

論 文

혼합 잡음 상황에서의 추적 계통의 적응 추정

正會員 朴 喜 昌* 正會員 尹 賢 普**

An Adaptive Estimation for a Tracking System in Hybrid Noise Environments

Hee Chang PARK*, Hyun Bo YOON** *Regular Members*

要 約 본 논문에서는 불규칙하게 변화하는 혼합 잡음이 부가되는 추적 계통의 상태 추정을 위한 적응 추정계통을 제안하였다. 유한수(N)의 이산벡터 $v^{(i)}$ 를 혼합 잡음의 존재 가능한 크기의 범위로 설정하기 위하여 binomial 분포, edge 분포, binomial-edge 혼합 분포, Tchebyscheff 분포, Tchebyscheff-edge 혼합 분포 등 불규칙 분포시켰으며, zero detector와 data selector로 구성된 feed forward path를 기존의 적응추정 계통에 삽입시킴으로써 정확한 추정이 가능하였다. 이산 벡터를 불규칙하게 분포시켰으므로 불규칙하게 변화하는 어떠한 크기의 혼합잡음에도 적응 추정이 중단되지 않고 효율적으로 진행되는 컴퓨터 시뮬레이션 결과를 얻었다.

ABSTRACT This paper deals with the adaptive state estimation which is designed specially for a tracking system containing unknown and/or randomly varying hybrid noises to provide an accurate estimate of the system state. The range of discrete vector $v^{(i)}$ in finite numbers(N) for this adaptive estimator to span the entire possible range of impulse noise levels such as the binomial, the edge, the Tchebyscheff, the binomial-edge and the Tchebyscheff-edge distribution. A feed forward path consisting of zero detector and data selector is incorporated with the conventional adaptive state estimator so as to provide accurate estimations. Despite the large and randomly varying hybrid noises, results of computer simulations for the various discrete vector levels show that this adaptive state estimator is turned out to be a good system with relatively small impulse errors.

I. 서 론

대부분의 추적 계통에서는 잡음이 섞인 레이다

의 측정값으로부터 움직이고 있는 목표물의 위치, 속도, 가속도등을 추정하기 위해서 일반적으로 Kalman filter가 사용되고 있다^{(1),(2)}.

주로 Kalman filter의 시뮬레이션에 사용되는 목표물의 궤적 변화는 R. A. Howard에 의해 연구된 semi-Markov process⁽³⁾에 의하여 지배된다고 가정한다. 근본적으로 semi-Markov process는 유한수의 상태를 갖고, 각 상태에서 머무르는 시간

*韓國機械研究所 大德船舶分所
Korea Institute of Machinery and Metals,
Ship Research Station.

**東國大學校 電子工學科
Dept. of Electronic Engineering Donkuk University
論文番號 : 88-20(接受1988. 4. 14)

이 불규칙한 변수이며, 이러한 계통에 대한 연구도 활발히 진행되어 왔다⁽⁴⁾⁻⁽¹⁹⁾.

Kalman filter에서, 목표물의 측정에는 오직 Gaussian 잡음만이 혼입된다고 가정하여 왔으나, Masreliez와 Martin의 연구⁽²⁰⁾에 의하면, 만일 혼입되는 잡음이 non Gaussian이고 특히 이 non Gaussian 잡음이 계속 이어져 들어올 경우에는 Kalman filter의 연산은 매우 악화될 수 있다. 실제로 monopulse 레이다에서는 목표물의 glint에 의하여 계속 이어지는 non Gaussian 잡음이 거리 및 각도 추적 신호에 나타난다. Hewer는 Kalman filter의 기대값(mean)과 분산(variance)은 glint noise에 의한 데이터의 큰 변화에 민감하기 때문에 이에 대응할 수 있는 통계적 기법을 제안하였다⁽²¹⁾.

Mal'tsev는 Gaussian 방해 잡음에 임펄스 잡음(impulse noise)이 동시에 가해지는 동적 계통의 최적 추정을 위하여 최소 자승 개념이 도입된 조건적 Markov process 이론을 이용한 기법을 발표하였다⁽²²⁾.

또한, R. L. Moose는 Gaussian 잡음이 섞인 측정 신호에 주위의 환경이나 측정기의 결합에 의하여 알 수 없는 바이어스 항이 가해지는 것을 가정하여⁽²³⁾ 바닷속에서 이동하는 물체 추적 응용으로 적응 추정 이론을 발표한 바 있다⁽²⁴⁾.

Mosse의 적응 추정 계통에서 추정 기준 이산 벡터(discrete vector)의 N개의 요소들을 미지의 측정 바이어스가 존재할 가능한 범위로 설정해야 한다. 따라서 크기가 무한인 임펄스 잡음이 Gaussian 잡음과 미지의 측정 바이어스에 중첩된 혼합 잡음이 입력될 경우에는, 추정 기준 이산 벡터 요소들 +...에서 -...의 크기로 분포 시켜야 하며, 이에 따라 병렬로 구성되는 일련의 Kalman filter bank도 무한개가 된다. 이 경우에 연산이 무한이 되어 추정이 불가능하게 된다.

본 논문에서는 측정 계통에 혼합 잡음이 입력되는 상황에서도 추정치가 안정되도록 적응 추정이 개선되는 방안을 제안하였다.

크기가 불규칙하게 변화하는 혼합 잡음의 크기 범위내에서 유한개의 추정 기준 이산 벡터의 요소들을, binomial 분포, edge 분포, Tchebyscheff 분포, binomial-edge 혼합 분포 또는 Tchebysche-

ff-edge 혼합 분포 등으로 불균일하게 분포 시키므로써 시간 변 가중치(time varying weight value)의 값이 0이 되는 것을 억제하고, 또 크기가 아주 큰 임펄스가 부가된 혼합 잡음이 혼입되어 모든 가중치가 0이 되어 추정이 정지 되는 것을 막기 위하여 zero detector와 data selector 기능을 갖는 feed forward path를 적응 추정 계통에 부가 삽입한 것이다. 따라서, 필요한 Kalman filter bank의 수를 줄일 수 있었고, 시간 변화 가중치가 0이 되는 경우 이 값을 1/N로 reset해줌으로써, 미지의 바이어스에 임의의 크기의 임펄스 잡음이 혼입되는 경우에도 적응 추정이 안정되는 계통을 얻을 수 있었다.

적응 추정 계통에 관한 성능 분석을 위하여, 1차 계통에 Gaussian 잡음과 미지의 바이어스, 임펄스 잡음이 혼입된 경우를 컴퓨터로 시뮬레이션 하였다. 시뮬레이션 결과, 임펄스 잡음이 인가 되었을 경우 억압된 임펄스 응답이 나타나며, 3 내지 4 표본 회수 후부터 안정되는 결과를 얻을 수 있었다.

II. Bayesian 적응 추정

측정 신호에 알 수 없는 바이어스나 또는 불규칙하게 변화하는 바이어스 벡터가 혼입되는 계통을 위한 Bayesian 상태 추정법이 Moose에 의해 발표되었다.

바이어스항은 semi-Markov process에 의해 모델링 되었다.

계통이 선형이라면 상태 벡터 x_{k+1} 는 다음과 같은 방정식이 된다.

$$x_{k+1} = \Phi x_k + \Gamma u_k + \Psi w_k \quad (1)$$

측정계통 방정식은

$$z_{k+1} = H x_{k+1} + v_{k+1} + v_b \quad (2)$$

이고, 여기서 U_k 는 알고 있는 결정적 입력(Known Deterministic Input), w_k 와 v_{k+1} 는 zero-me-

an Gaussian잡음렬 (Sequence)이다.

새로이 첨가된 v_b 는 semi-Markov process에 의해 지배되고 있는 알 수 없는 바이어스 벡터로, 이 바이어스는 다시 변화가 일어나기 전까지 임의의 시간 동안 N개의 이산 벡터 $\{v^{(1)}, v^{(2)}, \dots, v^{(i)}\}$ 중 연속되는 어느 두 값 사이에 존재할 수 있다. 이 $v^{(i)}$ 의 벡터는 v_b 의 존재 가능한 전 범위를 포함하게끔 요소의 값들이 주어져야 한다. 측정 바이어스가 혼입되는 계통에 대한 계통도를 그림 1에 보였다.

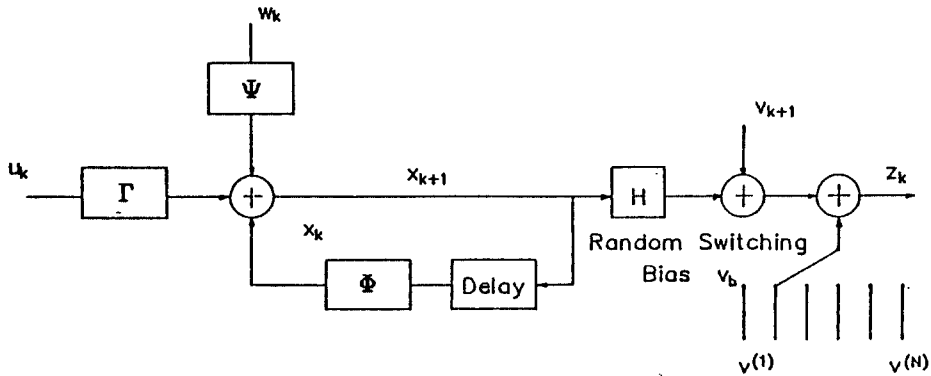


그림 1 측정 바이어스가 혼입되는 계통도
Block diagram of system with additive measurement bias.

Moose에 의한 적응 추정 방정식을 정리하여 보면

$$\hat{x}_{k+1} = \sum_{i=1}^N \hat{x}_{k+1}^{(i)} W_{k+1}^{(i)} \quad (3)$$

$$\hat{x}_{k+1}^{(i)} = \Phi \hat{x}_k^{(i)} + \Gamma u_k + K_{k+1} [z_{k+1} - v^{(i)} - H \Phi \hat{x}_k^{(i)} - H \Gamma u_k] \quad (4)$$

보조 방정식으로는

$$M_{k+1} = \Phi P_k \Phi^T + \Psi Q \Psi^T \quad (5)$$

$$K_{k+1} = M_{k+1} H^T (H M_{k+1} H^T + R + R_b)^{-1} \quad (6)$$

$$P_{k+1} = [I - K_{k+1} H] M_{k+1} \quad (7)$$

적응 가중 함수는 다음과 같이 주어진다.

$$W_{k+1}^{(i)} = c_{k+1} e^{+q_i} \sum_{a=1}^N \theta_{ai} W_k^{(a)} \quad (8)$$

c_{k+1} 은 매 연산 때마다 v_b 가 $v^{(i)}$ ($i = 1, 2, \dots, N$)의 연속되는 어느 두 값 사이에 있을 확률의 합은 1이 되도록 하는 비례계수이다. 즉,

$$\sum_{i=1}^N W_{k+1}^{(i)} = 1 \quad (9)$$

이어야 한다.

$$q_i = -1/2 (z_{k+1} - \bar{z}^{(i)})^T [Q_z]^{-1} (z_{k+1} - \bar{z}^{(i)}) \quad (10)$$

여기서

$$(z_{k+1} - \bar{z}^{(i)}) = (z_{k+1} - v^{(i)} - H \Phi \hat{x}_k^{(i)} - H \Gamma u_k) \quad (11)$$

$$Q_z = H M_{k+1} H^T + R + R_b \quad (12)$$

이 상태 추정기에 대한 Block Diagram을 그림 2에 보였다.

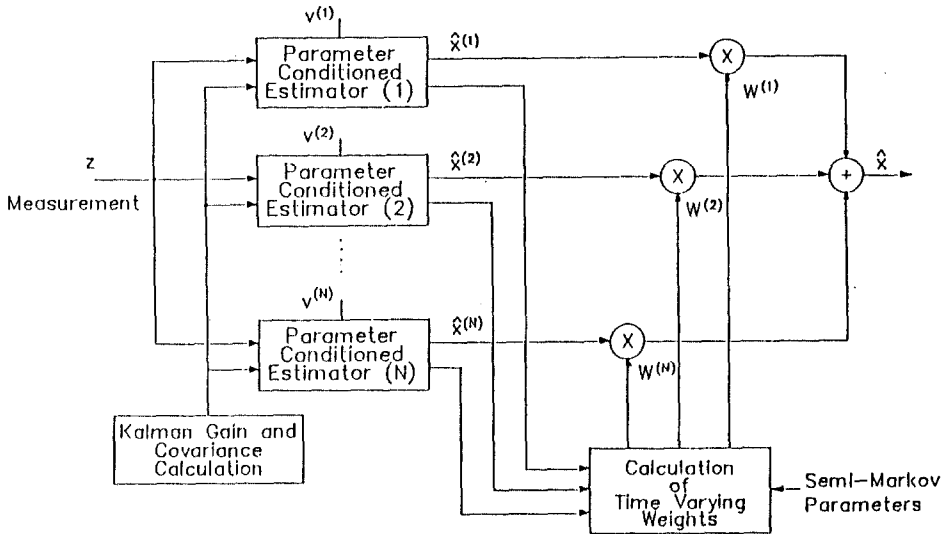


그림 2 측정 신호에 바이어스가 부가된 계통의 적응 추정기
Adaptive estimator with random switching measurement bias.

III. 제안된 적응 추정

1. 적응 추정의 문제점

기존의 적응 추정에서는 Gaussian 잡음 이외의 미지의 바이어스가 입력 신호에 중첩되어 인가될 때 N개의 이산 벡터 $\{v^{(1)}, v^{(2)}, \dots, v^{(i)}, \dots, v^{(N)}\}$ 에서 이산 벡터 요소의 수 N과 각 요소들의 값을 적절히 설정하여 N개의 Kalman filter bank에 각각 입력시켜 주므로써 적응 추정이 가능하게 된다. 그러나 입력 신호에 크기가 불규칙한 혼합 잡음이 입력될 경우에는 이산 벡터 요소를 $+\infty$ 에서, $-\infty$ 의 크기로 분포 시켜야 한다. 이때는 병렬로 구성되는 일련의 Kalman filter bank가 무한개가 되어야 하고, 이에따라, 반복 연산이 무한이 되어 계산 시간이 무한대가 되므로 실현이 불가능하다.

추적 장치에 유입되는 혼합 잡음 (hybrid noise)의 특성은 잡음의 크기와 잡음이 존재할 수 있는 확률이 불규칙하며, 임펄스 잡음과 미지의 측정 바이어스, Gaussian 잡음 등이 합성된 잡음이다.

이산 벡터 요소의 수 N을 유한으로 했을 경우, 불규칙한 크기의 잡음에 대하여 넓은 범위의 이산 벡터 값을 제한한 N개의 유한 요소로 나누어야 하므로, 인접되는 두 요소 $v^{(i)}$ 와 $v^{(i+1)}$ 값의 차이가 크게 될 수 있으며, 만약 이 계통에 입력되는 임의의 크기의 바이어스에 임펄스 잡음이 혼입될 경우, 입력 z_{k+1} 의 값이 이산 벡터 설정 요소 $v^{(i)}$ 값과의 차이가 크게 되어 (11)식의 Gaussian 밀도 함수에서 지수항

$$\exp \left[-\frac{(z_{k+1} - v^{(i)} - H\Phi \hat{x}_k^0 - H\Gamma u_k)^2}{2(HM_{k+1}H^T + R + R_b)} \right] \quad (13)$$

에서 분자가

$$z_{k+1} \gg (v^{(i)} + H\Phi \hat{x}_k^0 + H\Gamma u_k) \quad (14)$$

이 되므로 Gaussian 밀도가 0이 되어 버린다. 즉 (14)식에서

$$\sum_{i=1}^N W_{k+1}^{(i)} = 0 \quad (15)$$

이다. 이것은 시간 변화 가중치의 합이 0이 된 것으로, Markov process(14식)에 의해 추정값이 다음 단계에서도 계속 0이 되게 된다. 시간 변화 가중치의 계산된 값과 Kalman filter bank의 출력이 각기 다른 승산기에서 곱셈의 연산을 거쳐 전체 승산기 출력이 합산되는 적응 추정 계통에서, 시간 변화 가중치의 모든 값이 0이 되는 것은 연속 추정이 불가능하게 된다는 것이다. 따라서, 이산 벡터 요소의 수를 유한으로 설정하여 추정 계산 시간을 줄이고, 정확한 추정을 가능하게 하기 위하여는 이산 벡터 크기 설정을 위한 새로운 기법이 필요하게 된다.

이산 벡터 요소의 수를 유한개로 하고, 미지의 큰 이어스나 크기가 불규칙한 임펄스가 Gaussian 잡음에 부가된 혼합 잡음이 혼입될 경우 가장 효율적인 추정을 위하여 이산 벡터 요소의 크기를 binomial 분포, edge 분포, Tchebyscheff 분포 또는 binomial-edge 혼합 분포, Tchebyscheff-edge 혼합 분포 등으로 불균일하게 분포시키는 방법을 제안코저 한다.

이산 벡터 요소의 크기를 불균일하게 설정하여 불균일한 크기의 혼합잡음에 대응시킨 적응 추정 계통에서도, 설정된 이산 벡터의 크기보다 크게 차이가 나는 임펄스가 부가된 잡음이 혼입되는 경우에 시간 변화 가중치의 모두가 0이 될 수가 있다.

모든 승산기의 입력이 0이 되는 것을 탐지하기 위한 zero detector를 삽입하고, 이 경우 추적 계통의 추정이 불가능해지는 것을 막기 위하여 모든 승산기 입력을 $1/N$ 로 reset시켜줄 수 있는 승산기 입력 선택 기능을 갖는 data selector를 삽입한다. Zero detector와 data selector로 구성되는 feed forward path를 시간 변화 가중치 계산기와 승산기 사이에 삽입시켜 혼합잡음 상황에서도 상태의 추적이 가능한 적응 추정 개통을 제안한다.

2. 이산 벡터 요소의 분포

불규칙한 혼합 잡음이 혼입될 수 있는 추적 계통에서 각 filter bank에 인가되는 이산 벡터 요

소의 크기 설정 기준은 최소의 연산 시간과 병렬로 연결된 filter bank의 개수에 관련되므로, 설정 벡터 요소의 수는 최소가 되고 Gaussian 밀도 함수에서 지수항이 0이 되지 않도록 설정되어야 한다.

따라서, 불규칙한 크기로 변화하는 혼합 잡음 상황에서 적응 추정이 가능하도록 하기 위해서는 이산 벡터 요소 값의 설정에 불균일한 분포가 필요하게 된다.

불균일한 이산 벡터의 분포 중 binomial 분포는 그 벡터의 크기를 식(16)과 같은 binomial series의 계수에 비례하는 크기를 갖도록 각 filter bank에 이산 벡터 요소 값을 인가하는 것이다.

$$(a+b)^{N-1} = a^{N-1} + (N-1)a^{N-2}b + \frac{(N-1)(N-2)}{2!}a^{N-3}b^2 + \dots \quad (16)$$

여기서 N은 설정할 이산 벡터의 수로써, 예를 들어 filter bank가 7개인 경우 인가 벡터의 크기를 그림 3 (a)와 같이 0을 중심으로, 윗쪽 각항의 계수값을 정과 부의 대칭적인 분포 즉, {6, 4, 1, 0, -1, -4, -6}과 같이 분포 시키면 신호에 직류의 변이(shift)나 미지의 측정 바이어스 성분이 포함되어도 시간 변화 가중치가 0이 되지 않기 때문에 승산기의 입력이 0이 되지 않아서 효과적인 추정이 가능하게 된다.

Edge형의 분포는 불규칙한 임펄스 잡음 입력 신호의 정과 부의 극한치와 유사한 이산 벡터 요소의 값을 인가하는 것으로 filter bank의 수는 중심의 0을 포함하여 3개가 되며, filter 수에서 최소의 상태인 경우가 된다. Edge형의 이산벡터 요소 분포는 그림 3 (b)와 같다.

또다른 기본적인 이산 벡터의 분포 방법으로는 Tchebyscheff 다항식의 특성에 근거한 분포이다. 이 분포에서 이산 벡터의 수 N을 Tchebyscheff 다항식의 차(degree)수와 같게 설정하려면 $N-1$ 개가 되어야 하나 여기에서는 6차 다항식의 상수들의 집합을 선택함으로써 filter 수는 4개가 된 경우이다. 이들 상수들의 집합은 {32, 18, -1, -48}로 그림 3 (c)와 같으며, 미지의 측정 바이

어스나 불규칙한 크기의 임펄스 잡음이 혼입된 경우에도 효과적인 적응 추정이 가능한 것으로 생각된다.

이상의 기본적인 분포에 추가하여 binomial-edge 혼합 분포와 Tchebyscheff-edge 혼합 분포는 각기 그림 3 (d) 에서 {150, 6, 4, 1, 0, -1, -4, -6, -150} 의 binomial-edge 분포를 filter 수 9 개로 한 것과, 그림 3 (e) 에서 {150, 32, 18, -1, -48, -150} 의 Tchebyscheff-edge 분포를 filter 수 6 개로 한 것을 제안한다.

기본적인 분포보다 혼합 분포는 이산 벡터의 크기가 다양하므로써 효과적인 적응 추정 면에서 좀더 유리할 것으로 볼 수 있다.

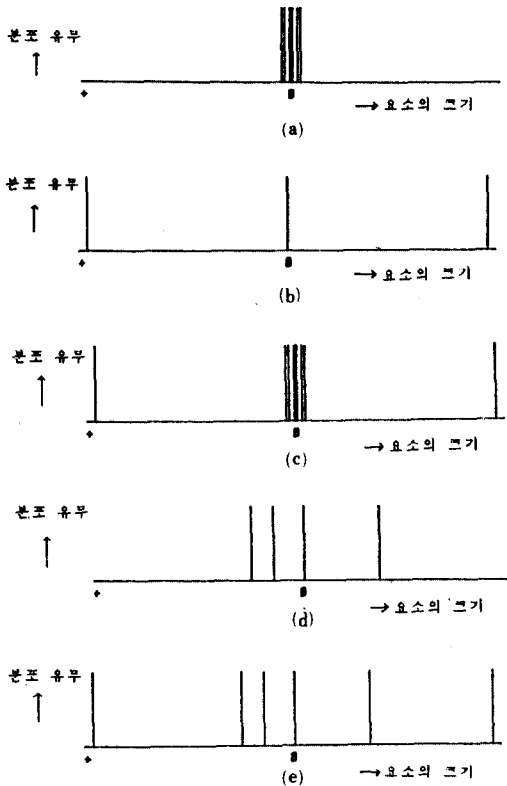


그림 3 이산 벡터 요소의 불규칙 분포
 (a) binomial (b) edge (c) binomial-edge
 (d) Tchebyscheff (e) Tchebyscheff-edge
 Nonuniform distribution of the discrete vector elements
 (a) binomial (b) edge (c) binomial-edge
 (d) Tchebyscheff (e) Tchebyscheff-edge

3. Feed Forward Path

대부분의 적응 추정 계통에서 시간 변화 가중치의 모든 값이 이산 벡터의 적절한 분산 분포에도 불구하고 0 이 될 경우, 모든 승산기의 입력이 0 이 되므로 적응 추정값은 0 이 되어 추정이 불가능하게 된다.

가중치의 모든 값이 0 이 되는 것을 탐지하기 위하여 NOR 게이트로 구성되는 zero detector를 가중치 계산기 출력단에 병렬로 연결하여 그 출력의 0 여부를 감지 하도록 한다. 그림 4 에서 zero detector는 가중치의 모든 값이 0 일때 그 출력이 1 이 되어 이 값이 data selector에 인가 된다.

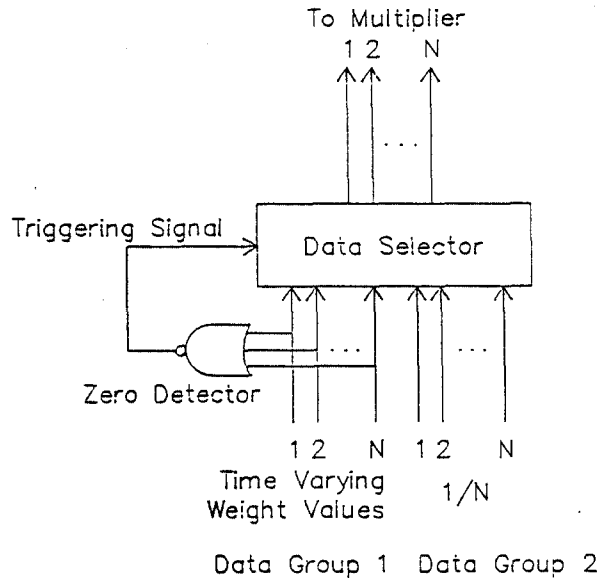


그림 4 feed Forward path의 상세도
 Details of feed forward path.

Data selector는 zero detector의 출력에 의해 triggering되며 승산기 입력단에 data group 1, 2 중 한개를 선택하여 공급하는 기능을 갖는다. 즉 zero detector의 출력이 1 이 될 경우 data group 2 를 선택하도록 하는 것이고, zero detector의 출력이 0 이 되는 경우는 data selector가 시간 변화 가중치의 계산된 값이 그대로 통과되도

록 data group1 을 선택하는 것이다. 여기서 data group2 는 계통에 인가하는 초기값 $1/N$ 의 값으로써 불규칙한 임펄스가 부가된 혼합 잡음으로 계통의 적응 추정이 중단된 상태를 다시 적응 추정 계속 상태로 바꿔주기 위한 입력 신호인 것이다.

이상에서 언급된 feed forward path의 전달함수는 다음과 같다.

$$W_{k+1}^{(i)} = \begin{cases} W_{k+1}^{(i)} & \text{when } \overline{W_{k+1}^{(1)} + W_{k+1}^{(2)} + \dots + W_{k+1}^{(N)}} \\ = 0 & \\ \frac{1}{N} & \text{when } \overline{W_{k+1}^{(1)} + W_{k+1}^{(2)} + \dots + W_{k+1}^{(N)}} \\ \neq 0 & i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (17)$$

4. 혼합 잡음이 혼입되는 계통에서의 적응 추정

혼합 잡음이 추정 계통의 입력측에 인가될 경우에 대한 효과적인 적응 추정은 최소의 필터수로써 급변하는 상태 변화에 즉시 적응될 수 있는 레이더 추정 계통의 적응 추정에 적합한 계통은 그림 5 와 같다. 이 레이더 추적 계통에서 적응 추정은 이산 벡터 요소의 분포를 불균일하게 분포시키므로써 불규칙한 크기 변화 잡음에 대응되도록 한 것이다.

시간 변화 가중치의 계산 결과와 각각의 Kalman filter bank의 출력이 승산이 수행되기 이전에 가중치 계산 결과에 따라 선택되는 feed forward path를 부가한 제약된 적응 추정계통이다.

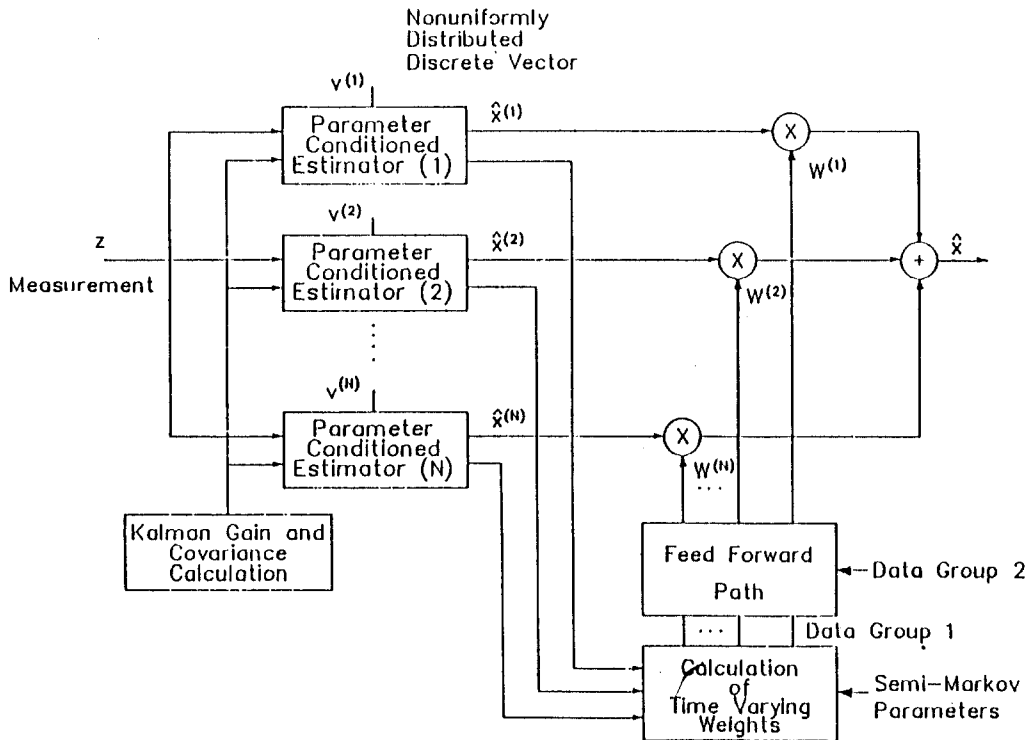


그림 5 혼합 잡음 상황에서의 적응 추정기의 전체도
Overall diagram of adaptive estimator in hybrid noise environments.

IV. 시뮬레이션 결과 및 검토

측정 신호에 Gaussian 잡음과 미지의 바이어스 및 임펄스 잡음이 중첩되어 혼입됐을 경우, 제안된 적응 상태 추정 계통을 컴퓨터로 시뮬레이션시켜 그 특성을 조사하였다.

시뮬레이션은 성능을 비교하기 위하여 Moose²⁴⁾가 채용하였던 모델 방정식과 초기값, 상수 등을 그대로 인용하여 실행하였다.

1. 시뮬레이션 결과

인용된 1차 계통에 대한 방정식은

$$x_{k+1} = e^{-\alpha T} x_k + (1 - e^{-\alpha T}) u_k + (1 - e^{-\alpha T}) / \alpha v_k \quad (18)$$

$$z_{k+1} = x_{k+1} + v_{k+1} + v_b \quad (19)$$

이며, 여기서 표본화 간격 $T=1$, $\alpha=0.6$, 그리고 잡음열인 w_{k+1} 와 v_{k+1} 은 분산이 $Q=0.2$, $R=1.0$ 인 zero-mean Gaussian random process로 한다. v_b 는 균등 분포 불규칙 변수로 분산이 $R_b=0.33$ 이며, 처음 250개의 시간 간격에서는 3이고, 다음 250개의 시간 간격에서는 갑작스런 변화를 일으켜 -3이 되도록 한다. 결정된 입력은 $u_k=10$ 이다. 가중치 항의 초기치는 모두 같다고 가정한다. 즉, $W^{(i)} = 1/N$, $i=1, 2, \dots, N$ 이고, Markov 천이 확률 θ_{ii} 는 Moose가 채용한 $\theta_{ii}=0.95$ 이고, $\theta_{ij} = (1 - 0.95)/(N - 1)$ (for $i \neq j$)이다.

상태 벡터의 초기값은 $x(0)=100$ 이고 오차 공분산은 $p(0)=100$ 으로 한다. $v^{(i)}$ 는 binomial 분포, edge 분포, Tchebyscheff 분포, binomial-edge 혼합분포, Tchebyscheff-edge 혼합 분포 등 5가지를 시뮬레이션하였다. 입력되는 임펄스 잡음은 설정된 이산 벡터 요소를 모두 효과적으로 시험하기 위하여 분포된 요소의 범위내에서 표준편차가 ± 75 인 불규칙 변수로 발생시켰다.

그림 6에서는 이 계통의 실제 상태와 측정 계통의 출력을 나타내었다.

i) 이산 벡터가 binomial 분포일 경우

이산 벡터의 요소의 크기는 $\{6, 4, 1, 0, -1, -4, -6\}$ 으로 binomial 분포로 설정하였다.

그림 7에서, 적응 추정기가 정상 동작 중, 임펄스 잡음이 들어온 순간 억압된 임펄스 응답이 나타났다. 그 중 표본화 시간이 80과 400에서는 시간 변화 확률 가중치의 합이 0이 되면서 feed forward path에서 zero detector의 출력이 1이 되어 data selector에서 각 승산기에 1/7의 값이 select되어 출력되었다. Moose의 적응 추정기에서는 표본화 시간이 80에서 각 시간 변화 확률 가중치가 0이 되고 Markov process에 의해 다음 단계에서도 계속 0이 되어 추정이 불가능하게 되었다. 이산 벡터를 0을 중심으로한 binomial 분포로 했기 때문에, 미지의 바이어스항에 대한 추정은 매우 양호하였다.

ii) 이산 벡터가 edge 분포일 경우

임펄스 잡음에 대비하여 이산 벡터를 $\{150, 0, -150\}$ 으로 edge 분포시켰다. 이에 대한 적응 추정기의 출력을 그림 8에 보였다. 큰 임펄스 잡음이 섞인 입력 신호에도 150과 -150인 두 요소에 의해 시간 변화 가중치가 0이 되지 않고 그대로 승산기에 가해졌다. 그러나 바이어스 항에 대한 추정은 오차가 약간 커졌다.

iii) 이산 벡터가 binomial 분포와 edge 분포의 혼합일 경우

이산 벡터를 $\{150, 6, 4, 1, 0, -1, -4, -6, -150\}$ 으로 0을 중심으로는 binomial 분포시키고, 임펄스 잡음에 대비하기 위해 edge 분포를 혼합하였다.

그림 9와 같이 임펄스 잡음에 대한 응답은 edge 분포의 경우와 거의 같으나, binomial 분포에 의해 미지의 바이어스 성분이 없어지는 edge 분포와 binomial 분포의 혼합된 결과가 나타났다.

iv) 이산 벡터가 Tchebyscheff 분포일 경우

이산 벡터를 불규칙한 혼합 잡음에 대비하기 위하여 $\{32, 18, -1, -48\}$ 로 Tchebyscheff 분포시켰을 경우이다. 그림 10과 같이 바이어스에 대한 추정은 오차가 약간 발생하였으며, 표본화 시간이 80과 400에서 불규칙 임펄스 잡음에 의해서 시간 변화 확률 가중치가 0이 되었으나, feed

forward path의 data selector에서 각 승산기에 1/4의 값이 인가 되어 추정이 중단되지 않고 계속 진행되었다.

v) 이산 벡터가 Tchebyscheff 분포와 edge 분포의 혼합일 경우

이산 벡터를 {150, 32, 18, -1, -48, -150}로 분포 시켰다. 그림 11과 같이 edge 분포에 의해 시간 변화 확률 가중치가 0은 되지 않았으나; 바이어스에 대한 추정은 역시 오차가 크게 발생하였다.

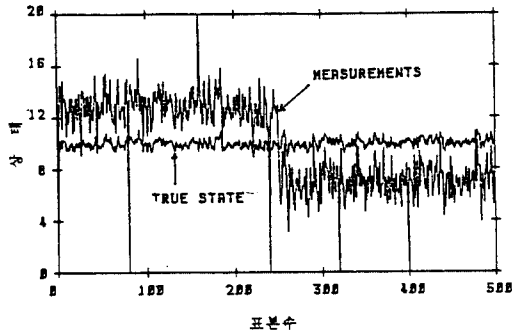


그림 6 실제 상태 및 바이어스와 임펄스 잡음이 혼합된 측정
True state and measurement sequence with hybrid noises

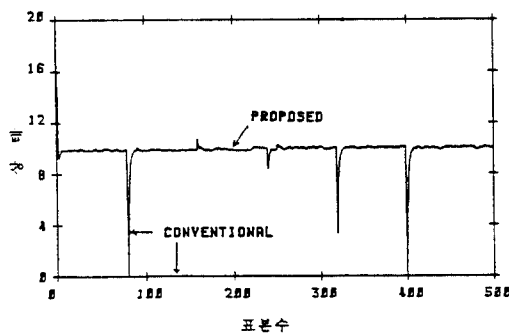


그림 7 이산 벡터 요소의 크기가 binomial 분포일 때의 적응 추정
Adaptive estimation with binomial distribution

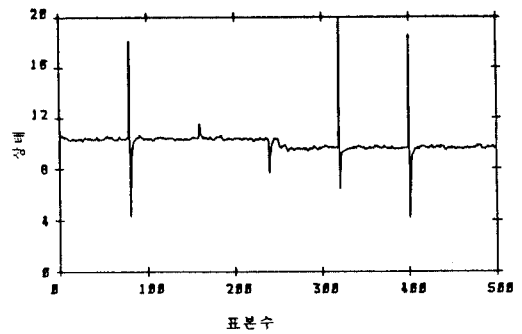


그림 8 이산 벡터 요소의 크기가 edge 분포일 때의 적응 추정
Adaptive estimation with edge distribution

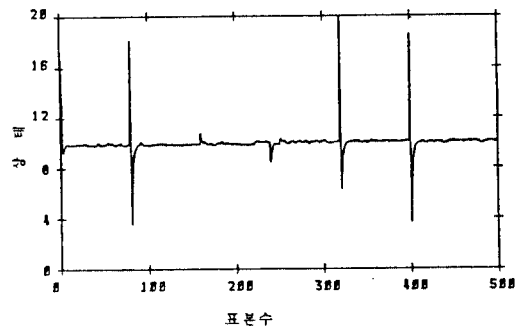


그림 9 이산 벡터 요소의 크기가 binomial-edge의 혼합 분포일 때 적응 추정
Adaptive estimation with binomial-edge distribution

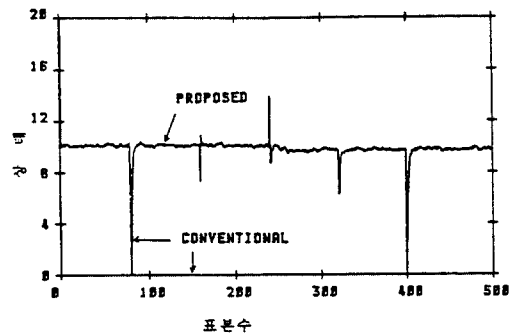


그림 10 이산 벡터의 요소의 크기가 Tchebyscheff 분포일 때의 적응 추정.
Adaptive estimation with Tchebyscheff-edge distribution.

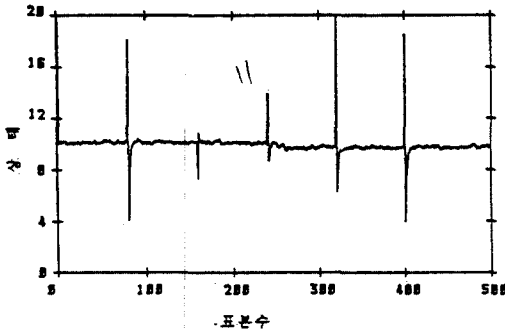


그림11 이산 벡터 요소의 크기가 Tchebyscheff-edge의 혼합 분포일 때의 적응 추정
Adaptive estimation with Tchebyscheff-edge distribution.

2. 검토

제안된 적응 추정 제통에서 미지의 바이어스 성분이 신호에 부가된 경우의 추정은 양호하였으며, 임펄스 잡음이 들어온 순간은 억압된 임펄스 응답이 나타났고, 3 내지 4 표본 회수후 바로 추정이 안정됨을 알 수 있었다. 이것은 이산 벡터 요소의 수를 최소로 하고, 불규칙한 혼합 잡음에 효과적으로 대응할 수 있도록 불균일하게 분포 시켰으며, 시간 변화 가중치의 값이 모두 0 이 되는 경우에 $1/N$ 값을, 또 0 이 아닐 경우에는 시간 변화 가중치가 그대로 승산기 각각에 인가되도록 하는 zero detector와 data selector 기능을 갖는 feed forward path 동작에 의해 추정이 중단되지 않도록 설계된 적응 추정 제통에서 얻어지는 결과이다.

Binomial 분포에서는 큰 임펄스 잡음이 유입될 경우 시간 변화 가중치가 모두 0 이 되어 feed forward path에서 $1/N$ 값이 선택되어 승산기에 인가되는 것을 시뮬레이션 결과로 확인할 수 있었다. Edge 분포에서는 이산 벡터 요소의 값이 크므로 이 범위내에 포함되는 불규칙 임펄스 잡음이 들어올 경우 시간 변화 가중치의 합이 0 이 되지 않으므로 feed forward path는 계산된 시간 변화 가중치를 승산기에 인가하였다. Binomial-edge 혼합 분포에서는 두 분포의 혼합된 결

파이므로 미지의 바이어스 성분에 대한 추정도 양호하고, 불규칙 임펄스 잡음에 의한 시간 변화 가중치의 합이 0 이 되지도 않았으며, 따라서 feed forward path가 계산된 시간 변화 가중치를 그대로 승산기에 인가하는 경우가 많았으나, edge 분포된 요소의 값과 차이가 큰 혼합잡음 상황하에서는 역시 feed forward path가 필요하였다.

Binomial, Tchebyscheff분포에서는 불규칙 임펄스 잡음에 의해 시간 변화 가중치가 모두 0 이 되어 feed forward path가 필요하였다.

이산 벡터 요소에 관한 최적 불균일 분포를 구하기는 매우 어려운 문제이며, 다양한 분포 방법으로 불규칙한 혼합 잡음이 혼입되는 제통에서도 추정이 중단되는 것을 방지할 수 있으며, 만일 계산된 시간 변화 가중치의 합이 0 이 되어 추정이 중단되려할 경우는 feed forward path에 의해 $1/N$ 값이 선택되어 승산기에 인가되므로 효율적인 추정을 계속 진행해 나갈 수 있었다.

V. 결론

움직이는 이동 물체 추적 제통에서, 측정하고자 하는 신호에 혼합 잡음이 혼입될 경우에도, zero detector와 data selector 기능을 갖는 feed forward path를 기존의 적응 추정 제통에 부가하고, 유한수의 이산 벡터의 요소 $v^{(i)}$ 를 불균일하게 분포 시키므로써 개선된 적응 추정 특성을 얻었다.

적용 추정기를 컴퓨터로 시뮬레이션하여 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

(1) 이산 벡터 요소를 binomial 분포로 했을 경우에는 미지의 바이어스 성분에 대한 적응 추정은 매우 양호했으며, 임펄스 잡음이 들어온 순간은 시간 변화 확률 가중치의 합이 0 이 되어 feed forward path가 승산기를 $1/N$ 로 reset 시키므로써, 적응 추정이 중단되지 않고 3 내지 4 표본 회수후 바로 안정되었다.

(2) 이산 벡터 요소를 edge 분포시킬 경우에는 미지의 바이어스 성분에 대한 적응 추정은 악화

되었으나, 큰 임펄스 잡음이 들어온 순간은 시간 변화 확률 가중치가 0이 되지 않고 그대로 상승기에 통과되므로써 출력이 중단되지 않고 안정되었다.

(3) 이산 벡터 요소를 edge 분포와 binomial 분포로 혼합했을 경우에는 edge 분포의 결과와 binomial 분포의 결과가 혼합되어 나타나므로써 미지의 바이어스 성분과 큰 임펄스 잡음 상태에서 소적응 추정이 매우 양호하였으나, 아주 큰 크기의 혼합 잡음 상황하에서는 feed forward path가 필요하였다.

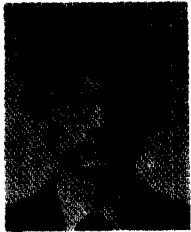
(4) 이산 벡터 요소를 Tchebyscheff 분포와 Tchebyscheff-edge 분포 했을 경우에는 이산 벡터의 연속되는 두 값의 차이가 커서 추정오차도 크게 나타났다.

추정 계통에서 표본화 시간에 따라 임펄스 잡음에 의한 안정화 시간을 줄이는 문제는 계속 연구되어야 할 것으로 사료되며, 추정 계통에 대한 hardware의 실현과 그 실험이 뒤따른다면 레이더 추적 계통이나 ECCM 또는, 선박의 자동 조종(auto pilot), fire control 그리고 sonar에 의한 해저 탐사 등 그 응용 분야는 광범위한 것으로 생각된다.

參 考 文 獻

- (1) F. R. Castella and F. G. Dunnebacke, "Analytical results for the x, y Kalman tracking filter," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems, vol. AES-20, No. 6, pp 891-895, Nov. 1974.
- (2) K. V. Ramachandra and V. S. Srinivasan, "Steady state results for the x, y, z Kalman tracking filter," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-13, No. 4, pp 419-423, July 1977.
- (3) R. A. Howard, "System analysis of semi-Markov processes," IEEE Transactions on Military Electronics, vol. MIL-8, pp 114-124, Apr. 1964.
- (4) R. L. Moose, "An adaptive estimator for passive range and depth determination of a maneuvering target," Technical report 4375, Naval Underwater Systems Center, Dec. 1972.
- (5) R. L. Moose, "An adaptive state estimation solution to the maneuvering target problem," IEEE Transactions on Automatic Control, vol. AC-20, pp 359-362 June 1975.
- (6) N. H. Gholson and R. L. Moose, "Maneuvering target tracking using adaptive state estimation," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-13, No. 3, pp 310-317 May 1977.
- (7) R. L. Moose and P. M. Godiwala, "Passive depth tracking of underwater maneuvering targets," IEEE Transactions on Acoustics, speech and signal processing, vol. ASSP-33, pp 1040-1044, Aug. 1985.
- (8) R. L. Moose and T. E. Dailey, "Adaptive underwater target tracking using passive multipath time-delay measurements," IEEE Transactions on Acoustics, speech, and Signal Processing, vol. ASSP-33, pp 777-787, Aug. 1985.
- (9) C. T. Chen, "An unknown-input adaptive Kalman filter design," Modeling Simulation, 15 (Pt 2), pp 697-701, 1984.
- (10) S. Olcer, "Adaptive suboptimal Kalman filtering," Proc. IEEE Conf. Decis. Control Symp. Adapt. Processed 22nd (1), pp 306-307, 1983.
- (11) M. J. Grimble, "Adaptive Kalman filter for control systems with unknown disturbances," IEE Proc. Part D, Control Theory Appl. vol. 128, No. 6, pp 263-267, 1981.
- (12) C. Tsai, "An adaptive robustizing approach to Kalman filtering," Automatica, vol. 19, No. 3, pp 279-288, 1983.
- (13) F. D. Groutage, "Adaptive state variable estimation using robust smoothing," Trans. ASME J Dyn. Syst. Meas. Control, vol. 106, No. 4, pp 335-341, 1984.
- (14) A. H. Jazwinski, "Limited memory optimal filtering," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. AC-13, Oct. 1968.
- (15) J. S. Thorp, "Optimal tracking of maneuvering targets," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. AES-19, July 1973.
- (16) J. B. Pearson and F. B. Stear, "Kalman filter applications in airborne radar tracking," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. AES-10, pp 319-329, May 1974.
- (17) J. M. Fitts, "Aided tracking as applied to high accuracy pointing systems," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. AES-9, May 1973.
- (18) K. Spingarn and H. L. Widemann, "Linear regression and prediction for tracking maneuvering aircrafts targets," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. AES-8, Nov. 1972.
- (19) N. H. Gholson and R. L. Moose, "A comparison of two approaches to the three dimensional target tracking problem involving nonlinear state measurement," in Proc. 8th South-eastern Symp. on System Theory, Apr. 1976.
- (20) D. J. Maseliez and R. D. Martin, "Robust Bayesian estimation for the linear model and robustifying the

- Kalman filter," IEEE Transactions on Automatic Control. vol. AC-22, pp361-371, 1977.
- (21) G. A. Hewer and R. D. Martin and Judith Zeh, "Robust preprocessing for Kalman filter of glint noise", IEEE Transactions on Aero. and Elec. Sys. vol. AES-23, No. 1, pp120-128 Jan. 1987.
- (22) A. A. Mal'tsev and A. M. Silaev, "Optimal estimation in dynamic systems with simultaneous action of impulse and noise disturbances", Trans. in Radiophysics and Quantum Electron. vol. 26, No. 8, pp726-38, Aug. 1983.
- (23) J. K. Tugnait, "Control of stochastic systems with Markov interrupted observations." IEEE Transactions of Aerospace and Electronic Systems. vol. AES-19, No. 2, pp232-239, Mar. 1983.
- (24) R. L. Moose, "Adaptive estimation for a system with unknown measurement bias." IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems." vol. AES-22, No. 6, pp732-738, Nov. 1986.



朴喜昌(Hee Chang PACK) 正會員
1956年6月5日生
1980年2月:東國大學校 工科學 電子工學科 卒業(工學士)
1982年2月:東國大學校 大學院 電子工學科 卒業(工學碩士)
1988年2月:東國大學校 大學院 電子工學科 卒業(工學博士)
1982年3月~現在:韓國機械研究所大德船舶分所 勤務



尹賢普(Hyun Bo YOON) 正會員
1942年1月5日生
1964年2月:韓國航空大學電子工學科 卒業
1982年2月:仁荷大學校大學院 卒業(工學博士)
1964年3月~1968年10月:空軍通信將校
1968年12月~1979年2月:韓國航空大學 副教授
1979年3月~現在:東國大學校工科學 電子工學科 教授