견인한 완전최소자승법과 시스템 식별에의 적용

Robust Total Least Squares Method and its Applications to System Identifications

김 진 영*, 최 승 호**
(Jinyoung Kim*, Seungho Choi**)

• 이 논문은 1994년도 전남대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음

요 약

완전최소자승법(total least squares method, TLS)은 $Ax \simeq b$와 같은 형태의 시스템 식을 푸는데 있어 데이터 행렬 A와 b에 잡음비 섞인 경우에 편이 되지 않은 해를 구하기 위하여 널리 이용된다. 그러나 임펄스성의 잡음과 같은 heavy tailed 확률분포를 갖는 잡음이 존재할 때 완전 최소자승법은 unbiased estimator이지만 최소자승법(least squares, LS)과 마찬가지로 견인하지 못한 성능을 보인다. 본 논문에서는 TLS 방법의 견인성에 대하여 논하고 완전최소자승법의 해의 특성을 기반으로 하여 견인한 완전최소자승법(robust TLS, ROTLS)을 제안한다. 또한 ROTLS 방법을 시스템식별문제에 적용하여 그 성능을 평가한다.

ABSTRACT

The Total Least Squares(TLS) method is an unbiased estimator for solving overdetermined sets of linear equations $Ax \simeq b$ when errors occur in all data. However, as well as Least Squares(LS) method it doesn't show robustness while the errors have a heavy tailed probability density function. In this paper we proposed a robust method of TLS (Robust TLS, ROTLS) based on the characteristics of TLS solution. And the ROTLS is verified by applying it to system identification problems.

I. 서 론

최소자승법(least squares method, LS)은 파라미터 추정 방법으로서 가장 널리 사용되고 있는 방법이다. 그런데, LS 추정기는 $Ax \simeq b$와 같은 형태의 시스템 식을 푸는데 있어 데이터 행렬 A와 b에 동시에 잡음이 섞이게 되면 편이된 추정기(biased estimator)가 된다[1-2]. 최소자승법의 편이성 문제를 극복하기 위한 방법으로 여러 연구가 진행되어 왔다. 그 중 하나가 완전최소자승법(total LS method, TLS)인데, 최소자승법의 확장으로서 TLS방법은 시스템 식별 및 DOA(direction of arrival)등에 성공적으로 사용되고 있다[2-7].

*전남대학교 공과대학 전자공학과
Chonnam National University, Dept. of Electronics Eng.
**동신대학교 공과대학 정보통신공학과
Dongshin University, Dept. of Information and Communication Eng.
접수일자 : 1996년 6월 5일

한편, LS 방법은 임펄스성의 잡음과 같은 heavy tailed 확률분포를 갖는 잡음이 존재할 때 견인하지 못한 추정 성능을 보인다. 따라서 견인하지 못한 성능을 극복하기 위한 여러 방법들이 제시되어 왔는데 이를 견인한 최소자승법(robust LS, ROLS)이라고 한다[8-10]. 견인한 최소자승법이 필요한 이유는 실제의 파라미터 추정문제를 풀어내는데 있어 잡음이 가우시안 확률분포를 갖는 이상적인 경우는 거의 없기 때문이다. 지금까지 견인한 최소자승법에 대해서는 많은 연구가 진행되어 많은 성과를 거두었다. 그러나 LS 방법을 확장시킨 TLS 방법에 대한 견인성 연구는 아직 전무한 실정이다. 따라서 TLS 방법의 견인성에 대한 연구가 필요하다.

본 논문에서는 TLS 방법의 견인성에 대하여 논하고 TLS의 견인한 알고리듬으로서 견인한 완전최소자승(robust TLS, ROTLS) 방법을 제안하고 컴퓨터 실험을 통하여 성능을 평가한다. 논문의 구성은 다음과 같다. 우선 ROTLS 방법을 개발하기 위하여 TLS 문제 및 그 해법에

대하여 설명한다. 다음 TLS 방법에 의한 오류벡터(error vector)의 성질을 이용하여 영향함수(influence function)를 도입하여 TLS 문제를 견인하도록 재정의 하여 새로운 견인한 TLS방법의 하나로서 ROTLS 문제를 정의한다. 다음 주어진 ROTLS 문제를 풀기 위한 방법으로서 견인한 LS 문제를 풀기 위하여 사용되는 가중된 LS(weighted LS, WLS) 방법을 응용하여 ROTLS의 해법을 제안한다. 마지막으로 ROTLS 방법을 시스템식별 문제에 적용하여 ROTLS 방법의 타당성을 검증한다.

Ⅱ. TLS 방법

TLS 방법은 다음과 같이 정의된 파라미터 추정문제를 풀기 위하여 사용되는 방법이다.

$$Ax \simeq b \tag{1}$$

여기서, 데이타행렬 A와 b는 잡음에 의하여 오염된 관측행렬인데 A는 N×M, b는 N×1 행렬이고, 미지수벡터 x의 차수는 M이다. 그러면 TLS 방법은 다음과 같이 정의된다[3-4].

$$Min_x \| E : r \|_F$$
subject to $(b+r) \in (A+E)$

여기서, 행렬 E와 r은 오차행렬이고, $\|\cdot\|_F$는 Frobenius norm이다. 위와 같이 표현되는 TLS 문제의 해는 해석적으로 주어지는데 다음과 같다[3].

먼저 행렬 $[A\ b]$를 행렬 B라고 하자.

$$B = [A\ b]$$

그러면 행렬 B는 다음과 같이 SVD를 이용하여 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$B = U \Sigma V^* \tag{2}$$

여기서, $U = [u_1 \cdots u_N] \in R^{N \times N}$, $u_i \in R^{N \times 1}$인 행벡터, $V = [v_1 \cdots v_{M+1}] \in R^{(M+1) \times (M+1)}$, $v_i \in R^{(M+1) \times 1}$ 행벡터이고 Σ는 $R^{N \times M}$의 diagonal 행렬이다. 이때 행렬 Σ의 diagonal은 내림순으로 정리되어 있다고 가정한다. 즉, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_{M+1} \geq 0$이다. 그러면 TLS의 해는 다음과 같이 주어진다.

$$x = -\frac{1}{(v_{M+1})_{M+1}} \begin{bmatrix} (v_{M+1})_1 \\ (v_{M+1})_2 \\ \vdots \\ (v_{M+1})_M \end{bmatrix} \tag{3}$$

그리고 오차행렬 $[E\ r]$을 Δ라고 하면 다음과 같다.

$$\Delta = B\, v_{M+1}\, v_{M+1}^T \tag{4}$$

즉 TLS 방법에 의한 추정기는 식 (3)과 (4)에로 주어지는데, 해는 가장 작은 singular value에 상응하는 벡터에 의하여 정하여 짐을 알 수 있다. 행렬의 성질에 의하면 행렬 B의 자기상관행렬 B^TB의 고유치는 singular value의 자승으로 표현되고 행렬 V는 고유벡터로 이루어진 행렬이 된다. 따라서 해는 B^TB의 최소 고유치에 상응하는 고유벡터로 표현되는 것이다.

Ⅲ. 견인한 완전최소자승법의 정의 및 해법

Ⅲ-1. TLS 해의 성질

앞장에서 TLS 문제의 해 및 오류행렬에 대하여 기술하였다. 그러면 간단히 오류행렬 Δ의 성질을 살펴보도록 하자. 위의 식 (4)에서 $(v_{M+1})_{M+1}$이 -1이 되도록 편의상 다음과 같이 변형된 오류행렬을 정의하자.

$$\Delta' = B\, v'_{M+1}\, v'^T_{M+1}, \tag{5}$$

$$v'_{M+1} = -\frac{1}{(v_{M+1})_{M+1}} \begin{bmatrix} (v_{M+1})_1 \\ (v_{M+1})_2 \\ \vdots \\ (v_{M+1})_{M+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ -1 \end{bmatrix} \tag{6}$$

그러면 식 (5)에서 변형된 오류행렬의 각 열은 다음과 같이 표현됨을 알 수 있다.

$$\forall_i\ \Delta^i = (A^i x - b^i) \begin{bmatrix} x \\ -1 \end{bmatrix} \tag{7}$$

단, 여기서 Δ^i는 오류행렬 Δ'의 i번째 열벡터, A^i는 데이터 행렬 A의 i번째 열벡터, 그리고 b^i는 행벡터 b의 i번째 원소이다. 식 (7)은 TLS 방법에 의한 오류행렬의 고유한 성질을 보여준다. 즉, 오류행렬의 i번째 열은 행벡터 $\begin{bmatrix} x \\ -1 \end{bmatrix}$에 식 (1)에 의한 추정오차를 곱한 것과 같다. 따라서 만약 데이타 행렬 A와 b가 전력이 σ_e^2인 백색잡음 행렬이 첨가되어 오염된 관측행렬이라면, 다음과 같은 성질을 알 수 있다. 오염된 관측행렬의 각 i번째 행들의 표준편차는 마지막 행을 기준으로 할 때 x^i의 제곱에 비례한다.

Ⅲ-2. ROTLS의 문제정의

TLS 문제는 위에서 기술한 바와 같이 다음과 같이 정의된다.

$$Min_x \| E : r \|_F$$
subject to $(b+r) \in (A+E)$

위의 문제에서 Frobenius norm은 주어진 행렬의 모든 원소를 자승하여 더한 값으로 정의된다. 따라서 이를 임펄스성의 잡음과 같은 heavy tailed pdp를 갖는 잡음에 견인

하도록 하기 위해 본 논문에서는 위의 문제를 다음과 같이 변형하였다.

$$Min_x \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M+1} \rho_j(e_{ij})$$

subject to $(B+\Delta)x'=0$

여기서 e_{ij}는 오류행렬 Δ의 ij번째 원소이고, $x'=\begin{bmatrix} x \\ -1 \end{bmatrix}$이다. 그리고 오차행렬의 j번째 행을 위한 $\rho_j(x)$는 오차제어함수인데, TLS 해의 성질상 오염된 관측행렬의 각 i번째 행들의 표준편차는 마지막 행을 기준으로 할 때 x^i의 제곱에 비례한다고 하였으므로 $M+1$번째 행의 오차제어함수를 기준으로 하여 다음과 같은 관계식을 얻을 수 있다.

$$\rho_j(x)=\rho_{M+1}\left(\frac{x}{x'^j}\right) x'^{j2} \tag{8}$$

이다.

위의 ROTLS 문제는 조건부최소화(constraint optimization) 문제이다. 그러면 이를 비조건부최소화(unconstrained optimization) 문제로 바꾸어보자. 우선 Lagrange multiplier를 도입하기 위하여 위의 i번째 열을 생각하여 보자. 전체 오차를 E라 하자. 즉,

$$E=\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M+1} \rho_j(e_{ij}), \tag{9}$$

$$\forall i,\ j\ \frac{\partial E}{\partial e_{ij}}=\rho_j'(e_{ij}) \tag{10}$$

$$\forall i\ (B^i+\Delta^i)\cdot x'=0 \tag{11}$$

위에서 $\Psi_j(x)=\rho_j'(x)$라 정의하면 $\Psi_j(x)$는 영향함수(influence function)이 된다[9-10]. 그런데 식 (8)의 성질을 이용하면 다음과 같은 관계식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned}\Psi_j(x)&=\Psi_M\left(\frac{x}{x'^j}\right) x'^{j^2}\cdot\frac{1}{x'^j} \\ &=\Psi_M\left(\frac{x}{x'^j}\right) x'^j\end{aligned} \tag{12}$$

식 (10)와 (11) 식으로 주어진 조건부 최적화 문제를 풀기 위하여 Lagrange multiplier를 도입하면 다음과 같다.

$$\forall i\ \sum_{j=1}^{M+1} \rho_j(e_{ij})+\lambda_i(B^i+\Delta^i)\cdot x'=0 \tag{13}$$

식 (13)으로 주어진 문제를 각 e_{ij} 및 λ_i에 대하여 미분하고 정리하면 오차행렬의 i번째 열 Δ^i가 다음과 같음을 알 수 있다.

$$\Delta^i=\Psi_{M+1}\left(\frac{B^i x'}{x'^T x'}\right) x' \tag{14}$$

따라서 조건부 최적화 문제로 주어진 ROTLS 문제는 다음과 같은 비조건부최적화 문제로 재정이 될 수가 있다.

즉, 본 논문에서는 다음과 같은 형태의 견인한 완전최소자승법 문제를 제안한다.

제안된 ROTLS 문제:

$$Min_x\ x'^T x' \sum_{i=1}^{N} \Psi_{M+1}^2\left(\frac{B^i x'}{x'^T x'}\right)$$

II-3. ROTLS 문제의 해법

ROTLS 문제를 풀기 위하여 쉽게 사용할 수 있는 방법은 Newton의 방법을 사용하는 것이지만, 본 논문에서는 견인한 LS 문제를 푸는데 널리 사용되고 있는 가중최소자승법[9]을 응용한 해법을 제시한다.

ROTLS 문제에서 만약 정확한 오류행렬을 알고 있다고 가정한다면, 영향함수에 의한 영향을 가중 값으로 바꾸어줄 수 있을 것이다.

즉, $\Psi_{M+1}(x)=wx$이라면 가중값 w는 $\Psi_{M+1}(x)/x$가 된다. 따라서 ROTLS 문제는 다음과 같이 변형하여 정의할 수 있다.

$$Min_x \sum_{i=1}^{N} \frac{(w_i B^i)x'\, x'^T (w_i B^i)^T}{x'^T x'}$$

여기서

$$w_i=\frac{\Psi_{M+1}\left(\dfrac{B^i x'}{x'^T x'}\right)}{\dfrac{B^i x'}{x'^T x'}} \tag{15}$$

그런데 정확한 오류행렬은 미리 알고 있는 것이 아니라 추정해야할 대상이므로 식 (15)에 의하여 가중값을 구할 수 없다. 따라서 본 논문에서는 다음과 같은 반복적인 ROTLS 해법을 제안한다.

(제안된 ROTLS문제의 해법)
1) 가중행렬초기화
2) WTLS에 의한 파라미터추정
3) 영향함수로부터 가중값 w_i 추정
4) 수렴할 때까지 2)와 3)을 수행

위에서 WTLS 방법이란 행렬 B의 i번째 열인 B^i에 열벡터가중값 w_i 곱한후 일상적인 TLS 방법을 적용함을 의미한다.

IV. ROTLS 시뮬레이션 결과

TLS 방법은 여러 파라미터 추정 응용분야 중에서 시스템식별문제와 입사각(direction of arrival, DOA)추정문제에 가장 널리 사용되고 있다. 따라서 본 논문에서는 ROTLS방법의 성능을 검증하기 위하여 여러 응용분야 중 시스템식별문제에 적용하여 컴퓨터 모의실험을 수행하였다.

(실험) 시스템 식별문제

컴퓨터 모의실험에 사용된 시스템은 다음과 같은 ARMA (2, 1) 모델을 갖도록 하였다. 시스템 식은 다음과 같다.

$$y_n = 1.5y_{n-1} - 0.7y_{n-2} + x_n + 0.5x_{n-1} \qquad (16)$$

그리고 잡음은 출력뿐 아니라 입력에도 존재하는 것으로 가정하였는데 관측하는 출력 및 입력에 대한 잡음의 성질은 동일한 통계학적 성질을 갖는다고 가정하였다.

$$z_n = y_n + e_{1n},\ u_n = x_n + e_{2n} \qquad (17)$$

잡음은 heavy tailed Gaussian 잡음이라고 가정을 하였는데, 사용된 잡음의 확률밀도함수는 다음과 같다.

$$f(x) = (1-\varepsilon)\phi_1(x) + \varepsilon\phi_2(x) \qquad (18)$$

여기서 $\phi_2(x)$는 $\phi_1(x)$에 비하여 표준편차가 상당히 큰 성질을 갖으며 ε은 Gaussian 분포의 heavy tail의 성질을 결정한다. 또한 식 (17)로 주어진 pdf를 갖는 잡음의 표준편차를 구하여 보면, ϕ_1의 표준편차를 σ_1^2 그리고 ϕ_2의 표준편차를 σ_2^2라고 할 때 다음과 같은 식으로 나타남을 간단히 보일 수 있다.

$$\sigma^2 = (1-\varepsilon)\sigma_1^2 + \varepsilon\sigma_2^2 \qquad (19)$$

표 1은 ROTLS 방법의 몬테카를로 시뮬레이션 결과로서 샘플수 500 그리고 100회의 시행을 하였을 때의 추정된 파라미터의 표준편차 및 최대편이를 보인 것이다. 최대편이는 괄호 안의 것이다. 컴퓨터모의실험에 사용된 입력으로는 표준편차가 1인 Gaussian 잡음을 사용하였다.

여기서 실험에 사용된 ε값은 0.05이고 $\phi_1(x)$는 표준편차가 1이고 $\phi_2(x)$는 표준편차가 5인 Gaussian 확률분포이다. 또한 영향함수로는 Huber의 영향함수를 사용하였다. Huber 영향함수는 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$\Psi(x) = \begin{cases} -a, & x < -a \\ x, & |x| \le a \\ a, & x > a \end{cases} \qquad (20)$$

표 1의 시뮬레이션 결과는 완전한 Gaussian 잡음에 대한 TLS의 성능과 heavy tailed Gaussian 잡음인 경우의 TLS 및 ROTLS의 성능을 보여주고 있다. 표는 추정된 파라미터의 편이와 최대 편이 값을 보여주고 있다. 최대편이 값은 괄호 안에 표시되어 있다. 위 표의 실험결과를 살펴보면, 제안한 ROTLS 방법이 표준편차의 측면에서 살펴볼 때 가우시안 잡음만 섞인 TLS의 성능과 유사함을 알 수 있다. 또한 최대 편이치를 살펴볼 때, 최적값보다는 약간씩 큰 값을 보이지만 TLS의 견인함에 비교하여 볼 때 어느 정도의 견인성을 획득하였음을 알 수 있다.

한편, 영향함수로서 Hampel 함수를 약간 변형하여 사용하였을 때의 실험결과인데 Huber 함수를 사용했을 때

표 1. ROTLS와 TLS의 비교
Table 1. Comparisons of ROTLS and TLS

방법	ϕ_1	a1	a2	b0	b1
TLS (ε = 0.)	1	0.0810 (0.2677)	0.0779 (0.2461)	0.1528 (0.5185)	0.1973 (0.6445)
	0.5	0.0274 (0.0876)	0.0249 (0.0661)	0.0620 (0.1840)	0.0700 (0.199)
	0.25	0.0133 (0.0390)	0.0126 (0.0380)	0.0284 (0.1021)	0.0330 (0.0998)
	0.125	0.0062 (0.0165)	0.0060 (0.0157)	0.0143 (0.0333)	0.0175 (0.0507)
	0.0625	0.0028 (0.0067)	0.0026 (0.0061)	0.0065 (0.0176)	0.0079 (0.0201)
TLS (ε = 0.05)	1	0.2171 (0.9029)	0.1992 (0.7716)	0.3561 (1.0308)	0.5020 (1.9594)
	0.5	0.1553 (0.5492)	0.1436 (0.4546)	0.2970 (1.0200)	0.3762 (1.1908)
	0.25	0.1390 (0.3873)	0.1306 (0.3695)	0.2732 (0.8586)	0.3427 (1.4076)
	0.125	0.1636 (0.5520)	0.1497 (0.4457)	0.2899 (0.9669)	0.4051 (.13866)
	0.0625	0.1489 (0.5347)	0.1395 (0.5493)	0.3089 (0.9891)	0.3493 (1.2225)
ROTLS Huber함수 (ε = 0.05)	1	0.1550 (0.643)	0.1463 (0.6034)	0.2541 (0.8679)	0.3637 (1.6081)
	0.5	0.0774 (0.2190)	0.0656 (0.1895)	0.1138 (0.3770)	0.1974 (0.4258)
	0.25	0.0479 (0.1589)	0.0438 (0.1574)	0.0437 (0.1321)	0.1301 (0.3750)
	0.0125	0.0258 (0.0980)	0.0235 (0.0909)	0.0286 (0.1159)	0.0685 (0.2569)
	0.0625	0.0142 (0.0722)	0.0134 (0.0759)	0.0239 (0.1117)	0.0441 (0.2446)
ROTLS Hampel함수 (ε = 0.05)	1	0.1979 (0.6263)	0.1858 (0.5236)	0.3508 (1.4232)	0.4930 (1.7003)
	0.5	0.1015 (0.5401)	0.0949 (0.4794)	0.1153 (0.3389)	0.2626 (1.6778)
	0.25	0.0301 (0.1178)	0.0288 (0.1192)	0.0547 (0.2243)	0.0759 (0.1933)
	0.0125	0.0191 (0.0862)	0.0176 (0.0733)	0.0468 (0.3099)	0.0558 (0.4064)
	0.0625	0.0148 (0.0811)	0.0133 (0.0760)	0.0337 (0.1921)	0.0227 (0.1348)

와 유사한 결론을 얻을 수 있다. 사용된 영향함수는 다음과 같다.

$$\Psi(x) = \begin{cases} 0, & x < -a \\ x, & |x| \le a \\ 0, & x > a \end{cases} \tag{21}$$

V. 결 론

TLS 방법은 시스템 식별 및 입사각추정 등의 문제 등에서 성공적으로 이용되고 있으나, TLS 방법은 LS 방법과 마찬가지로 임펄스성의 잡음과 같은 비가우시안 잡음에 대하여 견인하지 못한 성질을 보임을 보이다. 본 논문에서는 이를 극복하기 위한 방법으로서 견인한 TLS 방법을 제안하였다. TLS 방법의 해 및 오류행렬의 성질을 이용하여 ROTLS 문제를 수학적으로 도출하였으며, Lagrange multiplier를 이용하여 비조건의 최적화문제로 변환할 수 있음을 보였다. 또한 ROTLS의 문제를 풀기 위한 방법으로서 반복적인 방법을 제안하였는데 이는 견인한 LS 방법을 위해서 사용된 가중 LS방법의 변형이다.

제안된 ROTLS 방법의 성능을 검증하기 위하여, ROTLS 방법을 시스템식별문제에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였는데, 비록 실험 데이터가 많은 양은 아닐지라도, ROTLS 방법이 기존의 TLS 방법보다 우수한 성능을 보임을 확인할 수 있었으며 제안한 방법이 TLS 방법의 견인한 방법의 하나로서 타당함을 검증할 수 있었다.

참 고 문 헌

1. T. C. Hsia, System Identification, Lexington Books, 1997.
2. T. Söderstrom and P. Stoica, System Idnetification, Prentice Hall, 1989.
3. G. H. Golob and C.F. Loan, "An analysis of the total least squre problem," SIAM J. Numer. Anal., Vol.17, No.6, pp. 833-893, 1980.
4. S. V. Huffel and J. Vandewalle, "Analysis and properties of the generalized total least squres problem $AX \approx B$ when some or all columns in A are subject to error," SIAM J. Matrix Anal. APPL., vol.10, No.2, pp.294-315, 1989.
5. S. V. Huffel and J. Vandewalle, "Comparison of total squres and instrumental variable methods for paramater estimation of transfer function models," INT. J. Control, Vol.50, No.4, pp.1039-1056, 1989.
6. K. V. Fernando and H. Nicholson, "Idnetification of linear systems with input and output noise: the Koopmans-Levin method," IEEE Proceedings, Vol.132, Pt.D, No.1, pp.30-36, 1985.
7. M. A. Rahman and K. Yu, "Total least squres Approach for Frequency estimation using linear prediction," IEEE ASSP, Vol. ASSP-35, No.10, pp.1440-1454, 1987.
8. S. A. Kassam and H. V. Poor, "Robust techniques for signal processing: a survey," Proceedings of the IEEE, Vol.73, No. 3, pp.433-481, 1985.
9. H. Dai and N.K. Sinha, Robust recursive least-squres method with modified weights for bilinear system identification," IEE Proceedings, Vol.136, Pt. D, pp.122-126, 1989.
10. P. J. Huber, *Robust statistics*, John Wiley & Sons, 1981.
11. F. Hampel, E. M. Ronchetti, P. J. Rousseeuw and W. A. Stahel, *Robust statistics*, Jonh Wiley & Sons, 1986.

▲김 진 영(Jinyoung Kim) 1962년 4월 26일생

1986년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업

1988년 2월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사)

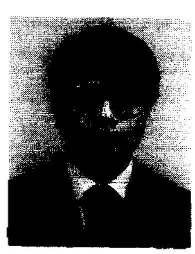
1994년 8월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사)

1993년 1월~1994년 12월 : 한국통신 소프트웨어연구소 연구원

1995년 1월~현재 : 전남대학교 전자공학과 전임강사

※주관심분야 : 음성인식, 음성합성 등 음성신호처리

▲최 승 호(Seungho Choi) 1955년 8월 24일생



1981년 2월 : 전북대학교 물리학과 졸업(학사)

1984년 8월 : 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사)

1992년 2월 : 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사)

1992년 2월~현재 : 동신대학교 정보통신공학과

※주관심분야 : 디지탈 신호처리, 음성인식 및 합성