

# 충격성 잡음 환경에서의 최우 검출기

正會員 朴 喆 禧\*, 趙 鏞 洙\*

## A Maximum Likelihood Sequence Detector in Impulsive Noise Environment

Cheol-Hee Park\*, Yong-Soo Cho\* *Regular Members*

### 요 약

이 논문에서는 충격성 잡음이 존재하는 환경에서  $L_1$ -norm과  $L_2$ -norm 기준에 의한 통신 채널 추정기의 성능을 비교하여  $L_1$ -norm 기준이 충격성 잡음 환경에서 더욱 적절함을 보인다. 그리고 같은 원리를 무선 이동 통신 채널에 적용하여 기존의 최우 검출기의 성능을 향상시킬 수 있음을 보인다. 곧, 충격성 잡음이 존재하는 일반적인 무선 이동 통신 채널에서, 정규 잡음을 가정했을 때 최적으로 알려진 기존의 최우 검출 방법은 그 성능이 떨어지므로, 위의 채널 추정 결과를 이용하여 충격성 잡음의 영향을 효과적으로 줄일 수 있는 최우 검출기를 제안한다. 마지막으로 모의실험을 통하여 충격성 잡음 환경에서는 최우 검출기의 성능이 분기거리의 형태에 따라 많은 영향을 받고 있음을 밝히고, 제안된 분기거리를 이용한 최우 검출기의 성능이 기존의 제곱값 분기거리,  $|y(k) - s(k)|^2$ 를 이용한 최우 검출기보다 더 뛰어남을 확인한다.

### ABSTRACT

In this paper, we compare the performance of channel estimators with the  $L_1$ -norm and  $L_2$ -norm criteria in impulsive noise environment, and show that the  $L_1$ -norm criterion is appropriate for that situation. Also, it is shown that the performance of the conventional maximum likelihood sequence detector(MLSD) can be improved by applying the same principle to mobile channels. That is, the performance of the conventional MLSD, which is known to be optimal under the Gaussian noise assumption, degrades in the impulsive noise of radio mobile communication channels. So, we propose the MLSD which can reduce the effect of impulsive noise effectively by applying the results of channel estimators. Finally, it is confirmed by computer simulation that the performance of MLSD is significantly affected depending on the types of branch metrics, and that, in the impulsive noise environments, the proposed one with new branch metrics performs better than the conventional branch metric,  $|y(k) - s(k)|^2$ .

\*중앙대학교 전자공학과  
Dept. of Electronic Engineering, Chung-Ang University  
論文番號:96058-0210  
接受日字:1996年 2月 10日

## I. 서 론

잡음이 존재하는 환경에서 매개변수 추정을 하고자 할 때 현재까지는 주로 최소 제곱값 (least squares;  $L_2$ -norm) 기준이 사용되어왔다. 실제로 잡음이 정규 분포를 가지고 있을 때 최소 제곱값 기준에 의한 매개변수 추정이 가장 최적임이 이미 증명된바 있다[1]. 그러나 무선 이동 통신 채널 등 실제 많은 통신 채널에 존재하는 잡음의 분포는 정규 분포로 표현될 수 없는 경우가 많다. 곧, 자연적, 혹은 인위적인 현상에 의해 많은 채널에서는 충격성 잡음이 존재하게 되며 [2], 이러한 충격성 잡음 아래에서 기존의 최소 제곱 기준으로 매개변수 추정을 할 경우 그 성능이 심각하게 떨어져 이와는 다른 새로운 기준에 의한 추정 방법이 필요하다. 이미 여러 응용 분야에서 최소 제곱이 아닌 다른  $L_p$ -norm ( $p \neq 2$ ) 기준에 의한 시스템 추정이 효과적임이 확인되었다[3][4][5]. 이 논문에서는 이러한 기존의 사실을 바탕으로 백색 정규 잡음과 충격성 잡음이 혼재하는 일반적인 통신 채널에서도 마찬가지로 최소 절대값 (least absolute value 혹은 least absolute deviation;  $L_1$ -norm) 기준에 의한 채널 추정기가 기존의 최소 제곱값 기준의 채널 추정기 보다 더 우수함을 확인한다. 그리고 이 결과를 이용하여 충격성 잡음이 존재하는 무선 이동 통신 채널에서 제안된 분기거리(branch metric)를 이용한 최우 검출 (MLSD) 방법이 기존의 최우 검출 방법 보다 더 우수함을 보인다.

## II. 최소 절대값 기준에 의한 채널 추정

그림 1에 나타난 선형 매개변수 추정 문제는 다음과 같은 시스템의 선형 등식으로 나타낼 수 있다.

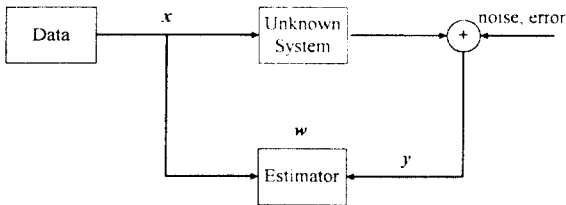


그림 1. 시스템 매개변수 추정 블록도

Fig. 1 Block diagram for system parameter estimation

$$xw = y + e \quad (1)$$

여기서  $x = [x_{ij} = x(M-1+i-j)] \in \mathbb{R}^{(N-M+1) \times M} (N \geq M)$ 은 시스템에 입력되는 신호의 모형 행렬,  $w = [w_0, w_1, \dots, w_{M-1}]^T \in \mathbb{R}^M$ 은 추정되어야 할 매개변수 벡터,  $y = [y(0), y(1), \dots, y(N-M)]^T \in \mathbb{R}^{(N-M+1)}$ 은 시스템을 통과한 뒤 잡음 등의 영향을 받은 신호를 관찰하여 얻은 측정 벡터,  $e \in \mathbb{R}^{(N-M+1)}$ 은 측정할 때의 잡음이나 모형화 오류 등을 나타내는 미지의 벡터이다. 그리고  $N, M$ 은 각각 추정에 사용한 입력 신호와 추정된 매개변수의 갯수를 나타낸다.  $L_p$ -norm 기준으로 매개변수  $w$ 를 구하는 문제는 아래와 같이 정의된 오류 함수  $E_p(w)$ 를 최소화하는 벡터  $w$ 를 구하는 문제가 된다[3][5][6].

$$E_p(w) = \frac{1}{p} \sum_{k=0}^{N-M} |e(k)|^p \quad (2)$$

여기서  $1 \leq p < \infty$ 이며,

$$e(k) = \sum_{j=0}^{M-1} x((k+M-1)-j)w_j - y(k) \quad (k=0, 1, \dots, N-M) \quad (3)$$

오류 함수  $E_p(w)$ 는 이산 시간 최대 경사법을 이용하여 모든 매개변수  $w_j$ 에 대하여 최소화 될 수 있다.

$$w^{(n+1)} = w^{(n)} - \eta^{(n)} \nabla_{w^{(n)}} E_p(w^{(n)}), \quad 0 < \eta^{(n)} < \eta_{\max} \quad (4)$$

여기서

$$\nabla_{w^{(n)}} E_p(w^{(n)}) = \left[ \frac{\partial E_p(w^{(n)})}{\partial w_0^{(n)}}, \frac{\partial E_p(w^{(n)})}{\partial w_1^{(n)}}, \dots, \frac{\partial E_p(w^{(n)})}{\partial w_{M-1}^{(n)}} \right]^T \quad (5)$$

위 식에서  $w_j^{(n)}$ 의 첨자  $n$ 이 나타내는 것처럼 매개변수  $w_j$ 에 대한 최적의 해는 식 (4), (5)를 반복적으로 해결함으로써 얻을 수 있다.  $n$ 이 증가함에 따라  $w_j^{(n)}$ 과  $e^{(n)}(k)$ 은 각각 최적의 해  $w_j, e(k)$ 에 수렴하게 된다. 변환을 벡터  $\nabla_{w^{(n)}} E_p(w^{(n)})$ 의  $j$ 번째 성분  $\frac{\partial E_p(w^{(n)})}{\partial w_j^{(n)}}$ 는 다음과 아래와 같다.

$$\frac{\partial E_p(\mathbf{w}^{(n)})}{\partial w_j^{(n)}} = \sum_{k=0}^{N-M} x(k+M-1-j) g[e^{(n)}(k)] \quad (6)$$

여기서

$$g[e^{(n)}(k)] = \frac{1}{p} \frac{\partial |e^{(n)}(k)|^p}{\partial e^{(n)}(k)} = |e^{(n)}(k)|^{p-1} \text{sign}[e^{(n)}(k)], \quad (7)$$

$$\text{sign}[e^{(n)}(k)] = \begin{cases} 1 & \text{if } e^{(n)}(k) > 0 \\ -1 & \text{if } e^{(n)}(k) < 0 \end{cases} \quad (8)$$

함수  $g[e^{(n)}(k)]$ 의 형태에 따라  $L_p$ -norm 기준에 따른 매개변수 벡터  $\mathbf{w}$ 를 구할 수 있다[3][6].  $p=1$  일 때에는 최소 절대값 문제,  $p=2$  일 때에는 최소 제곱값 문제,  $p=\infty$  일 때에는 체비세프(Chebyshev), 혹은 최소대(minimax), 문제가 된다. 식 (7)의  $|e^{(n)}(k)|^{p-1}$  항으로부터  $p$ 가 클수록 더 큰 오차에 많은 가중치가 부여되고 있음을 알 수 있다. 이런 사실에서 체비세프 기준, 혹은 큰  $p$  값의 기준은 균일 분포를 갖는 잡음

에서 효과적이고, 충격성 잡음에서는 최소 절대값 기준, 혹은  $p \leq 1$ 의 기준이 우수하다는 사실을 유추할 수 있다[3][4][5]. 따라서 잡음의 분포에 따라 알맞은  $L_p$ -norm 기준을 선택함으로써 더 뛰어난 매개변수 추정을 할 수 있다.

그러나 위와 같은 방법으로 매개변수를 추정하고자 할 때  $p=1, \infty$ 인 경우 식 (6)의 실제적인 구현은 오류 함수  $E_p(\mathbf{w}^{(n)})$ 에 불연속적인 부분 일차 도함수가 존재할 가능성이 있어 구현상 어려운 점이 존재한다. 즉, 최소 절대값 문제인 경우에는  $e^{(n)}(k)=0$ 일 때, 체비세프 문제인 경우에는  $|e^{(n)}(i)| = |e^{(n)}(j)|$  ( $i \neq j$ )일 때 오류 함수  $E_p(\mathbf{w}^{(n)})$ 에 불연속 부분 일차 도함수가 존재한다[3][6]. 이와같은 문제가 있는  $L_p$ -norm ( $p=1, \infty$ ) 기준에 의한 매개변수 추정을 효과적으로 실시간에 처리할 수 있는 방법중 하나가 신경망 회로를 이용하는 것이다. 신경망 회로를 이용하는 기법으로는 최소 절대값과 체비세프 문제를 선형 혹은 2차 계획법 문제로 재구성하여 라그랑제(Lagrange) 승수를 적

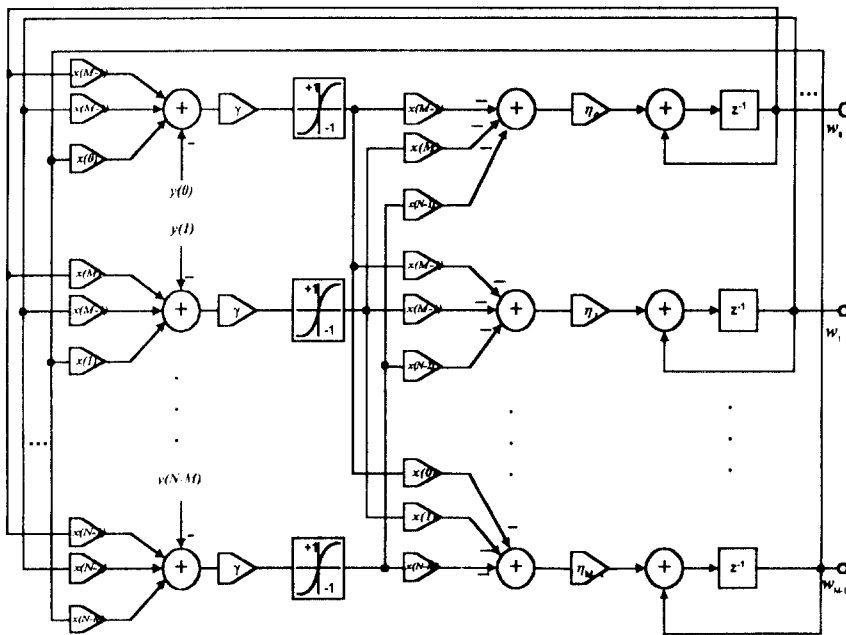


그림 2. 최소 절대값 기준에 의한 추정 문제를 해결하기 위한 신경망 블록도

Fig. 2 Block diagram of an artificial neural network for solving the least absolute deviation problem

용하는 방법이 있다. 이 논문에서는  $|e^{(m)}(k)|$ 를 미분 가능한 함수로 근사화함으로써 최소 절대값 문제를 신경망 회로를 이용하여 해결하는 방법을 사용하며, 이에 대하여 간단히 기술하면 다음과 같다[6]. 최소 절대값 기준에 의한 매개변수 추정은 전술한 바와 같이 식 (2)에서  $p=1$ 일 때 오류 함수  $E_p(\mathbf{w})$ 를 최소화하는 매개변수 벡터  $\mathbf{w}$ 를 찾는 문제이다. 식 (2)의 오류 함수  $E(\mathbf{w})$ 에서  $|e(k)|$ 를 다음과 같은 미분가능한 함수  $\varphi$ 로 근사화한다[6].

$$\varphi[e(k)] = \frac{1}{\gamma} \ln(\cosh(\gamma e(k))) \quad (9)$$

식 (9)를 미분하면 다음 아래와 같이 된다.

$$\frac{\partial \varphi[e(k)]}{\partial e(k)} = \tanh(\gamma e(k)) \quad (10)$$

식 (6)을 식 (9)을 이용하여 표현하면 다음 아래와 같이 바뀌게 된다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_p(\mathbf{w}^{(m)})}{\partial w_j^{(m)}} &= \sum_{k=0}^{N-M} \frac{\partial \varphi[e^{(m)}(k)]}{\partial e^{(m)}(k)} \frac{\partial e^{(m)}(k)}{\partial w_j^{(m)}} \\ &= \sum_{k=0}^{N-M} x((k+M)-j) \tanh(\gamma e^{(m)}(k)) \quad (11) \end{aligned}$$

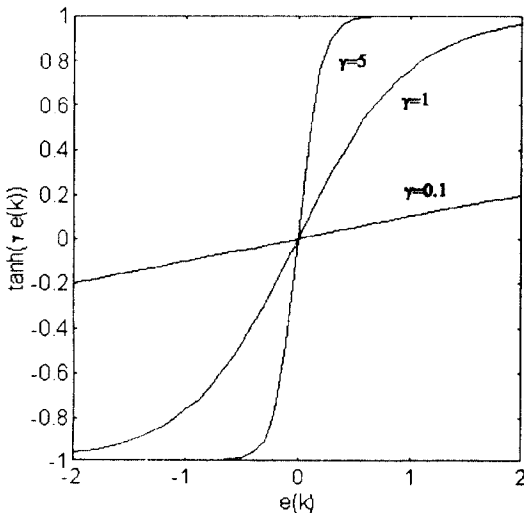


그림 3.  $\tanh(\gamma e(k))$ ,  $\gamma = 0.1, 1, 5$   
Fig. 3  $\tanh(\gamma e(k))$ ,  $\gamma = 0.1, 1, 5$

그림 2는 위에서 논한 최소 절대값 기준에 의한 매개변수 벡터  $\mathbf{x}$ 의 해를 구할 수 있는 신경망 구조를 보여주고 있다.

그림 2에서 이득 매개변수  $\gamma$ 의 크기에 따라 최소 제곱값 또는 최소 절대값 기준에 따른 해  $\mathbf{w}$ 를 구할 수 있다. 즉  $\gamma \rightarrow \infty$ 일 때  $\mathbf{w}$ 는 최소 절대값 기준의 해로 근사되고,  $0.1 < \gamma < 1$ 일 때는 최소 제곱값 기준의 해로 근사화된다[3][6]. 몇 가지  $\gamma$ 에 해당하는 함수  $\frac{\partial \varphi[e(k)]}{\partial e(k)}$ ,

즉  $\tanh(\gamma e^{(m)}(k))$ 이 다음 그림 3에 나타나 있다.

그림 3에서 알 수 있듯이 최소 절대값 기준에 의한 매개변수 추정에서는 시그넘(hard limiter) 함수가 되고, 최소 제곱법 기준에 의한 매개변수 추정에서는 선형 함수가 된다. 함수  $\tanh(\gamma e^{(m)}(k))$ 은 다음 절에서 제안된 최우 검출기의 분기거리로 쓰일 수 있다.

### III. 무선 이동 통신 채널에서의 최우 검출기

무선 이동 통신 채널은 다중 경로 전송으로 인하여 페이딩과 심볼간 간섭 등의 왜곡을 갖게 된다. 또한 이동체의 속도가 빠를 때에는 도플러 천이의 영향을 받게 되며, 여기에 여러 가지 인위적, 자연적 현상으로 인하여 충격성 잡음의 영향이 첨가된다[2][7][8][9]. 여기에서는 아래와 같이 간단한 AO(Additive Outlier) 모형화 방법으로 충격성 잡음과 정규 잡음이 혼재하는 전체 잡음,  $z(k)$ , 을 표현한다[10].

$$z(k) = u(k) + v(k) \quad (12)$$

여기서  $u(k)$ ,  $v(k)$ 는 서로 독립적인 확률과정으로 가정하였으며, 중심이 되는 정규 잡음에 해당되는 확률과정을  $u(k)$ , 충격성 잡음에 해당되는 확률과정을  $v(k)$ 라고 하였다. 이와같은 두 확률과정으로 이루어지는  $z(k)$ 에서 확률과정  $v(k)$ 만을 표현할 수 있는 편리한 수단은 다음과 같이  $P(v(k)=0) = 1 - \beta$ 로 억제된 혼합 분포(Contaminated-Normal distribution with Degenerate central component; CND) 모형화 방법이다[10].

$$CND(v(k); \beta, \sigma_v^2) = (1 - \beta) N(v(k); 0, 0) + \beta N(v(k); 0, \sigma_v^2) \quad (13)$$

여기서  $N(x, \mu, \sigma^2)$ 은 평균  $\mu$ , 분산  $\sigma^2$ 인 확률과정  $x$ 를 나타내는 정규 확률밀도함수이다. 확률과정  $u(k)$ 는 식 (15)에서  $P(u(k)=0)=1-\alpha$ 로 억제된 다음과 같은 모형으로 나타낼 수 있다.

$$CND(u(k); \alpha, \sigma_u^2) = (1-\alpha)N(u(k); 0, 0) + \alpha N(u(k); 0, \sigma_u^2) \quad (14)$$

여기서  $\alpha=1-\beta$ 이다. 일반적으로  $\sigma_u^2$ 는  $\sigma_v^2$ 보다 매우 크다. 위와 같은 두개의 확률과정  $u(k), v(k)$ 를 고려할 때 백색 정규 잡음과 충격성 잡음이 혼재하는 전체 잡음  $z(k)$ 는 다음과 같은 혼합 정규(Contaminated Normal; CN) 분포를 갖는 확률과정으로 나타낼 수 있다.

$$CN(u(k), v(k); \beta, \sigma_u^2, \sigma_v^2) = (1-\beta)N(u(k); 0, \sigma_u^2) + \beta N(v(k); 0, \sigma_v^2) \quad (15)$$

여기서  $P(u(k)=0)=P(z(k)=v(k))=\beta$  ( $0.01 \leq \beta \leq 0.25$ )이며,  $u(k)$ 는 전체 확률과정  $z(k)$ 의  $100(1-\beta)$  %에 해당하며  $v(k)$ 는  $100\beta$  %에 해당한다.

이와 같은 충격성 잡음과 심각한 채널 왜곡을 받게 되는 무선 이동 통신 채널에서는 강력한 비선형 적응 등화기의 사용이 필요하게 되는데, 주로 결정 캐환 등화기와 최우 검출 방법이 사용되고 있다[7][8]. 이 절에서는 비터비 알고리즘에 기초한 최우 검출 방법을 간단한 보기를 들어 설명하고, 충격성 잡음 환경 하에서 기존방식보다 우수한 성능을 갖는 최우 검출 구조에 대하여 논한다. 우선 전송된 입력 신호를  $x(k) = \pm 1$ , 추정된 입력 신호를  $\hat{x}(k)$ , 실제 전송 채널을 통과한 뒤 잡음이 부가된 수신 신호를  $y(k), w_0 + w_1 z^{-1}$ 으로 추정된 채널을 통과한 신호를  $s(k)$ 라고 가정한다. 이 경우  $s(k)$ 는 그림 4와 같은 상태도를 가지는 마르코프 체인(Markov chain) 신호 발생기의 출력으로 가정할 수 있다[11].

그림 4의 상태도에서 괄호는 시간  $k$ 에서 추정된 입력 심호  $\hat{x}(k)$ 와 출력 신호  $s(k)$ 의 쌍  $(\hat{x}(k), s(k))$ 을 나타내며, 상태를  $\Psi(k) = \pm 1$ 이라고 할 때  $s(k)$ 는 마르코프 체인의 상태 변환 함수로 나타낼 수 있다.

$$s(k) = \Omega(\Psi(k), \Psi(k+1)) \quad (16)$$

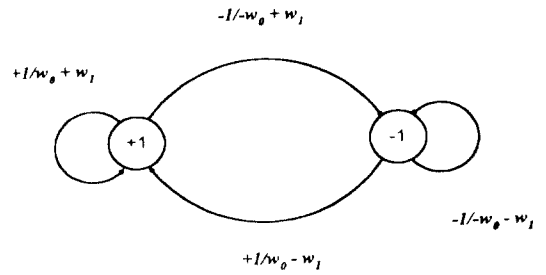


그림 4. 상태 변환도  
Fig. 4 Diagram of state transition

또한 그림 4의 상태도는 시간에 따른 상태  $\Psi(k)$ 의 모든 가능한 진행을 보여주는 그림 5의 트렐리스(trellis)로 대치될 수 있다.

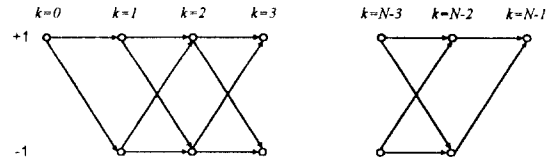


그림 5. 두 개의 상태를 갖는 트렐리스(trellis)  
Fig. 5 Two-state trellis

정규 분포를 갖는 잡음 환경에서 최우 검출기는 입력 신호열의 크기를  $N$ 이라 할 때,  $y(k)$ 와 추정된 채널의 출력값  $s(k)$ 의 유클리디안 거리  $\sum_{k=0}^{N-1} |y(k) - s(k)|^2$ 를 최소화하는  $s(k)$  열을 선택함으로써 전송된 데이터를 검출하게 된다[11]. 이때 각 경로에 따른 분기거리의 합인 경로거리(path metric)를 계산하여 최우 검출기는 가장 작은 경로거리를 갖는 경로를 택하게 된다 [11][12][13]. 그림 6은 무선 이동 통신 채널에 사용되는 비터비 알고리즘에 기초한 최우 검출기의 구조를 보여주고 있다[8].

여기서 시간에 따라 변하는 채널을  $w_0 + w_1 z^{-1}$ 의 적응 필터로 모형화하였으며, 이 필터에서 추정된  $w_0, w_1$ 를 이용하여 비터비 검출기에서는 전송된 신호를 검정하게 된다.

전술한 바와 같이 현재 통신 채널에서 등화기는 주로 백색 정규 잡음이라는 가정하에 설계가 이루어졌

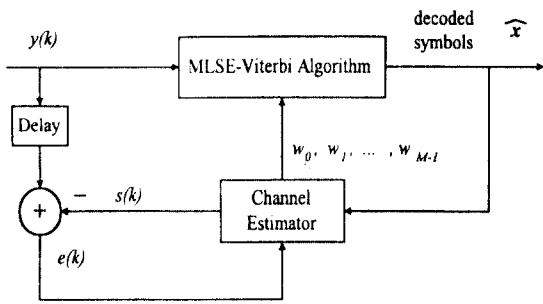


그림 6. 최우 검출기에 기초한 등화기  
Fig. 6 Equalizer based on MLSD

다. 그러나 많은 경우 실제 채널에서는 충격성 잡음이 존재하게 되고 정규 잡음이라는 가정하에 설계된 등화기는 이러한 환경에서 성능이 심각하게 떨어질 수 있다. 따라서 최우 검출기에서 기존의 채널 추정과 분기거리를 충격성 잡음 환경에 맞게 개선시킨다면 실제 상황에서 성능 향상을 가져올 수 있다. 따라서, 먼저 채널 추정을 할 때 II절에서 기술한 최소 절대값 기준을 사용한다면 최소 제곱 기준에 의한 채널 추정보다 더 우수한 추정을 할 수 있다. 또한 분기거리로써 II절에서 기술한 최소 절대값과 최소 제곱을 이용한 채널 추정과 유사하게 기존의 제곱값 분기거리,  $|y(k) - s(k)|^2$ , 절대값 분기거리,  $|y(k) - s(k)|$ 를 생각할 수 있다. 어떤 문턱값 이상의 충격성 잡음이 존재하게 되면 올바른 경로에 있는  $(y(k) - s(k))$  값이 매우 커지게 된다. 따라서 이러한 값에 지나치게 큰 가중치를 주는 분기거리를 사용하게 되면 올바른 경로에 있는 경로거리값이 잘못된 경로의 경로거리값보다 오히려 더 커지게 되어, 올바른 검출을 할 수 없는 확률이 높아질 수 있다. 기존의 제곱값 분기거리는 이러한 값에 절대값 분기거리보다 더 큰 가중치를 부여하게 된다. 물론 잡음의 크기가 작을 때는 올바른 경로의 절대값 분기거리 값이 제곱값 분기거리보다 커지게 되지만, 그때 전체 경로거리에 미치는 영향은 상대적으로 작게 된다. 따라서 충격성 잡음이 있는 상황에서 제곱값 분기거리를 이용한 최우 검출기는 올바른 경로를 택하지 못하고 잘못된 경로를 선택할 가능성이 높아지게 된다. 이때, 제곱값 분기거리와 절대값 분기거리를 이용한 최우 검출기의 성능은 충격성 잡음의 발생 빈도나 크기에 영향을 받게 된다. 모

의실험에서는 절대값과 제곱값 분기거리외에 다른 일반적인  $p$ -제곱( $p > 0$ ) 분기거리  $|y(k) - s(k)|^p$ 에 대해서도 알아본다.

또한 이와는 다른 형태의 분기거리를 충격성 잡음 환경에서의 비터비 검출기에 사용할 수 있다. 즉, 어떤 문턱값을 넘게 되는 모든 분기거리를 포화상태의 값으로 처리하는 방법이다. 충격성 잡음이 존재하는 상황에서 올바른 경로에 있는 분기거리를 포화상태를 갖는 거리로 처리하게 되면 최우 검출기에서 충격성 잡음의 영향을 줄이면서 올바른 경로를 택하게 될 가능성이 높아진다. 그러나 이때 잘못된 경로에 있는 분기거리 역시 일정한 포화상태 값으로 처리되므로 최우 추정기가 잘못된 경로를 택할 위험이 증가할 수 있다. 따라서 신호의 크기와 충격성 잡음의 발생 빈도, 크기 등을 고려하여 포화상태가 되는 문턱값을 적절하게 선택해야 한다. 이런 조건을 만족시키는 분기거리로 II장에서 기술한  $\tanh(\gamma)$ 을 사용할 수 있다.  $\tanh(\gamma)$ 은  $\gamma$  값에 따라 그 문턱값을 가변할 수 있고, 문턱값 이상에서는 포화상태의 값 1로 근사화된다.

#### IV. 모의실험

첫번째 모의실험에서는 II절에서 기술한 최소 절대값과 최소 제곱값 기준에 의한 채널 추정기의 성능을 비교한다. 각각의 채널 추정 기법의 비교를 위하여 입력 신호는 i.i.d. 신호  $x(k) = \pm 1$ ,  $N = 50$ 개를 동일하게 사용하였고, 식 (23)에서  $\beta = 0.1$ ,  $\sigma_v^2 = 100\sigma_u^2$ 으로 설정하였다. 신호대 잡음비(SNR)의 크기를  $-15\text{dB}$ 에서  $20\text{dB}$ 까지  $5\text{dB}$ 씩 바꾸어 가면서 채널 추정을 하였고, 채널 추정 결과는 20번의 모의실험을 평균하여 구하였다. 먼저 서로 다른 기준에 의한 채널 추정기의 성능을 비교하기 위하여 다음과 같은 추정 오류 함수  $I(\hat{w})$ 를 정의한다.

$$I(\hat{w}) = 10 \log_{10} \frac{E \left[ \sum_{j=0}^{M-1} (w_j - \hat{w}_j)^2 \right]}{E \left[ \sum_{j=0}^{M-1} w_j^2 \right]} \quad (\text{dB}) \quad (17)$$

여기서  $w_j$ 는 실제의 채널 계수값,  $\hat{w}_j$ 는 추정된 채널 계수값을 나타내며, 추정 오류 함수  $I(\hat{w})$ 의 값이 커질

수록 추정기의 성능은 떨어지게 된다. 모의실험에 사용한 3개의 채널은 다음과 같다[14].

$$H_1(z) = 0.2 - 0.5z^{-1} + 0.2z^{-2} \quad (18)$$

$$H_2(z) = 0.407 + 0.815z^{-1} + 0.407z^{-2} \quad (19)$$

$$H_3(z) = 0.227 + 0.46z^{-1} + 0.688z^{-2} + 0.46z^{-3} + 0.227z^{-4} \quad (20)$$

위의 채널에서는 비교적 많은 심볼간 간섭이 존재하며, 특히 채널  $H_3(z)$ 은 심각한 심볼간 간섭을 가지고 있다.

그림 7은 채널  $H_1(z)$ ,  $H_2(z)$ ,  $H_3(z)$ 에 대한 각각의 채널 추정 결과를 추정 오류 함수  $I(\hat{w})$ 로 비교한 것이다. 최소 절대값 기준에 의한 채널 추정이 최소 제곱값 기준에 의한 채널 추정에 비해 약 8dB 정도의 이득을

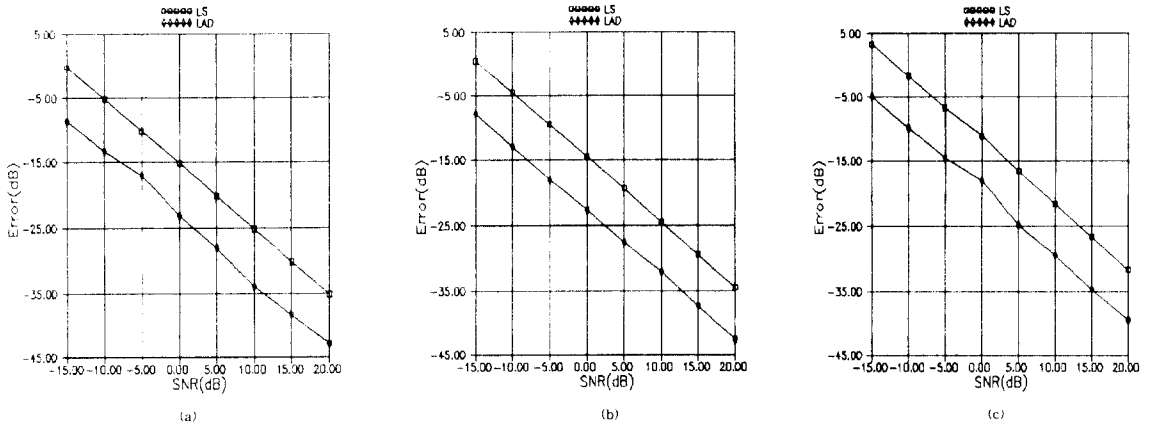


그림 7. 최소 제곱(LS)과 최소 절대값(LAD) 기준에 의한 채널 추정기의 성능 비교  
(a)  $H_1(z)$  (b)  $H_2(z)$  (c)  $H_3(z)$

Fig. 7 Performance comparison of channel estimators under least squares(LS) and least absolute deviation(LAD) criteria  
(a)  $H_1(z)$  (b)  $H_2(z)$  (c)  $H_3(z)$

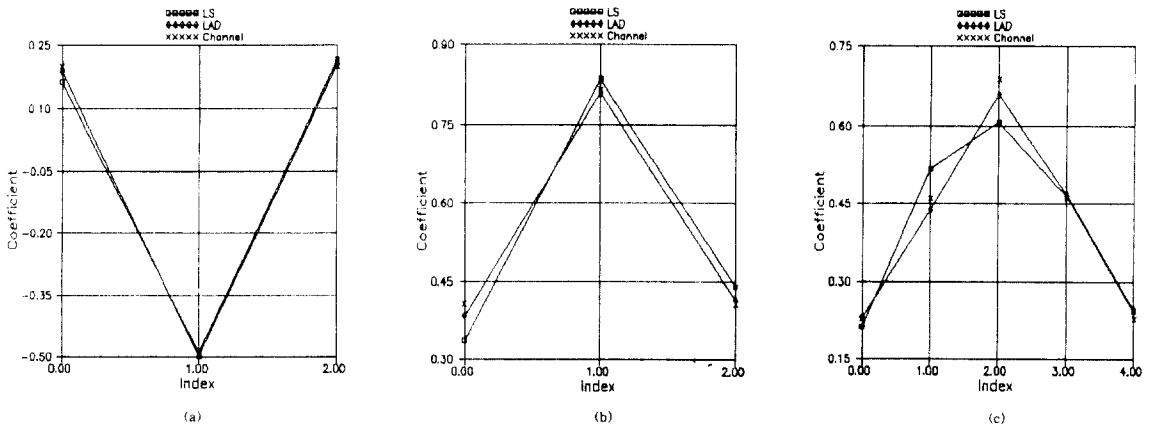


그림 8. 최소 제곱(LS)과 최소 절대값(LAD) 기준에 의한 채널 추정값(SNR = 10dB)  
(a)  $H_1(z)$  (b)  $H_2(z)$  (c)  $H_3(z)$

Fig. 8 Estimated values of channels by least squares(LS) and least absolute deviation(LAD) criteria(SNR = 10dB)  
(a)  $H_1(z)$  (b)  $H_2(z)$  (c)  $H_3(z)$

얻는 것을 알 수 있다. 그림 8은 신호대 잡음비의 크기가 10dB 일 때 최소 제곱값과 최소 절대값 기준으로 추정된 채널 계수값을 실제 채널 계수값과 비교한 결과를 보여주고 있다. 위와 같은 채널 추정 모의실험 결과는 II절에서 살펴본 바와 같이 충격성 잡음 환경하에서 최소 절대값 기준에 의한 추정이 최소 제곱값 기준에 의한 추정보다 우수함을 확인하여 준다.

다음의 모의실험에서는 III절에서 논한 이동 통신 채널에서의 최우 검출기 성능을 비교하기 위하여 충격성 잡음 환경에서 무선 이동 통신 채널의 채널 추정기의 성능을 비교한 후, 최우 검출기의 성능을 비트 오류율(bit error rate)로 비교한다. 무선 채널은 두 경로 채널로 모델링을 하고, 지연 경로에서는 3/16 심볼만큼 지연되었다고 가정하였다[7][8][9]. 이동체의 속도는 50km/h로 가정하고, 도플러 주파수는 약 39Hz로 설정하였다. 앞에서와 마찬가지로 신호대 잡음비의 크기를 -15dB에서 20dB까지 5dB씩 변화시키면서 채널 추정기의 성능을 비교하였으며, 이때의 결과가 그림 9에 나타나있다.

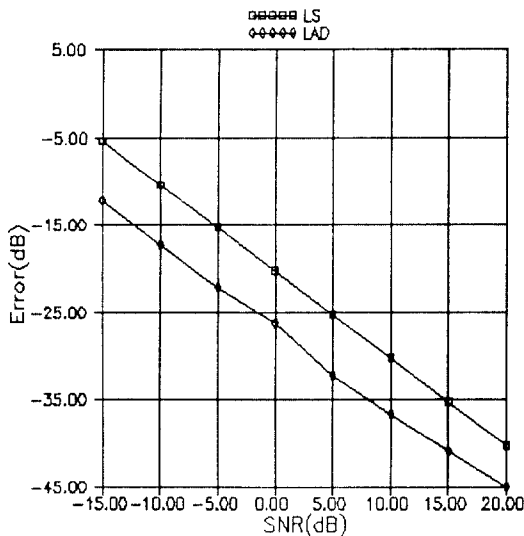


그림 9. 최소 제곱(LS)과 최소 절대값(LAD) 기준에 의한 무선 이동 통신 채널 추정기의 성능 비교

Fig. 9 Performance comparison of channel estimators for mobile communication channel under least squares (LS) and least absolute deviation(LAD) criteria

그림 9에서 최소 절대값 기준이 최소 제곱에 비해 추정 오류 함수  $I(\hat{w})$ 로 약 8dB의 이득을 얻고 있음을 알 수 있다. 그림 10은 최소 제곱과 최소 절대값 기준으로 구한 채널 추정값과 기존의 제곱값 분기거리, 그리고 제안된 절대값 분기거리를 이용한 4가지 경우 최우 검출기의 비트 오류율을 비교한 결과이다. 채널 추정값을 구한 기준에 관계없이 절대값 분기거리를 이용한 경우의 비트 오류율이 제곱값 분기거리를 이용한 최우 검출기의 비트 오류율보다 더 낮음을 알 수 있다. 예를 들어 비트 오류율이  $10^{-3}$ 일 때 절대값 분기거리를 이용한 최우 검출기가 제곱값 분기거리를 이용한 최우 검출기보다 약 1 dB의 이득을 보이고 있다. 위의 모의실험 결과로부터 최우 검출기의 비트 오류율은 채널 추정 결과보다는 분기거리의 형태에 더 많은 영향을 받고 있음을 알 수 있다.

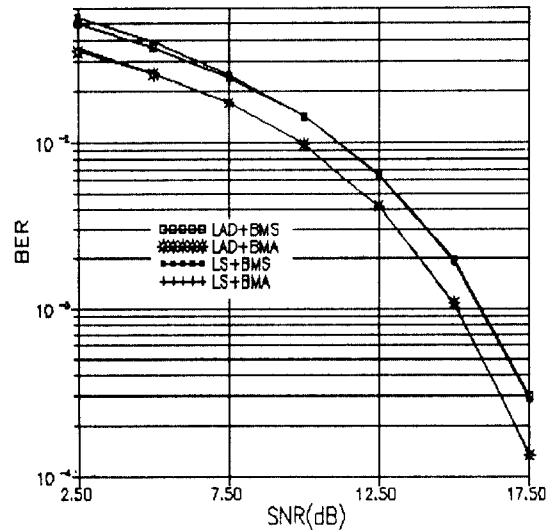


그림 10. 제곱값(BMS), 절대값(BMA) 분기거리와 최소 제곱(LS), 최소 절대값(LAD) 기준의 채널 추정기를 결합한 경우 최우 검출기의 비트 오류율

Fig. 10 Bit error rates of MLSD when squares(BMS) and absolute(BMA) branch metrics are combined with estimators under least squares(LS) and least absolute deviation(LAD) criteria

다음에서는 절대값 분기거리와 제곱값 분기거리의에 다른 몇 가지  $\mu$ -제곱 분기거리를 갖는 최우 검출기의 성능을 비교하였으며 그 결과를 그림 11에 나타내



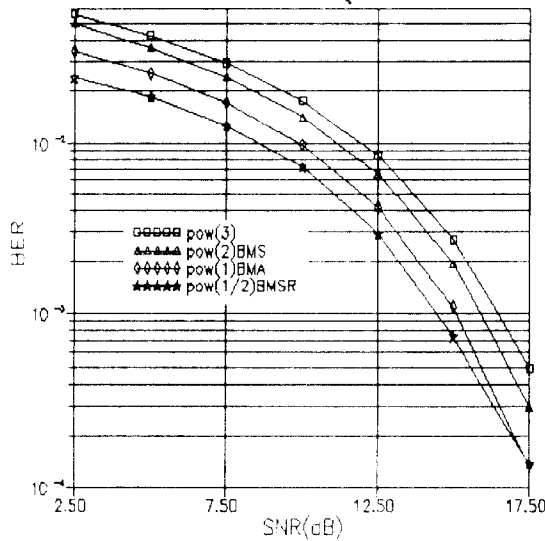


그림 11.  $p$ -제곱( $p=3, 2, 1, 0.5$ ) 분기거리를 이용한 경우 최우 검출기의 비트 오류율

Fig. 11 Bit error rates of MLSD when  $p$ -power( $p=3, 2, 1, 0.5$ ) branch metrics are used

었다.

여기서 채널 추정값은 모두 최소 절대값 기준으로 구한 값을 사용하였다. II 절의 식 (9)에서 언급한 바와 같이 일반적으로  $p$ 가 클수록 큰 오류값을 최소화하는 방향으로 채널 추정을 하게 되는데,  $p$ -제곱 분기거리에서도 이와 비슷한 성질을 보임을 확인할 수 있다. 즉, 충격성 잡음이 강한 영역 ( $SNR \leq 10dB$ )에서는  $p$ 가 작을수록 우수한 성능을 나타내어, 비트 오류율  $10^{-2}$ 에서  $p=0.5$ 의 분기거리는  $p=3$ 의 경우 보다 약 4dB의 이득을 얻고 있음을 알 수 있다. 그러나 충격성 잡음이 약한 영역( $SNR \geq 17.5dB$ )에서는 너무 크거나 작은  $p$ -제곱 분기거리를 사용할 때 성능이 오히려 떨어지고,  $p=1$ 인 절대값 분기거리일 때 가장 우수한 성능을 보임을 알 수 있다. 이와 같이 신호대 잡음비의 크기에 따라 최우 추정기의 성능이 다르기는 하지만  $p=0.5$ 인 제곱근 분기거리의 경우 전체적으로 우수한 성능을 보였다.

마지막으로 III 절에서 기술한  $\tanh(\gamma|y(k)-s(k)|)$  함수 형태의 분기거리를 최우 검출기에 사용할 경우 모의실험 결과에 대하여 논한다.  $\tanh(\gamma)$ 함수의 모양이 그림 3에 나타나 있는데,  $|y(k)-s(k)|$ 이 어느 문턱

값을 넘게 되면 값 1로 근사화 된다. 이때  $\gamma$  값이 증가할수록 그 문턱값이 낮아지게 된다. 그림 12는 몇 가지 다른  $\gamma$  값에 대한  $\tanh$ 함수 분기거리를 이용한 최우 검출기와 비트 오류율을 구한 결과를 보여준다.

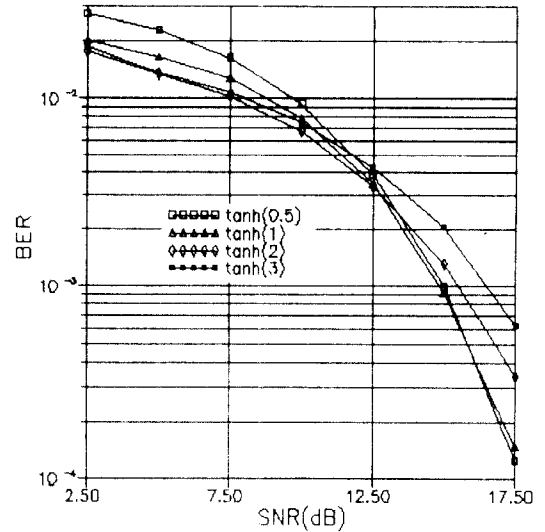


그림 12.  $\tanh(\gamma|y(k)-s(k)|)$  ( $\gamma=0.5, 1, 2, 3$ ) 분기거리를 이용한 경우 최우 검출기의 비트 오류율

Fig. 12 Bit error rates of MLSD when branch metric  $\tanh(\gamma|y(k)-s(k)|)$  ( $\gamma=0.5, 1, 2, 3$ ) are used

여기서 채널 추정값은 앞에서와 마찬가지로 모두 최소 절대값 기준으로 구한 값을 사용하였다. 신호대 잡음비의 크기가 큰 영역에서는  $\gamma$  값이 감소함에 따라, 즉, 문턱값이 높아질수록 비트 오류율이 낮아져 우수한 성능을 보임을 알 수 있다. 그림 13에서는  $p$ -제곱과  $\tanh(|y(k)-s(k)|)$ 의 분기거리를 이용한 경우의 모의실험 결과를 비교하였다.

이 그림에서 기존의 제곱값 분기거리와의 비교를 위해 절대값, 제곱근, 그리고  $\tanh(|y(k)-s(k)|)$  분기거리를 이용한 경우의 모의실험 결과를 함께 나타내었다.

결론적으로 충격성 잡음 환경하에서 기존의 제곱값 분기거리와 비교하여 절대값, 제곱근,  $\tanh(|y(k)-s(k)|)$  분기거리를 비터비 검출기의 분기거리로 사용할 경우 더욱 우수한 성능을 보임을 알 수 있다.

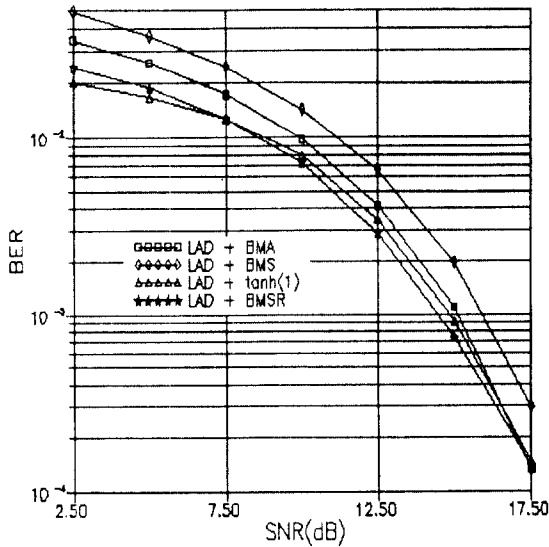


그림 13. 제곱값(BMS), 절대값(BMA), 제곱근(BMSR), 그리고  $\tanh(|y(k)-s(k)|)$  분기거리를 이용한 경우 최우 검출기의 비트 오류율

Fig. 13 Bit error rates of MLSD when squares(BMS), absolute(BMA), square root(BMSR), and  $\tanh(|y(k)-s(k)|)$  branch metrics are used

### V. 결 론

이 논문에서는 충격성 잡음이 존재하는 통신 채널에서 최소 제곱 기준과 최소 절대값 기준에 의한 채널 추정을 비교, 분석하여 최소 절대값 기준에 의한 채널 추정이 우수함을 확인하였다. 또한 충격성 잡음이 존재하는 무선 이동 통신 채널에서 최우 검출 방법을 이용하여 전송된 신호를 검출하고자 할 때 분기거리의 형태에 따른 최우 검출기의 성능을 비교, 분석하였다. 충격성 잡음 환경에서 백색 정규 잡음을 가정한 기존의 제곱값 분기거리를 이용할 경우 최우 검출기의 성능이 크게 떨어지며, 절대값 분기거리를 이용한 최우 검출기가 충격성 잡음의 영향을 효과적으로 줄일수 있음을 확인하였다. 또한 최우 검출기의 분기거리로써 제곱근,  $\tanh(|y(k)-s(k)|)$ 을 이용할 경우 충격성 잡음 환경에서 최우 검출기가 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다. 이 논문은 비록 무선 이동 통신 채널에서의 최우 검출기만을 다루었지만, 충격성 잡음 환경에서 비터비 알고리즘을 이용하여 최적

의 경로를 찾고자 할 때 이 논문과 같은 방법을 사용한다면 그 성능을 향상시킬 수 있다.

### 참 고 문 헌

1. P. J. Huber, *Robust Statistics*, New York:Wiley, 1981.
2. M. C. Jeruchim, P. Balaban, and K. S. Shanmugan, *Simulation of Communication Systems*, New York: Plenum Press, 1992.
3. A. Cichocki and R. Unbehauen, "Neural Network for Solving Systems of Linear Equations-Part II: Minimax and Least Absolute Value Problems," *IEEE Trans. Circuits Syst.*, Vol. 39, No. 9, pp. 1440-1547, Sep. 1992.
4. S. C. Douglas and T. H.-Y. Meng, "Stochastic Gradient Adaptation Under General Error Criteria," *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 42, No. 6, pp. 1335-1351, June 1994.
5. S.-C. Pei and C.-C. Tseng, "Least Mean P-Power Error Criterion for Adaptive FIR Filter," *IEEE Journ. Select. Areas in Commun.*, Vol. 12, No. 9, pp. 1540-1547 Dec. 1994.
6. A. Cichocki and R. Unbehauen, *Neural Networks for Optimization and Signal Processing*, England: Wiley, 1993.
7. Renato D'avella, Luigi Moreno, and Marcello Sant'agostino, "An Adaptive MLSE Receiver for TDMA Digital Mobile Radio," *IEEE Journ. Select. Areas in Commun.*, Vol. 7, No. 1, pp. 122-129, Jan. 1989.
8. R. D. Koilpillai, S. Chennakeshu, and R. L. Toy, "Low Complexity Equalizer for U.S. Digital Cellular System," *VTC*, pp. 744-746, 1992.
9. W. C. Jakes, Jr., *Micro Mobile Communications*, NY:John Wiley and Sons, 1974.
10. R. D. Martin and D. J. Thomson, "Robust-Resistant Spectrum Estimation," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 70, No. 9, pp. 1097-1115, Sep. 1982.
11. E. A. Lee and D. G. Messerschmitt, *Digital Communication*, Boston:Kluwer Academic Publishers,

- 1994.
12. M. K. Simon, S. M. Hinedi, and W. C. Lindsey, *Digital Communication Techniques*, New Jersey: Prentice Hall, 1995.
  13. G. D. Forney, Jr., "The Viterbi Algorithm," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 61, No. 3, pp. 268-278, Mar. 1973.
  14. J. G. Proakis, *Digital Communications*, New York: McGraw-Hill, 1989.



朴 喆 禱(Cheol Hee Park) 正會員  
1995년 2월: 中央大學校 電子工學  
科 卒業(工學士)  
1995년 3월~現在: 中央大學校 大  
學院 電子工學  
科 碩士 課程  
※주관심분야: 디지털 신호 처리,  
디지털 통신



趙 鏞 洙(Yong Soo Cho) 正會員  
1984年 2月: 中央大學校 電子工學  
科 卒業(工學士)  
1984年 1月~1984年 7月: 金星電氣  
研究員  
1987年 8月: 延世大學校 大學院 電  
子工學科 卒業(工學  
碩士)  
1991年 5月: The Univ. of Texas at Austin, Electrical  
and Computer Engineering (Ph.D)  
1991年 6月~1991年 12月: The Univ. of Texas at Au-  
stin, Post-Doctoral Fellow  
1992年 3月~現在: 中央大學校 電子工學科 副教授  
※주관심 분야: 디지털 신호 처리, 디지털 통신