

# RLS 알고리즘에 기반을 둔 블라인드 채널 추정

서우정<sup>o</sup>, 하판봉, 윤태성  
국립 창원대학교 전기전자제어공학과

전화 : (0551) 279-7529 / 팩스 : (0551) 281-5070

## Blind Channel Estimator based on the RLS algorithm

Woo-Jung Seo<sup>o</sup>, Pan-Bong Ha, Tae-Sung Yoon

Dept. of Electronics Engineering, Changwon National University

E-mail : swj@dsplab.changwon.ac.kr

### Abstract

In this study, We derived Recursive Least Squares(RLS) algorithm with adaptive maximum - likelihood channel estimate for digital pulse amplitude modulated sequence in the presence of intersymbol interference and additive white Gaussian noise.

RLS algorithms have better convergence characteristics than conventional algorithms, LMS (Least Mean Squares) algorithms.

### I. 서론

2000년에는 전세계의 4억명 이상의 인구가 셀룰러, PCS, 무선호출등의 무선 이동 통신 서비스를 이용할 것으로 전망되고 있고 현재 우리 나라에서도 이미 무선 이동 통신 가입자가 2천만명을 넘어선 상태로 통신망 구축의 비용절감과 대용량화등 여러 가지 문제가 요구되고 있다. 그 중에서 무엇보다 우선 전화 수준의 통화 품질이 절실히 요구되고 있는 가운데 무선 이동 통신 채널은 시변 채널로 채널 추정에 있어 수렴 속도가 중요하다고 할 수가 있다. 본 논문에서는 일단 시불변 채널이라는 환경하에서 보다 빠른 수렴 특성을 구현하기 위해 기존의 LMS 채널 추정 기법에서 RLS 채널 추정 기법을 제안하고자 한다.

본 논문에서는 Forney의[4] adaptive Maximum

likelihood 수신기 구조에 RLS 알고리즘을 채널 추정 기법으로 결합시켜 Magee와 Proakis의[1] LMS 채널 추정 기법과의 수렴 특성을 비교해 보고자 한다.

본 논문의 구성은 II절에서 전반적인 시스템 구조를 기술하고 III절에서는 본 논문에서 채널 추정기로 제안된 RLS 알고리즘을 설명한다. IV절에서 모의 실험과 결과를 제시하고 제안된 알고리즘의 성능을 확인하며 마지막으로 V절에서 결론을 맺고 향후 연구 방향에 대해서 기술한다.

### II. 시스템 구조

간단한 디지털 통신 채널 모델은 그림 1 과 같이 나타낼 수 있다. 채널 tap gains  $w_k$ 는 선형 시불변이고 수신기에 알려지지 않은 상태이다. 입력 정보 시퀀스가 채널을 통과한 후 여기에 백색 가우시안 잡음이 더해 지는데 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$d(n) = \sum_{j=0}^{N-1} w_j \cdot I(n-j) + Noise \quad (2.1)$$

여기서 잡음과 입력 정보 시퀀스는 상관 관계가 없다고 가정한다.

Viterbi 알고리즘은[1][6][7] 수신기 구조에서 maximum likelihood 복호 방법으로 중요한 부분이다. 백색 가우시안 잡음인 경우 Viterbi 알고리즘은 채널 계수값을 알아야 한다. Magee와 Proakis는 채널 추정 기법으로 LMS 알고리즘을 이용하였는데[1] 본 논문에서는 LMS 알고리즘 대신에 RLS 알고리즘을 적용하였다.

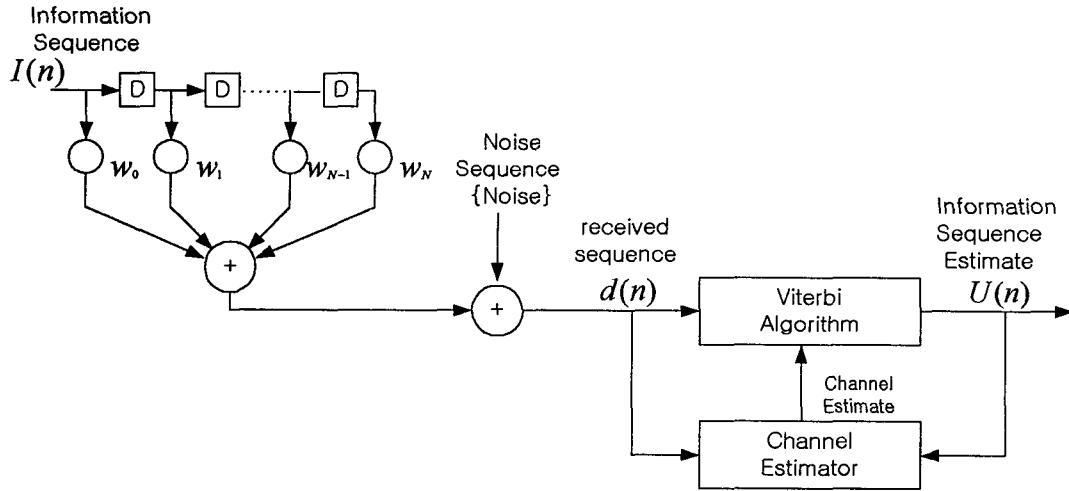


그림 1. Digital Communication Channel Model and Adaptive Maximum Likelihood Receiver.

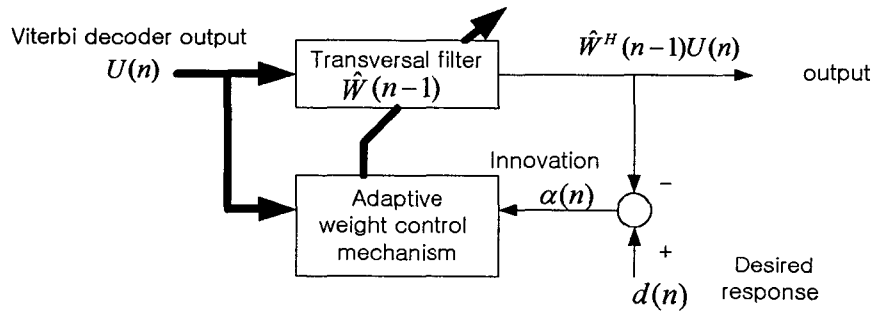


그림 2. RLS Channel Estimator

### III. RLS 채널 추정 기법

LMS 알고리즘은 통계적 평균(ensemble averaged)제곱 오차가 최소화 되도록 필터의 계수를 반복적으로 찾아가는 적응 알고리즘이고 RLS 알고리즘은 시간 평균(time averaged) 제곱오차를 최소화시키도록 필터의 계수를 순환적으로 구하는 적응 알고리즘이다. LMS 알고리즘은 통계적 평균을 사용하므로 외란에 대하여 강인한 특성을 지니지만 정확한 기울기 벡터 대신에 그 추정치를 사용하므로 인해서 수렴 속도가 느려지거나 오조정 값이 충분히 작게 되지 않을 수가 있다. RLS 알고리즘은 매순간 식(3.1)을 만족하는 최적의 해를 구하게 되므로 수렴속도가 빠르게 되는 반면, 시간 평균을 사용하므로 구해지는 필터계수는 주어진 샘플 데이터에 대해서 최적이 되며 통계적인 최적치가 되지는 않는다.

$$\epsilon_k = \sum_{i=1}^k e^2_i \quad (3.1)$$

매개 변수 설정 :

$N$  = 필터의 차수 (필터 계수의 수)

$\lambda$  = exponential weighting factor,  
하중 또는 망각(forgetting)인자  
 $0 < \lambda \leq 1$

$\delta$  = small positive constant

초기화 :  $W(0) = 0, P(0) = \delta^{-1} \cdot I$

$$U(n) = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-N+1)]^T \quad (3.2)$$

$$W(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{N-1}(n)]^T \quad (3.3)$$

$$e(n) = d(n) - W^T(n)U(n) \quad (3.4)$$

$$\begin{aligned} \alpha(n) &= d(n) - U^T(n)W(n-1) \\ &= d(n) - W^T(n-1)U(n) \end{aligned} \quad (3.5)$$

$$K(n) = \frac{\lambda^{-1}P(n-1)U(n)}{1 + \lambda^{-1}U^T(n)P(n-1)U(n)} \quad (3.6)$$

$$W(n) = W(n-1) + K(n)a^*(n) \quad (3.7)$$

$$P(n) = \lambda^{-1}P(n-1) - \lambda^{-1}K(n)U^T(n)P(n-1) \quad (3.8)$$

식(3.2)는 input 벡터이고 식(3.3)는 weight 벡터이다. 식(3.4)는 사후 오차 신호이고 식(3.5)는 갱신식으로 사전 오차 신호이다. 사후 오차 신호와 사전 오차 신호의 차이는 계수 벡터로서  $W(n-1)$ 대신에 현재의 추정값  $W(n)$ 가 사용된다는 점이다. 식(3.6)은 gain 벡터이고 식(3.7)은 weight update 식이며 식 (3.8)은 inverse correlation을 나타낸다.

여기서  $\delta$ 의 값은  $\Phi(0) = P^{-1}(0) = \delta \cdot I$  이 양한정 (positive definite) 행렬이 되도록 정한다.

#### IV. 모의 실험 및 결과 고찰

입력 정보 시퀀스는 같은 확률의  $\{-1,1\}$ 로 구성하였고 블록 단위는 500으로 하였고 SNR은 7을 사용하였다. 채널로는  $[0.5 \ 0.7 \ 0.5]$ 와  $[0.33 \ 0.67 \ 1.0 \ 0.67 \ 0.33]$  두 가지로 실험을 하였다. 채널 추정의 초기치로 가운데 tap은 1로, 나머지 tap들은 zero로 주었다.

LMS에서 step size는 0.0048을 사용하였고 RLS에서는  $\delta = 0.0048$ ,  $\lambda = 1$  로 주었다.

그림 3과 그림 4는 각각 채널  $[0.5 \ 0.7 \ 0.5]$  인 경우의 LMS의 수렴 특성과 RLS의 수렴 특성을 나타내고 있다. 그림 5와 그림 6은 각각 채널  $[0.33 \ 0.67 \ 1.0 \ 0.67 \ 0.33]$ 인 경우의 LMS와 RLS의 수렴 특성을 나타내고 있다. 수렴 속도면에서 RLS가 LMS보다 훨씬 빠름을 알 수 있다.

그림 7은 채널  $[0.5 \ 0.7 \ 0.5]$  인 경우 각각의 SNR 값에 대응되는 RLS 알고리즘의 에러 확률을 나타내고 있다. LMS 알고리즘의 경우, RLS 알고리즘과 에러 확률이 거의 비슷하게 나타났다.

SNR 값이 클수록 잡음이 덜 섞여서 에러 확률 특성이 좋게 나타남을 알 수 있다. 입력 시퀀스의 블록 길이는 500으로 하였고 전체 입력 시퀀스의 길이는  $10^5$ 으로 하였다.

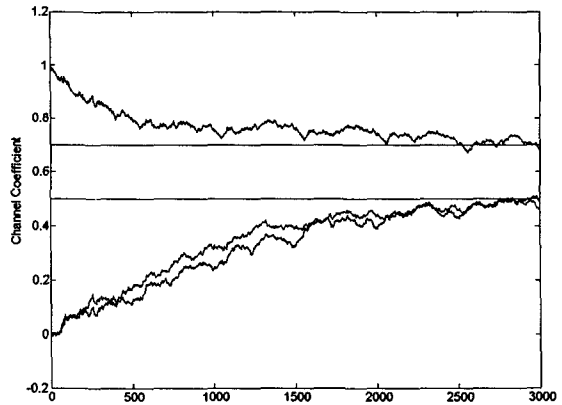


그림 3.  $[0.5 \ 0.7 \ 0.5]$ 채널에서의 LMS 수렴 곡선

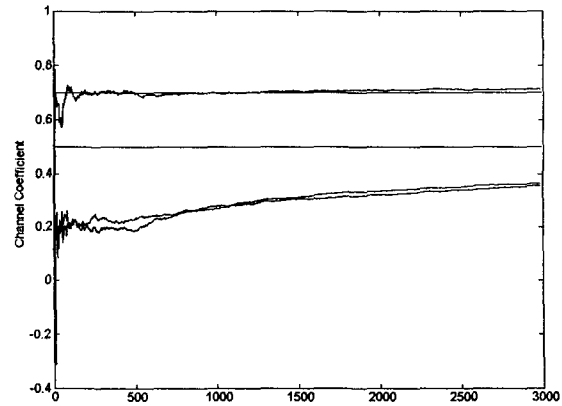


그림 4.  $[0.5 \ 0.7 \ 0.5]$ 채널에서의 RLS 수렴 곡선

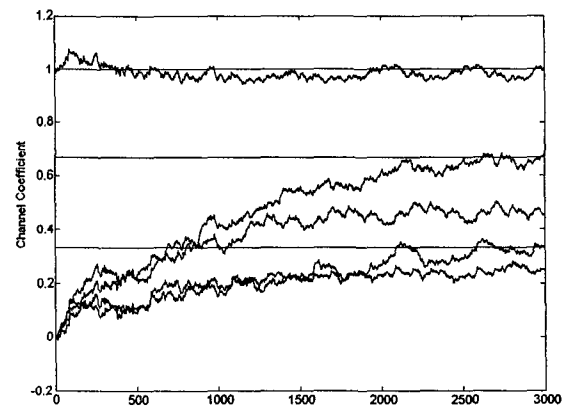


그림 5.  $[0.33 \ 0.67 \ 1.0 \ 0.67 \ 0.33]$ 채널에서의 LMS 수렴 곡선

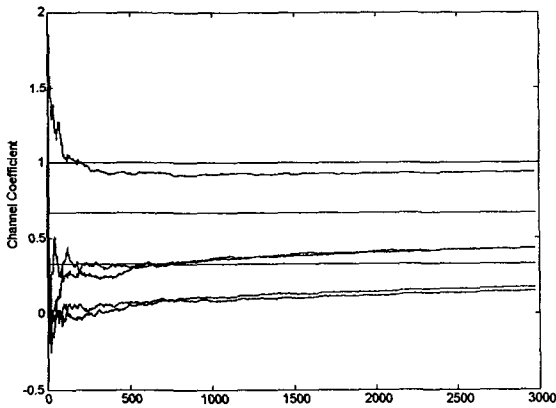


그림 6. [0.33 0.67 1.0 0.67 0.33]채널에서의 RLS 수렴 곡선

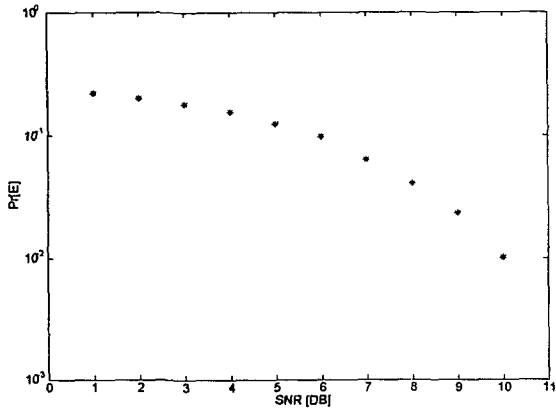


그림 7. [0.5 0.7 0.5]채널에서의 각각의 SNR에 대한 RLS 에러 확률

### 참고문헌

- [1] Francis R. Magee, Jr., And John G. Proakis " Adaptive Maximum-Likelihood Sequence Estimation for Digital Signaling in the Presence of Intersymbol Interference ", IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 19, pp.120-124, Jan.1973
- [2] G. K. Kaleh and R. Vallet, " Joint Parameter Estimation and Symbol detection for Linear or Nonlinear Unknown Channels", IEEE Trans. Commun., Vol. 42 , No. 7, July 1994
- [3] John G. Proakis, and James H. Miller, " An Adaptive Receiver for Digital Signaling Through Channels With Intersymbol Interference", IEEE Transactions on Information theory , Vol. it-15, No. 4, July, 1969
- [4] G. David forney, Jr., "Maximum-Likelihood Sequence Estimation of Digital Sequences in the Presence of Intersymbol Interference", IEEE Transactions on Information theory , Vol. it-18, No. 3, May 1972
- [5] Simon Haykin "Adaptive Filter Theory" , Third Edition , Prentice-Hall International, Inc.
- [6] John G. Proakis and Masoud Salehi. " Contemporary Communication Systems Using Matlab", PWS Publishing Company.
- [7] Shu Lin, Daniel J. Costello,Jr " Error Control Coding - fundamentals and Applications", Prentice Hall.

### V. 결론 및 향후 연구 계획

RLS 알고리즘은 LMS 알고리즘에 비해 연산량이 많아 계산 시간이 많이 걸리고 반올림 오차 등에 민감하게 되지만 수렴 속도에 있어서 LMS 알고리즘보다 많이 빠르고 대부분의 상황에서 수렴 속도가 같은 경우, 정상 상태 오차가 LMS 알고리즘에 비해 작게 된다.

지금까지는 시간에 따라 채널의 특성이 변하지 않는 시불변 채널 모델에서 실험을 하였는데 앞으로 여기에 페이딩 현상을 가미한 시변 채널에 대해서 채널 추정 기법을 적용하려 한다.