

무선랜에서의 채널 추적 알고리즘들의 MSE 성능

김태경

목포대학교

tkkim@mokpo.ac.kr

MSE of channel tracking algorithms in WLAN systems

Tae-Kyoung Kim

Mokpo Univ.

요약

본 논문에서는 무선랜 기반에서의 채널 추적 알고리즘의 MSE를 조사한다. IEEE 802.11ac에서는 전송율을 올리기 위해 패킷 응집 기술을 이용한다. 하지만 채널이 시변하는 환경에서 패킷 전송시간이 길어지면 패킷 오류율이 증가한다. 이를 해결하기 위해서는 변하는 채널에 맞게 채널을 보정해주어야 한다. 본 논문에서는 기존 채널 추정 알고리즘들을 IEEE 802.11ac 규격 하에서 성능을 조사한다. 단일 안테나에서 성능을 조사하였으며, 패킷 오류가 존재하는 상황에서 칼만 필터의 성능은 저하되지만 심볼 검출 에러가 증가하면서 성능이 개선되는 것을 확인하였다.

I. 서론

무선랜에서는 패킷 응집(packet aggregation)을 이용해 MAC 계층 효율성을 높인다. 이 기법은 여러패킷을 합쳐 전송함으로써 각 패킷의 오버헤드를 낮출 수 있다. 그러나 각 패킷을 따로 보내는 기존 방식에 비해 한 패킷의 길이가 길어지므로 패킷당 전송 시간이 길어진다. 이 경우, 채널의 변동이 크다면 전송 중에 채널이 많이 변하게 되므로 수신측에서 채널 추정을 통해 알고 있는 채널 정보가 더 이상 유효하지 않게 된다. 이러한 부정확한 채널 정보 때문에 등화기에서 오류가 발생하여 패킷 오류율(PER, packet error rate)이 떨어지게 된다. 효율적인 등화기를 통한 패킷 감소를 위해 시간에 따라 변하는 채널을 추적하여 채널 추정의 정확도를 높이는 채널 추적(channel tracking)이 필요하다.

본 논문에서는 무선랜 환경에서 채널 추적 알고리즘들의 성능을 비교한다. 종래의 채널 추적 알고리즘들이 다중안테나 환경에서 논의가 많이 있었지만, 본 논문에서는 IEEE 802.11ac 기반의 규격 하에서 채널 추정 알고리즘들의 MSE(minimum mean-squared error) 성능을 비교한다. 시뮬레이션을 통해 기존 칼만 필터는 검출에러가 있는 상황에서 RLS(recursive least square)와 LMS(least mean square)의 MSE 보다 떨어지지만 SNR이 증가하면서 성능이 증가하는 것을 확인하였다.

II. 본론

본 장의 시스템 모델에서 고려하는 신호는 OFDM 심볼이다. N_t 를 송신 안테나 N_r 를 수신 안테나라고 정의한다. 주파수 상에서의 n번째 OFDM 심볼 내 k번째 부반송파 위치에서의 수신 신호 $Y_{n,k}$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} Y_{n,k} &= H_{n,k} S_{n,k} + W_{n,k} \\ &= X_{n,k} Z_{n,k} + W_{n,k} \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, $n \in \{1, 2, \dots, N_{sym}\}$ 이고 $k \in \{-28, \dots, -1, 1, \dots, 28\}$ 이다. $H_{n,k}$ 는 $N_r \times N_t$ 행렬로 n번째 OFDM 심볼에서의 k번째 부반송파에서의 주파수 상에서의 채널이다. $S_{n,k}$ 는 주파수 도메인 상에서의

$N_t \times 1$ 송신신호이다. $W_{n,k}$ 는 $N_r \times 1$ 잡음 벡터로 각 $N(0, N_0)$ 의 분포를 가진다. $Z_{n,k}$ 는 autoregressive 모델에서 사용되는 채널 행렬로, p 이전의 채널인 $Z_{n,k} = [h_{n,k}^T \ h_{n-1,k}^T \ \dots \ h_{n-p+1,k}^T]^T$ 로 표현된다. 여기서, $h_{n,k} = \text{vec}(H_{n,k})$ 로 정의한다. $X_{n,k}$ 는 autoregressive 채널 모델에 대응되는 송신신호 정보이다. 따라서, $X_{n,k} = [S_{n,k}^T \otimes I_{N_r \times N_r N_t(p-1)}]^T$ 로 표현된다. Autoregressive 모델은 다음과 같다.

$$Z_{n,k} = F Z_{n-1,k} + B u_{n,k} \quad (2)$$

여기서, Jake 모델에서 정의되는 F와 B는 아래와 같다.

$$\begin{aligned} F &= \begin{pmatrix} A(1) & A(2) & \dots & A(p) \\ I_{(p-1)N_r N_t} & \dots & O_{(p-1)N_r N_t \times N_r N_t} \end{pmatrix} \\ B &= \begin{pmatrix} B_0 \\ O_{(p-1)N_r N_t \times N_r N_t} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

여기서, $u_{n,k}$ 는 $N(0, 1)$ 의 분포를 가진다. 만약 $p=1$ 이면, $a_k(1) = J_0(2\pi f_d T_s)$, $b_k(1) = \sqrt{1 - a_k(1)^2}$ 로 주어진다. 여기서 f_d 정규화된 도플러 주파수 이고, J_0 는 0번째 차수의 베셀(bessel) 함수이다. T_s 는 심볼주기로 정의된다. 일반적으로 F와 B는 Yule-Walker 방정식으로부터 구한다.

1. Kalman filter [1]

칼만 필터는 적응형 필터 알고리즘들 사이에서 MSE를 최소화하는 알고리즘이다. 칼만 필터는 예측(prediction)과 보정(update) 단계로 나뉜다. 예측 단계에서는 n번째 추정 값이 들어오기 전까지 n-1번째까지의 추정 값들을 가지고 예측하는 단계로 아래와 같이 수행한다.

$$\hat{Z}_{n|n-1,k} = F\hat{Z}_{n-1|n-1,k} \quad (4)$$

예측 단계에서의 MSE는 다음과 같다.

$$\hat{P}_{n|n-1,k} = F\hat{P}_{n-1|n-1,k}F^H + BB^H \quad (5)$$

식 (4)를 이용해서 칼만 이득(kalman gain)은 아래와 같이 구한다.

$$\hat{K}_{n,k} = \hat{P}_{n-1|n-1,k}X_{n,k}^H(X_{n,k}P_{n|n-1,k}X_{n,k}^H + N_0I)^{-1} \quad (6)$$

식 (6) 이후에는 n번째 심볼을 이용해서 보정을 수행하는 이때 보정된 채널 상태는 추정된 오차의 칼만 이득을 곱해서 구한다.

$$\hat{Z}_{n|n,k} = \hat{Z}_{n|n-1,k} + K_{n,k}(Y_{n,k} - X_{n,k}\hat{Z}_{n|n-1,k}) \quad (7)$$

최종적으로 MSE를 보정하면서 n번째 OFDM 심볼을 위한 칼만 필터 계산을 마친다.

$$P_{n|n,k} = (I - K_{n,k}X_{n,k})P_{n|n-1,k} \quad (8)$$

2. RLS [2]

칼만 필터 알고리즘은 추정된 값과 실제 값의 MSE를 최소화하는 알고리즘이다. 이 조건을 좀 더 완화하여 추정된 실물에서 멀어질수록 MSE 영향력을 줄이는 RLS 방식이 있다. RLS의 비용 함수를 다음과 같다.

$$C_{n,k} = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |Y_{i,k} - \hat{H}_{n,k}S_{i,k}|^2 \quad (9)$$

여기서, λ 는 forgetting 인자로 1 보자 작은 근처 값을 이용한다. λ 가 커질수록 추적 능력이 올라가고 작아질수록 잡음에 민감하게 된다. 식 (5)를 만족하는 칼만 이득은 아래와 같다.

$$\hat{K}_{n,k} = \frac{\hat{P}_{n-1,k}\hat{S}_{n,k}^H}{\hat{S}_{n,k}^H\hat{P}_{n-1,k}\hat{S}_{n,k} + \lambda} \quad (10)$$

식 (10)로부터 자기상관함수의 역행렬을 아래와 같이 구할 수 있다.

$$P_{n,k} = \lambda^{-1}P_{n-1,k} - \lambda^{-1}K_{n,k}\hat{S}_{n,k}P_{n-1,k} \quad (11)$$

식 (10) 과 식(11)로부터 보정된 채널은 다음과 같다.

$$\hat{H}_{n,k} = \hat{H}_{n-1,k} + (Y_{n,k} - \hat{H}_{n-1,k}\hat{S}_{n,k})K_{n,k}^H \quad (12)$$

3. LMS [3]

LMS 알고리즘은 적응형 알고리즘들 중 구현이 가장 간단하지만 스텝 크기 μ 에 성능이 좌우된다. 스텝 크기를 이용한 보정 방식은 아래와 같다.

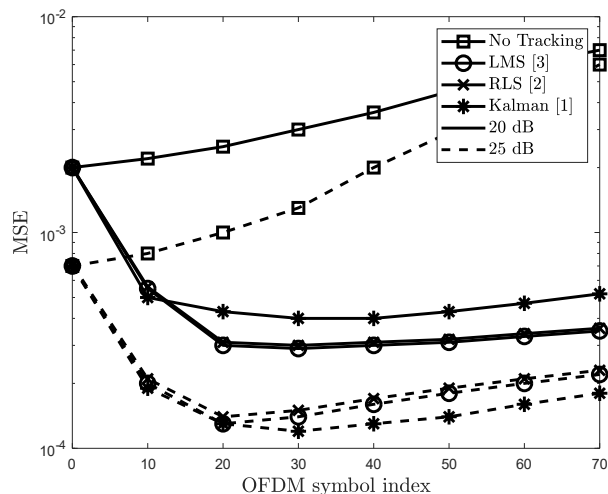


그림 1. 채널 추정 알고리즘에 채널 MSE 성능 (속도 20km/h).

$$\hat{H}_{n,k} = \hat{H}_{n-1,k} + \mu(Y_{n,k} - \hat{H}_{n-1,k}\hat{S}_{n,k})\hat{S}_{n,k}^H \quad (13)$$

최적의 스텝 크기는 $\mu \propto SNR^{\frac{1}{3}}(f_d T_s)^{\frac{2}{3}}$ 에 비례한다. 스텝사이가 크면 추적능력이 향상되고 잡음엔 취약하다. 따라서 SNR이 높아지거나 채널 변동이 큰 경우에는 스텝 크기를 크게 잡아야 한다.

III. 결과 및 결론

시뮬레이션은 $N_t=1$, $N_r=1$ 시스템의 채널 유형 B에서 수행하였다. 채널 추정은 LS(least square) 추정 방식을 이용하였고, 속도 20km/h를 가정하였다. forgetting 요소는 0.9, 스텝 크기는 0.1를 사용하였다. 우선 OFDM 심볼 지수가 늘어날수록 성능이 개선되지만 프리앰블에서 점점 멀어질수록 채널 추정오차(MSE)가 증가하는 것을 볼 수 있다. 칼만 필터의 성능은 SNR이 20dB에서는 RLS와 LMS 보다 떨어지지만 SNR 25dB인 경우에는 RLM와 LMS보다 좋아지는 것을 확인할 수 있다. 이는 칼만 필터에서 유도되는 식이 이상적인 심볼 검출 환경에서 유도되었기 때문이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2020년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술평화원의 지원을 받아 수행된 연구임 (N0002325, 2020년 산학융합지구 조성사업)

참 고 문 헌

- [1] Z. Yuanjin, "A novel channel estimation and tracking method for wireless OFDM systems based on pilots and Kalman filtering," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, Vol. 49, No. 2, pp. 275-283, May 2003.
- [2] Y. Liang, H. Luo, and J. Huang, "Adaptive RLS channel estimation in MIMO-OFDM systems," in *Proc. IEEE ISCIT*, Vol. 1, pp. 79-82, Oct. 2005.
- [3] T. Jun, G. Yaohuan, and S. Shengxian, "An adaptive channel tracking method for MIMO-OFDM systems," *IEEE ICCAS 2004*, pp.354-358, June 2004