

주파수 분할 이중화 대용량 다중입출력 시스템을 위한 경사하강법 기반 다중경로요소 추정 기법

김 승 년*, 손 준 원*, 심 병 호°

A Gradient Descent-Based Multipath Component Estimation Technique for FDD Massive MIMO Systems

Seungnyun Kim*, Junwon Son*,
 Byonghyo Shim°

요 약

본 논문에서는 FDD 대용량 다중입출력 시스템을 위해 채널의 다중경로요소를 추정하는 기법을 제안하고자 한다. 제안하는 기법은 경사하강법을 사용하여 기존보다 작은 복잡도와 높은 성능을 확보하였고 이를 실험 결과를 통해 확인하였다.

Key Words : FDD, Massive MIMO, Angle reciprocity, Multipath component, Gradient descent

ABSTRACT

In this paper, we propose multipath component estimation technique for FDD Massive MIMO systems. By employing the gradient descent method, the proposed technique outperforms the conventional technique with smaller computational complexity.

I. 서 론

대용량 다중입출력 시스템은 5G 무선 통신의 미래

선도적인 기술 중 하나로서 전송 효율과 에너지 효율의 혁신적인 증가를 불러올 것으로 예상된다^[1]. 현 무선통신시스템의 대부분을 차지하고 있는 주파수 분할 방식(FDD) 대용량 다중입출력 시스템에서 기존 채널 추정은 유저가 채널을 추정하고 이를 기지국에 피드백 해주는 형태로 이루어진다^[2]. 이때, 채널 피드백의 양이 안테나 개수에 선형적으로 비례하기 때문에 대용량 다중입출력 시스템에서는 한정된 채널 피드백만을 사용할 수 있고 따라서 채널 정보의 손실이 필연적으로 발생한다^[3]. 최근 연구에 따르면 FDD에서도 상향링크와 하향링크에서 채널의 물리적인 다중경로요소가 일치하는 각도 상호성이 성립한다는 사실이 밝혀졌다. 이를 이용하면 FDD 대용량 다중입출력 시스템에서 기지국이 유저의 피드백 없이도 유저의 상향링크 파일럿 신호로부터 다중경로요소를 직접 추정하여 사용할 수 있다.

본 논문에서는 경사하강법을 사용하여 기존의 다중경로요소 추정기법보다 작은 복잡도와 높은 성능을 가지는 기법을 제안하고자 한다. 본 논문은 다음과 같이 구성되어있다. 서론에 이어 본문에서는 II장에서 시스템 모델을 설명한다. 또한 III장에서 제안하는 경사하강법 기반 다중경로요소 추정기법을 소개하며 IV장에서는 실험결과를 설명한다. 마지막으로 V장에서는 결론을 맺는다.

II. 시스템 모델

본 논문에서는 균등한 간격 d 의 선형 안테나 배열 N 개를 가지는 기지국 1개와 단일 안테나를 가지는 K 개의 단말로 이루어진 시스템을 가정하였다. 또한 채널 모델은 아래와 같이 P 개의 경로로 이루어진 주파수 비선택적 페이딩 단일 고리 다중경로채널모델을 사용하였다.

$$h_k = \sum_{i=1}^P \sqrt{\beta_{k,i}} g_{k,i} e^{j\psi_{k,i}} a(\theta_{k,i}) \quad (1)$$

여기서 $\beta_{k,i}$ 는 대규모 페이딩 계수, $g_{k,i} \sim CN(0,1)$ 는 소규모 페이딩 계수, $\psi_{k,i}$ 는 랜덤

* 본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소가 지원하는 미래전투체계 네트워크기술 특화연구센터 사업의 일환으로 수행되었습니다.(UD1160070BD)

♦ First Author : (ORCID:0000-0001-6435-9029)Seoul National University, INMC, snkim@islab.snu.ac.kr

° Corresponding Author : (ORCID:0000-0001-5051-1763)Seoul National University, INMC, bshim@snu.ac.kr, 중신회원

* (ORCID:0000-0001-9643-795X)Seoul National University, INMC, jwson@islab.snu.ac.kr

논문번호 : KICS2018-03-052, Received March 9, 2018; Revised May 10, 2018; Accepted May 10, 2018

위상 계수, 그리고 $\theta_{k,i}$ 는 입사각을 나타낸다. 추정하고자 하는 다중경로요소는 $\beta_{k,i}$ 와 $\theta_{k,i}$ 로 정의한다. 또한 $\mathbf{a}(\theta) = [1, \dots, e^{j(N-1)2\pi d \sin\theta/\lambda}]^T$ 는 아래와 같이 정의된 방향벡터를 나타낸다.

주목할 점은 $\theta_{k,i}$ 와 $\beta_{k,i}$ 는 주파수에 독립적인 변수들이므로 상향링크와 하향링크가 공유할 수 있는 다중경로요소이고 $g_{k,i}$ 와 $\psi_{k,i}$ 는 주파수에 종속적인 변수들이므로 사용할 수 없다.

III. 경사하강법 기반 다중경로요소 추정기법

본 절에서는 제안하는 경사하강법 기반 다중경로요소 추정기법을 소개한다. 유저 k 가 보낸 단위 크기 상향링크 파일럿 신호를 $\phi_k \in \mathbb{C}^{1 \times \tau}$ 이라고 하자. 각 유저들의 다중경로요소를 구별하기 위해 상향링크 추정 시간은 서로 겹치지 않게 조정되었다고 가정한다. 그러면 기지국이 받는 수신 신호는 다음과 같이 주어진다.

$$\mathbf{Y}_k = \sqrt{\rho_r} \mathbf{h}_k \phi_k + \mathbf{N}_k \quad (2)$$

여기서 ρ_r 은 송신 파워이고 \mathbf{N}_k 는 가우시안 노이즈이다. 수신 신호에 ϕ_k^H 을 곱하면

$$\mathbf{Y} \phi_k^H = \mathbf{A} \mathbf{s} + \mathbf{w} \quad (3)$$

이 된다. 이때, \mathbf{A} 와 \mathbf{s} 는 각각 다음과 같이 정의되고

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= [\mathbf{a}(\theta_1), \dots, \mathbf{a}(\theta_P)] \\ \mathbf{s} &= \sqrt{\rho_r} [\sqrt{\beta_1} g_1 e^{j\psi_1}, \dots, \sqrt{\beta_P} g_P e^{j\psi_P}]^T \end{aligned} \quad (4)$$

$\mathbf{w} = \mathbf{N} \phi_k^H \sim CN(0, \sigma_n^2 \mathbf{I})$ 이다. 편의를 위해 유저를 나타내는 첨자를 생략하였다. T 개의 스냅샷을 모아 행렬의 형태로 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{Z} = \mathbf{A} \mathbf{S} + \mathbf{W} \quad (5)$$

이때, τ 와 T 는 데이터 샘플의 개수를 나타내는 파라미터로서 그 값이 커질수록 최적화문제의 목적함수가 극소점에서 뽀족해져 추정 정확도를 증가시킨다. MUSIC과 ESPRIT^[4]을 비롯한 기존의 다중경로요소

추정 기법들은 공분산 행렬 $\mathbf{R}_Z = \frac{1}{T} \mathbf{Z} \mathbf{Z}^H$ 의 고유값 분해(N 차원)를 이용하였다. 그러나 안테나의 개수가

표 1. 경사 하강법기법 기반 다중경로요소 추정 기법
Table 1. Gradient descent based multipath component estimation

Input: $\mathbf{Z} \in \mathbb{C}^{N \times T}$, P , N_{iter} , ϵ
Initialization: $\boldsymbol{\theta}^{(0)} = 0$, $n = 1$
Iteration:
1: Compute \mathbf{A} , \mathbf{C} , and $\nabla_{\boldsymbol{\theta}} f$ for $\boldsymbol{\theta}^{(n-1)}$
2: $\boldsymbol{\theta}^{(n)} = \boldsymbol{\theta}^{(n-1)} - \alpha_n \nabla_{\boldsymbol{\theta}} f(\boldsymbol{\theta}^{(n-1)})$
3: If $ f(\boldsymbol{\theta}^{(n)}) - f(\boldsymbol{\theta}^{(n-1)}) < \epsilon$, then
4: $\hat{\boldsymbol{\theta}} = \boldsymbol{\theta}^{(n)}$, Compute $\hat{\mathbf{A}}$, $\hat{\mathbf{S}}$ and $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ for $\hat{\boldsymbol{\theta}}$
8: break
9: end if
10: $n = n + 1$
Output: $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, $\hat{\boldsymbol{\beta}}$

클 경우 고유값 분해는 많은 계산량을 필요로 한다. 따라서 본 논문에서는 새로운 저 복잡도 다중경로요소 추정 기술을 제안한다.

각도벡터가 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \dots, \theta_P]^T$ 일 때, \mathbf{Z} 의 로그 우도 함수를 최소화 하는 과정은 다음 식을 만족하는 $\boldsymbol{\theta}$ 를 찾는 과정과 같다.

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} \text{tr}(\mathbf{P}_A^\perp \mathbf{Z} \mathbf{Z}^H) \quad (6)$$

이 때, $\mathbf{P}_A^\perp = \mathbf{I} - \mathbf{A}(\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H$ 는 \mathbf{A} 의 직교여공간으로의 정사영 행렬이다. 편의를 위해 $f(\boldsymbol{\theta}) = \text{tr}(\mathbf{P}_A^\perp \mathbf{Z} \mathbf{Z}^H)$ 로 정의한다.

이는 비선형인 \mathbf{P} 차원의 최적화 문제이다. 이 최적화 문제의 닫힌 형태의 해를 찾는 것은 매우 어려운 일이기 때문에 경사하강법을 이용한다. 각도벡터 $\boldsymbol{\theta}$ 를 아래의 식을 통해 추정한다.

$$\boldsymbol{\theta}^{(n)} = \boldsymbol{\theta}^{(n-1)} - \alpha_n \nabla_{\boldsymbol{\theta}} f(\boldsymbol{\theta}^{(n-1)}) \quad (7)$$

여기서 $\boldsymbol{\theta}^{(n)}$ 는 $\boldsymbol{\theta}$ 의 n 번째 추정값이다. α_n 는 n 번째 단계 크기이며 Armijo의 법칙에 의해 결정된다. 그리고 $\nabla_{\boldsymbol{\theta}} f$ 를 계산하면 다음과 같다.

$$\nabla_{\boldsymbol{\theta}} f = \frac{2\pi d}{\lambda} \text{Im}(\text{diag}(\mathbf{C} \mathbf{A}^H \mathbf{E} \mathbf{P}_A^\perp \mathbf{Z} \mathbf{Z}^H \mathbf{A} (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1})) \quad (8)$$

이 때, $\mathbf{C} = \text{diag}(\cos \theta_1, \dots, \cos \theta_P)$ 이고, $\mathbf{E} = \text{diag}(0, \dots, N-1)$ 이다.

표 2. 제안하는 기법과 ESPRIT 기법의 평균 수행시간 비교
Table 2. Comparison of the average execution time of the proposed technique and the ESPRIT technique

	P=2	P=3
ESPRIT	0.0127	0.0164
Proposed technique	0.0094	0.0112

기존의 고유값 분해 기반 기술들이 큰 차원의 고유값 분해를 필요로 했던 것에 반해 기물기 함수의 계산은 오직 행렬 곱셈과 작은 차원의 고유값 분해(P차원)만을 필요로 한다. 안테나 개수 N이 경로의 개수 P보다 훨씬 크기 때문에 경사하강법 기반 추정은 훨씬 적은 계산량으로 수행될 수 있다.

θ 와 더불어 대규모 페이딩 계수 역시 구할 수 있다. 로그 우도함수를 S에 대해 미분함으로서 추정값 \hat{S} 를 얻을 수 있다.

$$\hat{S} = (\hat{A}^H \hat{A})^{-1} \hat{A}^H Z \quad (9)$$

추정된 \hat{S} 을 통해 공분산 행렬 $R_S = \frac{1}{T} \hat{S} \hat{S}^H$ 를 계산할 수 있다. 대규모 페이딩 계수 β 는 각 샘플에서 상수이기 때문에 공분산을 통해 추정치를 계산할 수 있다.

$$\hat{\beta} = [\hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_P]^T = \frac{1}{2\rho_r T} \text{diag}(\hat{S} \hat{S}^H) \quad (10)$$

IV. 실험 결과

본 절에서는 제안하는 경사하강법 기반 다중경로요소 추정기법의 시뮬레이션 결과를 제시한다. 비교 기법으로 대표적인 다중경로요소 추정 기법인 ESPRIT 알고리즘을 사용하였다. 실험 파라미터로 $N=32$, $T=16$, 그리고 $\tau=200$ 을 사용하였다. 유저는 OFDM 파일럿 신호를 $\rho_r = 200\text{mW}$ 의 세기로 전송한다. 채널의 다중경로요소는 3GPP LTE 기준에 따라 설정하였다.

그림 1은 SNR의 변화에 따라 제안하는 경사하강법 기반 다중경로요소 추정기법의 평균 제공근 오차를 나타낸 것이다. 경사하강법에 기반한 각도 추정값이 고유값 분해에 기반한 추정값에 비해 뛰어난 것을 확인할 수 있다. 이 때, 경사하강법의 반복횟수는 3, 4 회로 거의 일정하게 유지되었다. 더불어 대규모 페이

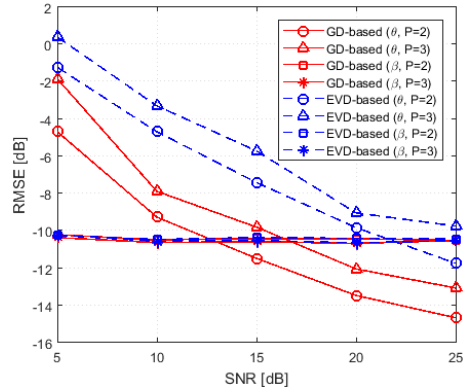


그림 1. 경사하강법 기반 다중경로요소 추정기법 평균 제공근 오차 성능 그래프

Fig. 1. RMSE performance of the proposed gradient descent-based multipath component estimation technique

딩 계수 추정값의 정규화된 평균 제공근 오차가 모든 SNR에서 -10dB 부근에 머물렀다.

V. 결론

본 논문에서는 경사하강법 기반의 다중경로요소 추정기법을 제안하였다. 제안하는 기법은 기존 기법과 비교하여 적은 복잡도를 가지고 훨씬 높은 성능을 보임을 실험결과를 통해 확인하였다.

References

- [1] B. Shim and B. Lee, "Evolution of MIMO technology," *J. KICS*, vol. 38, no. 8, pp. 712-723, 2013.
- [2] H. Ji, Y. Kim, J. Lee, Onggosanusi, Y. Nam, J. Zhang, B. Lee, and B. Shim, "Overview of full-dimension MIMO in LTE-advanced pro", *IEEE Comm. Mag.*, vol. 55, no. 2, pp. 176-184, 2017.
- [3] B. Lee, J. Choi, J.-Y. Seol, D. J. Love, and B. Shim, "Antenna grouping based feedback compression for FDD-based massive MIMO systems", *IEEE Trans. Commun.*, vol. 63, no. 9, pp. 3261-3274, 2015.
- [4] R. Roy, A. Paulraj, and T. Kailath, "Estimation of signal parameters via rotational invariance techniques-esprit," in *IEEE MILCOM 1986*, vol. 3, pp. 41.6.1-41.6.5, 1986.