-611.
14. I.D. Landau, "Unbiased Recursive Identification Using Model Reference Adaptive Techniques," IEEE Trans. Auto. Contrl., Vol. AC-21, 1976, pp. 194-202.
15. H.J. Kushner, "Convergence of Recursive and Identification Procedures via Weak Convergence Theory," IEEE Trans. Auto Contrl., Vol. AC-22, 1977, pp. 921-930.
16. 김종화, 이만형, 이시복, "적응 상태 추정 기법을 이용한 전략 목표물의 추적에 관한 연구", 부산대학교 공과대학 연구보고 제 30 집, 1985, 72, pp. 109-115.