

기회적 빔포밍 시스템에서 채널 추정에 강인한 링크 적응 기법

정회원 김요한*, 김동구*

Opportunistic Beamforming with Link Anaptation Robust to Imperfect Channel Estimation

Yohan Kim*, Dong Ku Kim* *Regular Members*

요약

기회적 빔포밍(OBF)은 채널이 거의 변하지 않는 환경에서도 기지국에서 랜덤 빔을 발생시켜서 인위적으로 다중 사용자 다이버시티 이득을 얻는 기법이며, 제한 정보량도 순시 SNR 정보만을 필요로 한다. 이러한 이점에도 불구하고 수신단에서의 채널 추정 오류는 부정확한 순시 SNR의 원인이 된다. 특히 추정된 SNR에 의해 선택된 AMC 레벨이 실제 채널 용량보다 큰 전송율을 요구할 때는 패킷의 손실이 불가피 하다. 본 논문에서는 채널 추정 성능을 고려하여 계산한 보수적 인자를 이용해 추정된 SNR을 인위적으로 감소시킴으로써 성능 저하를 방지하는 보수적 링크 적응 방식을 제안한다. 제안된 보수적 인자는 실제 채널 SNR과 감소된 추정 SNR의 차이의 최대값의 분산을 최소화 하도록 계산된다. 이를 위해 실제 채널 SNR과 추정된 SNR의 차이의 통계량을 수학적으로 분석하였다. 실제 LS 추정기를 적용한 컴퓨터 시뮬레이션 결과 채널 추정 오류가 있는 상황에서 제안된 방식이 추정 오류로 저하된 평균 수율 성능을 두 배 이상 향상시키고, 비례적 공정 스케줄러의 공정성 성능을 손상시키지 않음도 확인하였다.

Key Words : OBF, Estimation error, Conservative, link adaptation, AMC

ABSTRACT

Opportunistic Beamforming (OBF) offers a way to provide the multiuser diversity even in slow fading channel by using randomly generated beam weights, leading to the substantially reduced feedback in the form of the instantaneous SNR from users. In spite of the advantage of the reduced feedback, the imperfect channel estimation might influence the quality of the estimated SNR and channel scheduler so bad that the selected AMC level would be higher than the achievable rate of the actual channel, resulting the corruption of transmitted packet. In this paper, we propose a conservative link adaptation, where the estimated SNR is scaled down by a conservative factor which minimizes the variance of the maximum difference between the actual channel SNR and the resultant SNR. To support the proposed scheme, we analyze the statistics of the difference of the channel SNR and the estimated SNR. Simulation results show that the introduction of conservative factor achieves more than two-fold performance improvement in the presence of channel estimation error and the fairness of PF scheduler is maintained when the least squared channel estimator is applied..

※ 본 연구는 삼성전자 SKYPASS 4G 프로젝트의 지원으로 수행되었음.

※ 본 연구는 IEEE MILCOM 2006에서 일부 발표되었음 [12]

* 연세대학교 전기전자공학과 이동통신 연구실({john5958, dkim}@yonsei.ac.kr)

논문번호 : KICS2007-08-352, 접수일자 : 2007년 8월 7일, 최종논문접수일자 : 2008년 7월 23일

I. 서 론

기회적 빔포밍 (OBF: Opportunistic Beamforming) [1]은 채널의 순시 SNR(Instantaneous Signal-to-Noise Ratio) 정보 등 부분적 궤환(Feedback)정보만 허용된 하향링크 무선 통신 시스템에 적합한 전송 기법으로 주목받아왔다. OBF의 주 목적은 기지국에서 추가의 안테나를 사용하여 인위적으로 랜덤한 빔을 발생시켜 채널이 거의 변하지 않는 환경에서도 다중사용자 다이버시티(MUD: Multiuser Diversity) 이득을 얻는 것이다. [1]에서는 시스템 내에 사용자가 많은 경우 OBF가 비례적 공정 스케줄러(PFS: Proportional Fair Scheduler)와 함께 적용되었을 때, 송신단에서 전체 채널 상태 정보(CSI: Channel State Information)가 모두 필요한 정합 송신 빔포밍(Coherent Transmit Beamforming)에 라운드-로빈(Round Robin) 스케줄러가 결합된 시스템의 성능에 근접함을 보였다.

하지만 비록 OBF가 부분 궤환 정보만 요구하더라도 각 사용자에서의 채널 추정이 부정확하면 순시 SNR의 추정 정확도에 영향을 주게 된다. 따라서, 추정 SNR과 실제 SNR의 불일치는 적응 변조 및 부호화(AMC: Adaptive Modulation and Coding) 같은 링크 적응 방식의 성능을 떨어뜨린다. 만약 추정한 SNR이 실제 SNR 보다 큰 경우, 추정 SNR에 의해 선택된 AMC 레벨이 실제 채널이 지원할 수 있는 전송률을 넘어서게 된다. 이 경우를 ‘아웃티지(outage)’라 부르며, 이로 인해 불가피한 전송 패킷의 손실이 발생한다. 그 결과 부정확한 링크 적응에 의한 손실을 방지하고자 추가적인 전송이 필요하며, 이는 시스템의 수율(Throughput)을 감소시키는 요인이 된다. 채널 추정 오류에 의해 발생하는 기회적 빔포밍 시스템의 성능 분석은 최근에 몇 문헌에서 언급된 바 있다^{[2][3]}. 하지만, 추정 SNR 과 실제 SNR의 차이가 어떤 행동을 보여주는지 통계적, 정량적으로 분석한 연구는 매우 드물었다.

본 논문에서는 위에서 언급한 ‘아웃티지’에 의한 성능 열화를 방지하고자, 추정된 SNR 값을 각 사용자의 채널 추정 성능을 기반으로 결정된 보수적 인자(Conservative factor)로 감쇄시켜 AMC를 적용하는 보수적 링크 적응(Conservative Link Adaptation)을 제안한다. 이를 위해 본 논문에서는 추정 SNR과 실제 SNR의 차이를 ‘추정 SNR 오류’라 정의하고, 이 추정 SNR 오류가 어떤 확률 밀도 함수(PDF: Probability Density Function)와 평균 및

분산을 가지는지 수학적으로 살펴본다. 저자들이 아는 바, 이러한 추정 SNR 오류의 확률적, 통계적 특성을 PDF를 통해 분석한 것은 본 논문이 최초인 것으로 알고 있다. 이 결과를 이용해서 실제 채널 SNR과 감쇄된 추정 SNR의 차의 최대값의 분산을 최소화 하는 보수적 인자를 결정한다. 기존의 일부 표준화 문서에서도 이 논문에서와 같이 추정 SNR에 마진(margin)을 두는 개념을 찾아볼 수 있지만, 이러한 마진은 실험을 통해 직관적으로 얻어진 값들이다. 따라서, 본 논문에서 제안하는 보수적 인자는 수학적 모델 및 분석과 유도에 따라 결정되는 최초의 연구자의 의미가 있다. 또한, 본 논문에서는 수학적 분석을 위해 도입하는 가우시안 채널 추정 오류 모델링과 실제 채널 추정기를 적용했을 때의 성능이 차이가 없음을 보인다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II장에서는 시스템 모델을 다루며, III장에서는 추정 SNR과 실제 SNR의 차이인 추정 오류의 PDF와 평균, 분산을 유도한다. IV장에서는 이를 바탕으로 보수적 링크 적응을 위한 보수적 인자의 유도과정을 보이며, V장에서는 최소 자승 채널 추정기를 실제로 적용하여 II장과 III장에서 가정한 가우시안 모델링의 적합성을 살펴본다. VI장에서 실험 결과를 통해 제안된 기법의 성능을 분석하고 VII장에서 결론 및 향후 연구를 논의한다.

II. 시스템 모델

본 논문에서는 단일 셀 하향링크 시스템을 가정하였으며, 기지국은 N_T 개의 안테나를 가지고, K 명의 사용자는 각각 하나의 안테나를 가진다. $x(t)$ 는 시간 t 에서 전송되는 데이터 또는 파일럿 신호를 가리킨다. $\mathbf{w}(t) = [w_1(t), w_2(t), \dots, w_{N_T}(t)]$ 는 기지국에서 생성하는 등방성 분포(isotropically distributed)를 가지는 복소 랜덤 빔 벡터를 가리킨다^{[2][4]}. 랜덤 빔 벡터는 먼저 각 원소가 평균 0, 분산 1의 복소 가우시안 분포를 가지는 N_T 차원의 랜덤 벡터 \mathbf{z} 를 생성한 후, $\mathbf{w} = \mathbf{z} / \sqrt{\mathbf{z}^H \mathbf{z}}$ 로 정규화하는 방식으로 만들 수 있다. 본 논문에서는 평균 m , 분산 v 의 복소 가우시안 분포를 $CN(m, v)$ 로, 실수 가우시안 분포를 $N(m, v)$ 로 표시한다. 기지국의 안테나 배열에서 사용자 k 의 단일 수신 안테나까지의 채널 계수(channel coefficient)는 $\mathbf{h}_k = [h_{k,1}(t), h_{k,2}(t), \dots, h_{k,N_T}(t)]^T$ 로 표시되며, 이 때 $h_{k,i}(t), i=1, \dots, N_T$ 는 $CN(0, 1)$ 의 분포를 가진다. 따라서, OBF 시스템에서의 사용자 k 의

수신 신호는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$y_k(t) = h_{k,1}(t)w_1(t)x(t) + \dots + h_{k,N_s}(t)w_{N_s}(t)x(t) + n_k(t) = \mathbf{w}(t)\mathbf{h}_k(t)x(t) + n_k(t) \quad (1)$$

여기서 $n_k(t)$ 는 평균 0, 분산 σ_k^2 를 가지는 백색 가우시안 잡음을 나타낸다. 따라서, 사용자 k 의 실제 순시 채널 SNR은 다음과 같다.

$$\gamma_k = \frac{\mathbf{w}(t)\mathbf{h}_k(t)\mathbf{h}_k(t)^*\mathbf{w}(t)^* / \sigma_k^2}{\mathbf{w}(t)\mathbf{h}_k(t)\mathbf{h}_k(t)^*\mathbf{w}(t)^* \rho_k} \quad (2)$$

평균 신호 전력은 1로 정규화 되었다고 가정하였고, 따라서 사용자 k 의 평균 수신 SNR은 $\rho_k = 1/\sigma_k^2$ 로 표기된다. 만약 채널 추정이 완벽하고 채널에 오류가 없다면, 기지국의 PFS는 다음 기준에 따라 데이터를 전송할 사용자를 선택한다.

$$j = \operatorname{argmax}_k \frac{R_k(t)}{T_k(t)} \quad (3)$$

$R_k(t)$ 는 사용자 k 의 순시 전송률로, 식 (2)에서 나타난 실제 채널 SNR γ_k 에 의해 결정된다. 이론적으로는 $R_k(t) = \log(1 + \gamma_k)$ 의 값을 가지지만, 이산 AMC 집합이 적용되는 실제 시스템에서는 $R_k(t)$ 는 γ_k 에 의해 선택된 AMC 레벨의 전송률로 구해진다. $T_k(t)$ 는 시간 t 에서의 사용자 k 의 평균 수율로, 다음과 같은 갱신 과정을 거친다^[1].

$$T_k(t) = \begin{cases} \left(1 - \frac{1}{t_c}\right)T_k(t-1) + \frac{1}{t_c}R_k(t-1), & k=j \\ \left(1 - \frac{1}{t_c}\right)T_k(t-1), & k \neq j \end{cases} \quad (4)$$

지금까지의 모델링은 채널 추정이 완벽한 상황에 적합한 모델이다. 하지만 실제 시스템에서는 수신단에서의 채널 추정 오류가 순시 SNR 추정의 정확도에 영향을 미친다. [1]에서 언급했듯이 파일럿 신호도 랜덤 빔을 거쳐서 전송된다고 가정할때 사용자 k 가 추정한 추정 SNR은 다음과 같다.

$$\hat{\gamma}_k = \frac{(\mathbf{w}\mathbf{h}_k + \mathbf{e}_k)(\mathbf{h}_k^*\mathbf{w}^* + \mathbf{e}_k^*)\rho_k}{\mathbf{w}\mathbf{h}_k\mathbf{e}_k^* + \mathbf{e}_k\mathbf{h}_k^*\mathbf{w}^* + \mathbf{e}_k\mathbf{e}_k^*\rho_k} \quad (5)$$

편의상 시간 표시 t 는 생략되었으며, \mathbf{e}_k 는 오류 분산 $\sigma_{e,k}^2$ 를 가지는 $CN(0, \sigma_{e,k}^2)$ 분포의 채널 추정 오류를 나타낸다. 오류 분산의 복소 가우시안 분포 모

델링은 3, 4장에 걸쳐 사용되며, 이러한 모델링의 적합성은 5장에서 다루게 된다. 기지국과 사용자 모두 실제 채널 SNR γ_k 는 알지 못하기 때문에 식 (3)에서의 순시 전송률 R_k 는 실제 채널 SNR γ_k 가 아닌 추정 SNR $\hat{\gamma}_k$ 에 의해 결정된다. 따라서, $\hat{\gamma}_k$ 가 γ_k 보다 크게 추정된 경우는 채널을 통해 전송 가능한 AMC 레벨이 아닌 더 높은 전송률의 AMC 레벨이 선택되고 따라서 전송된 패킷은 손실이 불가피하다. 이러한 경우를 ‘아웃티지(outage)’라 부르며 이로 인해 수율 성능이 저하된다. 아웃티지는 수학적으로 $\hat{\gamma}_k - \gamma_k > 0$ 인 경우이며, 본 논문에서는 $\hat{\gamma}_k - \gamma_k$ 를 ‘추정 SNR 오류(estimation SNR error)’로 부른다.

III. 추정 SNR 오류의 확률 밀도 함수

본 장에서는 II장에서 정의한 추정 SNR 오류의 PDF를 유도한다. 이에 앞서 OBF는 기본적으로 PFS 기반으로 동작하기 때문에 보다 정확한 결과를 위해서는 PFS 를 포함한 PDF 를 유도해야 하지만, 이는 수학적으로 다루기 어렵다. 따라서, 다음 보조정리를 기반으로 PFS를 고려한 분석은 배제하도록 하겠다.

보조정리 1 [5] : Max SNR 스케줄러 (MSS: Max SNR Scheduler)는 다음과 같이 정의한다. 즉, 모든 사용자가 같은 SNR 분포를 가질 때, MSS는 다음 조건을 만족하는 사용자를 선택한다.

$$j = \operatorname{argmax}_k \{\gamma_k\} \quad (6)$$

이때, PFS와 MSS는 충분히 긴 t_c 에 대해서 동등하다(equivalent).

증명) 채널의 에르고딕(Ergodic) 가정하에서, T_k 는 윈도우 t_c 동안의 평균 수율을 의미한다. 만약 모든 사용자가 같은 SNR 분포를 가진다면, $t_c \rightarrow \infty$ 일 때 모든 사용자들의 T_k 가 동일한 값을 가지게 된다. 따라서, 식 (3)과 식(6)은 동일한 결과를 보인다.

위의 보조정리 1에 기반하여, 본 장에서의 수학적 분석은 PFS의 스케줄링 기준인 R_k/T_k 가 아닌 순시 SNR γ_k 이 기준이 될 것이다. 수식적 편의를 위해서 사용자 인덱스 k 는 소거되었다.

OBF기반 시스템의 특정 사용자의 실제 순시 SNR을 다시 생각해보자.

$$\gamma = \mathbf{w}\mathbf{h}^*\mathbf{w}^*\rho \quad (7)$$

따라서, 추정 SNR 오류 $z = \hat{\gamma} - \gamma$ 는 다음과 같다.

$$z = \hat{\gamma} - \gamma = (\mathbf{wh}^* + e\mathbf{h}^* + ee^*)\rho = u\rho \quad (8)$$

[2][3]에 의해서, \mathbf{wh} 는 $CN(0,1)$ 의 분포를 가짐이 알려져 있다. 따라서, 편의상 \mathbf{wh} 를 h 로 치환하여 쓰면, u 는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$u = he^* + eh^* + ee^* \quad (9)$$

식 (9)의 h 와 e 의 실수, 허수 부분을 각각 h_r, h_i, e_r, e_i 로 쓰면 다음 식으로 표현된다.

$$u = 2(h_r e_r + h_i e_i) + y \quad (10)$$

여기서, h_r 과 h_i 는 각각 $N(0,0.5)$ 의 분포를 가지고, e_r 과 e_i 는 각각 $N(0, \sigma_e^2)$ 의 분포를 가진다. $y = e_r^2 + e_i^2$ 이고, 지수 분포를 가지므로 y 는 다음의 PDF 를 가진다.

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sigma_e^2} e^{-y/\sigma_e^2} \quad (11)$$

편의를 위해 $h_r e_r$ 를 $\delta\omega$, $h_i e_i$ 를 ω 로 표시하면, δ 의 PDF는 다음을 통해 계산 가능하다^[8].

$$f_{\Delta}(\delta) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|\omega|} f_{\omega\beta}\left(\omega, \frac{\delta}{\omega}\right) d\omega \quad (12)$$

여기서, $\beta = \delta/\omega$ 이다. ω 와 β 가 서로 독립적이기 때문에, ω 와 β 의 JPDF(Joint-PDF)는 각각의 PDF의 곱이다. 따라서 다음이 성립한다.

$$f_{\omega\beta}(\omega, \delta/\omega) = \frac{1}{2\pi ab} e^{-\frac{\omega^2}{2a^2} - \frac{\delta^2}{2b^2\omega^2}} \quad (13)$$

$a = 1/\sqrt{2}$, $b = \sigma_e/\sqrt{2}$ 로 각각 ω 와 β 의 분산을 가리킨다. 따라서, 식 (12)는 다음과 같다.

$$f_{\Delta}(\delta) = \frac{1}{\pi ab} \int_0^{\infty} \frac{1}{\omega} e^{-\frac{\omega^2}{2a^2} - \frac{\delta^2}{2b^2\omega^2}} d\omega \quad (14)$$

식 (14)를 계산하기 위해 다음의 등식을 도입한다^[9].

$$\int_0^{\infty} x^{\nu-1} e^{-\mu x^p - \theta x^{-p}} dx \quad (15)$$

$$= \frac{2}{p} \left(\frac{\theta}{\mu}\right)^{\frac{\nu}{2p}} K_{\nu} \left(2\sqrt{\mu\theta}\right)$$

여기서, $K_q(\cdot)$ 는 이중 q 차 수정된 베셀 함수(the q th order modified Bessel function of second kind)이다. 따라서,

$$\int_0^{\infty} \frac{1}{\omega} \exp\left(-\frac{\omega^2}{2a^2} - \frac{\delta^2}{2b^2\omega^2}\right) d\omega = K_0\left(\frac{|\delta|}{ab}\right) \quad (16)$$

로 구해진다. δ 의 PDF인 (12)번 식은 a 와 b 의 실제 값을 대입하면 다음과 같이 주어진다.

$$f_{\Delta}(\delta) = \frac{1}{\pi ab} K_0\left(\frac{|\delta|}{ab}\right) = \frac{2}{\pi\sigma_e} K_0\left(\frac{2|\delta|}{\sigma_e}\right) \quad (17)$$

$h_r e_r$ 과 $h_i e_i$ 가 같은 PDF 를 가지므로, (17)번 식은 $h_r e_r$ 과 $h_i e_i$ 에 동일하게 적용된다. 다음 단계로, $h_r e_r + h_i e_i$ 의 PDF를 구해야 한다. 수학적 편의를 위해 다시 $\lambda = h_r e_r$, $\mu = h_i e_i$ 로 정의하자. $\theta = \lambda + \mu$ 의 PDF는 다음 공식을 통해 유도할 수 있다^[6].

$$f_{\theta}(\theta) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{\lambda}(\theta - \mu) f_{\mu}(\mu) d\mu \quad (18)$$

하지만, (14)번 식에서 볼 수 있듯이, λ 와 μ 는 모두 베셀 함수의 형태를 지닌다. (18)번 식은 두 베셀 함수의 컨벌루션(Convolution) 형태인데, 저자들이 조사한 바로는 아직까지 두 베셀 함수의 곱의 적분 형태의 일반식은 알려져 있지 않다. 따라서, 컨벌루션의 주파수 곱 성질을 이용하여 (18)번 식을 주파수 차원으로 변형한 후 곱하는 방식으로 유도한다. 먼저, λ 의 특성 함수(Characteristic function)은 다음과 같이 주어진다.

$$F_{\lambda}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{\lambda}(\lambda) e^{-2\pi f\lambda} d\lambda \quad (19)$$

$$= \frac{2}{\pi\sigma_e} \int_{-\infty}^{\infty} K_0\left(\frac{2|\lambda|}{\sigma_e}\right) \cos(2\pi f\lambda) d\lambda$$

(19)번 식의 계산을 위해 다음 등식을 도입한다^[7].

$$\int_0^{\infty} K_{\nu}(ax) \cos(bx) dx \quad (20)$$

$$= \frac{\pi}{4} (b^2 + a^2)^{-\frac{1}{2}} \sec\left(\frac{\nu\pi}{2}\right)$$

$$\times \left\{ a^{-\nu} \left[b + (b^2 + a^2)^{\frac{1}{2}} \right]^{\nu} + a^{\nu} \left[b + (b^2 + a^2)^{\frac{1}{2}} \right]^{-\nu} \right\}$$

따라서, (19)번 식은 다음과 같이 풀린다.

$$F_{\lambda}(f) = \frac{2}{\sigma_e} \left(4\pi^2 f^2 + \frac{4}{\sigma_e^2}\right)^{-\frac{1}{2}} \quad (21)$$

μ 와 λ 가 같은 PDF를 가지고 있으므로, θ 의 특성함수는 (21) 식의 제곱으로 표현된다.

$$F_{\theta}(f) = \frac{4}{\sigma_e^2} \left(4\pi^2 f^2 + \frac{4}{\sigma_e^2} \right)^{-1} \quad (22)$$

따라서, (22)에 역 푸리에 변환을 적용하면 θ 의 PDF를 유도할 수 있다.

$$f_{\theta}(\theta) = \frac{4}{\sigma_e^2} \int_{-\infty}^{\infty} \left(4\pi^2 f^2 + \frac{4}{\sigma_e^2} \right)^{-1} \cos(2\pi f\theta) df \quad (23)$$

위의 식을 풀기 위해서는 등식 $\int_0^{\infty} \frac{\cos(ax)}{\beta^2 + x^2} dx = \frac{\pi}{2\beta} e^{-a\beta}$ 를 사용한다^[7]. 따라서, θ 의 PDF는

$$f_{\theta}(\theta) = \frac{1}{\sigma_e} e^{-\frac{2|\theta|}{\sigma_e}} \quad (24)$$

로 주어진다. θ 에 절대값 기호가 적용된 것은 $\cos(2\pi f\theta)$ 가 우함수(even function)이기 때문이다.

다시 식 (10)을 살펴보면,

$$u = 2(h_r e_r + h_i e_i) + y = 2\theta + y \quad (25)$$

이다. $w = 2\theta$ 로 정하면, w 의 PDF는 다음과 같이 쉽게 구해진다.

$$f_w(w) = \frac{1}{2\sigma_e} e^{-\frac{|w|}{\sigma_e}} \quad (26)$$

따라서, u 의 PDF를 구하기 위한 마지막 단계는 $w+y$ 의 PDF를 구하는 것이다. 하지만, w 와 y 는 서로 독립적이지 않다. 실제로, 가우시안 분포를 제외 하면 독립적이지 않은 두 랜덤 변수의 JPDF를 구하는 방식은 알려져있지 않기 때문에^[6], u 의 정확한 형태의 PDF는 구할 수 없다. 하지만, 본 논문에서는 일단 w 와 y 가 독립적이라고 가정된 상태에서 PDF를 구한다. 본 논문에서는 최종적으로는 1차와 2차 통계량인 평균과 분산을 이용하게 되는데, 독립적이지 않은 두 랜덤변수를 독립적으로 가정하고 1,2차 통계량등을 수학적으로 유도했을 때 실제 값과 큰 오차가 발생하지 않은 경우는 기존 연구에서도 찾아볼 수 있다^[11].

w 와 y 가 독립적이라고 가정했으므로, u 의 PDF는 다음의 공식으로 구할 수 있다^[6].

$$f_U(u) = \frac{1}{2\sigma_e^3} \int_0^{\infty} e^{-\frac{|u-y|}{\sigma_e}} e^{-y/\sigma_e^2} dy \quad (27)$$

(27)식은 $u > 0$ 인 경우 다음과 같이 풀린다.

$$f_U(u) = \frac{1}{2(\sigma_e^2 - \sigma_e)} \left(e^{-\frac{u}{\sigma_e^2}} - e^{-\frac{u}{\sigma_e}} \right) + \frac{1}{2(\sigma_e^2 + \sigma_e)} e^{-\frac{u}{\sigma_e^2}}, \quad u > 0 \quad (28)$$

따라서, 최종적으로 평균 SNR 까지 고려된 z 의 PDF는 다음과 같다.

$$f_Z(z) = \frac{1}{2\rho(\sigma_e^2 - \sigma_e)} \left(e^{-\frac{z}{\rho\sigma_e^2}} - e^{-\frac{z}{\rho\sigma_e}} \right) + \frac{1}{2\rho(\sigma_e^2 + \sigma_e)} e^{-\frac{z}{\rho\sigma_e^2}}, \quad z > 0 \quad (29)$$

마찬가지로, $z < 0$ 인 경우의 PDF는 다음과 같다.

$$f_Z(z) = \frac{1}{2\rho(\sigma_e^2 + \sigma_e)} e^{\frac{z}{\rho\sigma_e}}, \quad z < 0 \quad (30)$$

그림 1과 2는 식 (29), (30)의 PDF의 이론값과 식 (5)를 실제로 발생시켜 비교한 그래프이다. 그림 1의 수신 SNR은 -10dB 로 가정하였고, 2의 경우는 5dB이다. 송신단 안테나는 2개로 가정하였다. V장에서 언급하겠지만, LSE 를 사용하는 경우 수신단에서의 채널 추정 오류 분산은 다음 식과 같이 주어진다.

$$\sigma_{LSE}^2 = \frac{N_T}{\rho} \quad (31)$$

식 (5)의 가우시안 모델링 된 채널 추정 오류 e 를 발생시킬 때는 식 (31)의 분산을 적용하였다. 앞서 식 (27)을 유도하기 위해서 독립성을 가정하였기 때문에, PDF가 실험치와 이론치가 정확히 일치하지는 않는다. 하지만, 채널 추정 오류 문제가 더욱 심각해지는 낮은 SNR의 경우(이 경우 -10dB) 실험치와 이론치의 대체적인 경향이 일치함을 알 수 있다.

이번에는 PDF 자체가 아닌 1차와 2차 모멘트(Moment)를 살펴보겠다. 식 (29)와 (30)을 이용하면 다음과 같이 평균과 분산을 구할 수 있다.

$$E[z] = \rho\sigma_e^2 \quad (32)$$

$$Var[z] = \rho^2(\sigma_e^4 + 2\sigma_e^2)$$

그림 3과 4는 마찬가지로 LSE 채널 추정기의 오류 분산을 적용했을 때의 수신 SNR에 따른 추정

SNR 오류의 평균과 분산의 실험치와 이론치가 일치함을 알 수 있다. 한가지 유의할 점은 위의 평균과 분산은 평균 수신 SNR이 곱해진 순시 SNR을 다루므로, SNR이 커짐에 따라 분산의 값이 커진다. 순수하게 채널 추정 오류 분산의 영향을 보기 위해서는 식 (32)의 분산에서 평균 수신 SNR 부분을 제외하면 된다. 본 논문에서 제안하는 보수적 링크 적응 방식에는 PDF 자체가 아닌, 분산이 사용된다.

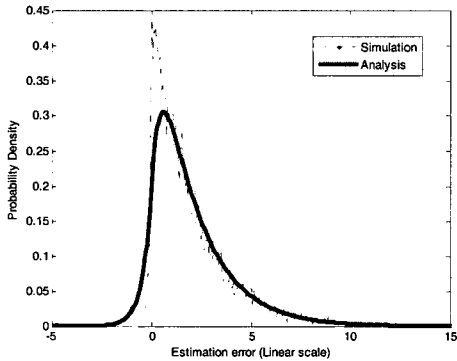


그림 1. 추정오류의 실험적 PDF와 이론적 PDF의 비교 (SNR=-10dB)

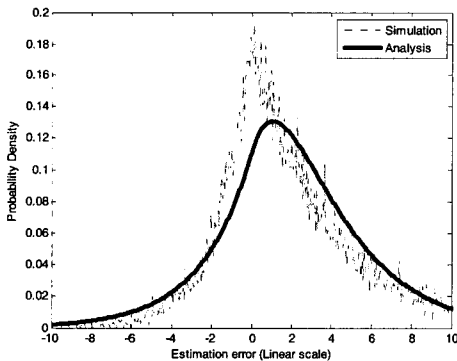


그림 2. 추정오류의 실험적 PDF와 이론적 PDF의 비교 (SNR=5dB)

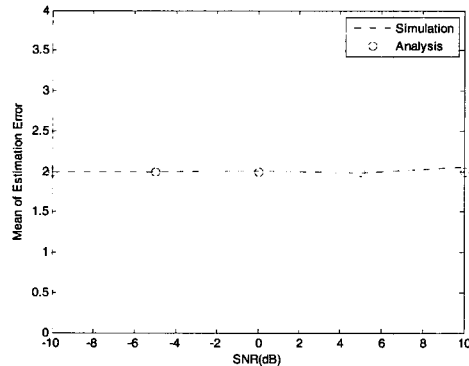


그림 3. 추정 오류의 실험적 평균과 이론적 평균의 비교

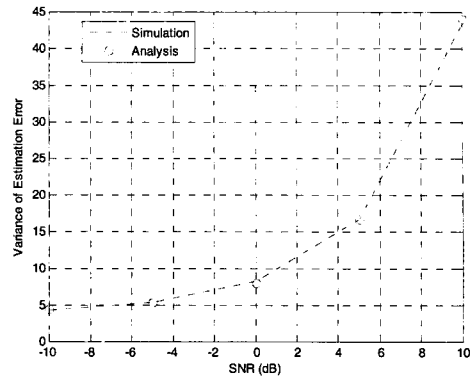


그림 4. 추정 오류의 실험적 분산과 이론적 분산의 비교

IV. 보수적 링크 적응

II장에서 언급한 바와 같이, 채널 추정 오류로 인한 아웃티지는 시스템의 수율을 감소시킨다. 본 장에서는 아웃티지에 의한 성능 저하를 줄이기 위해 추정된 SNR을 보수적 인자를 이용해 감소시키는 보수적 링크 적응(Conservative Link Adaptation)기법을 제안한다. 직관적으로, 보수적 인자는 채널 추정 오류에 의해 결정될 것으로 기대된다. 즉, 채널 추정 오류가 클수록 SNR의 추정치가 더욱 부정확해지므로 아웃티지를 줄이기 위한 SNR의 감소량이 커져야 할 것이다. 이 기법은 채널 추정 오류의 영향을 줄이기 위해 방어적, 또는 보수적 방식을 사용하기 때문에 ‘보수적 링크 적응’이라 부른다.

식 (8)에 의해서, 추정된 SNR을 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\hat{\gamma} = \gamma + z \tag{33}$$

이때 보수적 인자 $\alpha (\leq 1)$ 를 도입하여 추정 SNR에 곱하게 되면, 실제 채널 SNR과 α 를 곱한 추정 SNR의 차이는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \alpha \hat{\gamma} &= \alpha \gamma + \alpha z \\ \therefore \gamma - \alpha \hat{\gamma} &= (1 - \alpha) \gamma - \alpha z \end{aligned} \tag{34}$$

아웃티지의 경우를 고려하기 위해, $z > 0$ 을 가정한다. 따라서, 식 (34)의 절대값은 삼각 부등식(Triangle inequality)를 사용하여 다음과 같이 풀린다.

$$\begin{aligned} |\gamma - \alpha \hat{\gamma}| &= |(1 - \alpha) \gamma - \alpha z| \\ &\leq (1 - \alpha) \gamma + \alpha z \\ &= |\gamma - \alpha \hat{\gamma}|_{upper} \end{aligned} \tag{35}$$

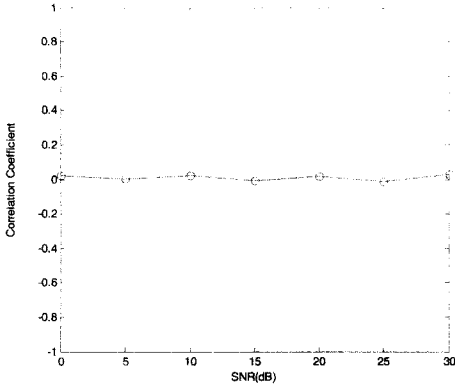


그림 5. γ 와 z 값의 SNR에 따른 상관계수

여기서, $|\gamma - \alpha\hat{\gamma}|$ 의 가능한 최대값을 $|\gamma - \alpha\hat{\gamma}|_{upper}$ 라고 한다. 채널 추정 오류가 있는 상황에서 시스템 수율을 최대화 하는 최적의 보수적 인자를 찾는 문제는 다루기 쉽지 않다. 따라서 최적의 보수적 인자를 찾는 최적화 문제는 향후 연구할 가치가 있을 것으로 판단된다. 대신에 본 논문에서는 위 식 (35)의 $|\gamma - \alpha\hat{\gamma}|_{upper}$ 의 분산을 최소화 하는 성능 기준을 바탕으로 보수적 인자를 유도하였다.

$|\gamma - \alpha\hat{\gamma}|_{upper}$ 의 분산은 다음 식과 같다.

$$Var[|\gamma - \alpha\hat{\gamma}|_{upper}] = (1 - \alpha)^2 Var[\gamma] + \alpha^2 Var[z] + f(\alpha, Cov(\gamma, z)) \quad (36)$$

여기서, $Cov(\gamma, z)$ 는 γ 와 z 의 공분산을 나타내고 $f(\alpha, Cov(\gamma, z))$ 는 공분산과 α 값에 의존하는 값이다⁶⁾. 실제로 $Cov(\gamma, z)$ 값을 수식적으로 구하는 것은 대단히 어려운 일이지만, 컴퓨터 실험을 통해 $f(\alpha, Cov(\gamma, z))$ 값이 거의 0에 근접한다는 것을 쉽게 확인할 수 있다. 그림 5에서는 γ 와 z 의 상관계수 (correlation coefficient)가 SNR에 관계없이 0에 근접함을 보여준다. 따라서,

$$Var[|\gamma - \alpha\hat{\gamma}|_{upper}] \approx (1 - \alpha)^2 Var[\gamma] + \alpha^2 Var[z] \quad (37)$$

임을 쉽게 알 수 있다. 식 (37)을 최소화 하는 α 는 식 (32)를 사용해서 다음 문제를 풀면 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \alpha &= \arg \min_{\alpha} [(1 - \alpha)^2 Var[\gamma] + \alpha^2 Var[z]] \\ &= \arg \min_{\alpha} [(1 - \alpha)^2 \rho^2 + \alpha^2 \rho^2 (\sigma_e^2 + 2\sigma_e^2)] \end{aligned} \quad (38)$$

따라서, 각 사용자 k 의 채널 추정 오류 분산이 $\sigma_{e,k}^2$

으로 주어져 있을 때, 추정된 SNR을 감소시키기 위해 필요한 보수적 인자는 최종적으로 다음과 같이 결정된다.

$$\alpha_k = \frac{1}{(\sigma_{e,k}^2 + 1)^2} \quad (39)$$

식 (39)에 의해 채널 추정 오류 분산이 큰 경우 α_k 의 값이 작아지게 되고, SNR이 더 많이 감소됨을 알 수 있다. 이는 본 장의 맨 앞에서 언급한 직관적인 고찰과도 부합하는 결과이다.

V. 최소 자승 채널 추정기의 적용

IV장까지의 내용에서는 채널 추정 오류를 오류 분산 σ_e^2 을 가지는 복소 가우시안 랜덤 변수로 모델링 했다. 본 장에서는 최소 자승 채널 추정기(LSE: Least Square Estimator)를 적용하여 앞서 가정한 채널 추정 오류 모델링의 적합성을 살펴본다.

채널 추정기의 적용을 위해서, 사용자 k 의 수신 신호를 다시 정의한다. 앞서 식 (1)의 모델링은 송신 신호의 형태를 고려하지 않은 경우이지만, 채널 추정기 적용을 위해서는 파일럿 신호 모델링이 필요하므로 N 심볼 구간동안의 수신 신호 모델로 다시 정의한다. N 구간동안은 채널은 변하지 않는다고 가정하였다. 이에 기반한 수신 신호 모델링은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_k &= [h_{k,1} h_{k,2} \dots h_{k,N_T}] \\ &\times \begin{bmatrix} w_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_2 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & w_3 & 0 \\ 0 & \dots & 0 & w_4 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \dots & p_{1,N} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \dots & p_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ p_{N_T,1} & p_{N_T,2} & \dots & p_{N_T,N} \end{bmatrix} \\ &+ [n_{k,1} n_{k,2} \dots n_{k,N_T}] \\ &= \mathbf{h}_k^T \mathbf{W} \mathbf{P} + \mathbf{n}_k \end{aligned} \quad (40)$$

여기에서 \mathbf{h}_k 는 사용자 k 의 $N_T \times 1$ 안테나 채널 계수이고, N 심볼 구간동안 변하지 않는다. \mathbf{W} 는 2장에서 모델링 한 랜덤 빔 벡터 \mathbf{w} 를 파일럿 신호를 적용하기 쉽도록 변형한 $N_T \times N_T$ 대각 행렬 형태이다. \mathbf{n}_k 는 $1 \times N_T$ 복소 가우시안 잡음 벡터로 평균 0, 분산 1을 가지는 원소들로 이루어져있다. \mathbf{P} 는 $N_T \times N$ 의 파일럿 심볼 행렬이다. 본 논문에서는 편의를 위해서 $N = N_T$ 로 가정하였다. $\mathbf{h}_{eff,k} = \mathbf{h}_k^T \mathbf{W}$ 로 가정하면, 식 (40)은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{h}_{eff,k} \mathbf{P} + \mathbf{n}_k \quad (41)$$

본 논문에서 $\mathbf{h}_{eff,k}$ 를 추정하기 위해 적용한 채널 추정기는 간단하게 LSE 에 국한시켜 살펴보겠다. LSE를 위한 최적의 파일럿 심볼 구조는 각 안테나 별로 서로 직교인 파일럿 신호를 전송하는 것이다^[8]. 파일럿 신호를 위해 BPSK 변조가 사용되었다고 가정하면, 파일럿 심볼 행렬은 다음과 같다.

$$\mathbf{P} = \sqrt{\rho_k/N_T} \mathbf{H}_D \quad (42)$$

여기서, \mathbf{H}_D 는 $N_T \times N_T$ 하다마드 행렬(Hadamard Matrix)이다. LSE를 사용하면 식 (41)의 $\mathbf{h}_{eff,k}$ 는 다음과 같이 추정된다.

$$\hat{\mathbf{h}}_{eff,k} = \mathbf{y}_k \mathbf{P}^{-1} \quad (43)$$

따라서, 채널 추정 오류 분산 $\sigma_{e,k}^2$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \sigma_{e,k}^2 &= \sigma_{LS,e,k}^2 = E\left\{ \|\mathbf{h}_{eff,k} - \hat{\mathbf{h}}_{eff,k}\|_F^2 \right\} \\ &= tr\{(\mathbf{P}\mathbf{P}^*)^{-1}\} = \frac{N_T}{\rho_k} \end{aligned} \quad (44)$$

$\|\cdot\|_F^2$ 은 행렬이나 벡터의 프로베니우스 놈(Frobenius Norm)의 제곱이다. 식 (44)의 결과는 이미 식 (31)에서 언급한바 있다. 따라서, LSE를 사용하여 추정된 순시 채널 SNR 은 다음과 같다.

$$\hat{\gamma}_{LS,k} = \sum_{i=1}^{N_T} \hat{\mathbf{h}}_{eff,k,i} \left(\sum_{i=1}^{N_T} \hat{\mathbf{h}}_{eff,k,i} \right)^* \rho_k \quad (45)$$

또한, 실제 채널 SNR도 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\gamma_{LS,k} = \sum_{i=1}^{N_T} \mathbf{h}_{eff,k,i} \left(\sum_{i=1}^{N_T} \mathbf{h}_{eff,k,i} \right)^* \rho_k \quad (46)$$

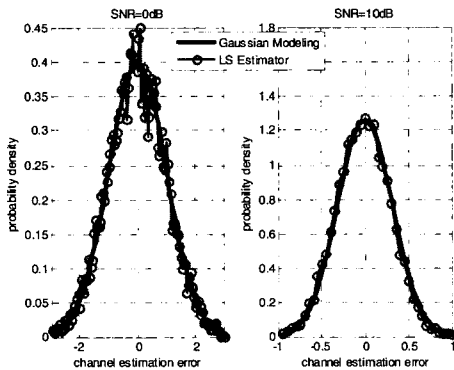


그림 6. 가우시안 모델링과 LSE의 채널 추정 오류의 PDF 비교

이때, 식 (45)와 (46)에서 $\mathbf{h}_{eff,k,i}$ 또는 $\hat{\mathbf{h}}_{eff,k,i}$ 는 $\mathbf{h}_{eff,k}$ 또는 $\hat{\mathbf{h}}_{eff,k}$ 의 i 번째 원소를 나타낸다.

2장에서 사용한 추정 오류가 존재할 때의 수신 SNR 모델링을 다시 살펴보면 다음과 같다.

$$\hat{\gamma}_k = (\mathbf{w}\mathbf{h}_k + e_k)(\mathbf{h}_k^* \mathbf{w}^* + e_k^*) \rho_k \quad (47)$$

따라서, 식 (45)와 (47)을 비교하기 위해서는 다음의 등식이 성립하는지 확인하면 된다.

$$\sum_{i=1}^{N_T} \hat{\mathbf{h}}_{eff,k,i} - \sum_{i=1}^{N_T} \mathbf{h}_{eff,k,i} = e_k \quad (48)$$

그림 6은 식 (48)을 확인하기 위해, (48)의 좌변과 우변의 실수 부분을 발생시켜 비교한 그림이다. LSE는 각각 0dB과 10dB SNR에서 수행되었다. 그림에서 볼 수 있듯이, 식 (48)이 잘 성립함을 볼 수 있으며 그로 인해 식 (5)의 채널 추정 오류의 가우시안 모델링이 적절함을 확인할 수 있고, 따라서 가우시안 모델링에 의해 유도된 식 (39)의 결과가 타당함을 알 수 있다.

VI. 시뮬레이션 결과

실험을 위한 가정은 다음과 같다. 먼저 각 사용자 k 의 평균 수신 SNR ρ_k 는 완벽히 추정된다고 가정하고, 순시 SNR 궤환을 위한 궤환 채널은 오류가 없다고 가정한다. 따라서, 각 사용자는 보수적인 α_k 를 정확히 계산할 수 있다. H-ARQ(Hybrid-ARQ)같은 오류 보상 기술은 사용하지 않는다고 가정한다.

그림 7은 본 논문에서 사용된 AMC 레벨의 패킷 오류율(PER: Packet Error Rate)를 보여준다. AMC에 사용된 채널 코드는 부정규 연결 지그재그 코드^[9]이지만 다른 형태의 채널 코딩이나 변조 방식도 제한없이 적용될 수 있다. 변조와 코딩 집합이 정해지면, 각 사용자 k 의 수율은 다음과 같이 결정된다.

$$I_k = R_k (1 - PER_k) \quad (49)$$

여기서 R_k 는 사용자 k 의 채널 상황에 따라 결정된 AMC 레벨의 전송률로, 단위는 bps/Hz이다. 2장에서 언급했듯이 R_k 를 결정하는 기준은 실제 채널 SNR이 아닌 추정 SNR에 의존한다. 반면 해당 AMC 레벨의 패킷 오류율 PER_k 는 사용자 k 의 실제 채널 SNR에 따라 결정된다.

그림 8은 식 (49)를 이용해서 구한 사용자 수에 따른 평균 수율(또는 합 전송률) 성능이다. OBF가 PFS와 함께 동작하고 있으며, 각 사용자의 채널을 변하지 않는다고 가정한다. 따라서, OBF의 랜덤 변에 의해서만 다중 사용자 다이버시티 효과를 얻는다. 기지국 송신 안테나는 두 개이고, 각 사용자들은 하나의 수신 안테나를 가지고 있다. 각 사용자의 평균 수신 SNR은 -5dB 에서 10dB 까지 균등 분포 (Uniform Distribution)을 가진다고 가정되었다. 따라서, 사용자가 많아질수록 상대적으로 평균 수신 SNR 이 낮은 사용자들이 많아지는, 즉 채널 추정 오류가 큰 사용자의 수가 늘어나는 상황이다. 가장 성능이 좋은 곡선은 이상적인 경우로 채널 추정이 완벽해서 선택된 AMC 레벨이 수율 손실 없이 전송되는 상황이다. 가장 성능이 나쁜 곡선은 채널 추정 오류가 존재해서, 잘못 추정된 SNR로 결정된 AMC레벨로 전송한 경우이다. 이 경우 아웃티지 현상 때문에 식 (49)에서의 PER_k 가 상승하게 되고, 따라서 평균 수율 성능이 저하된다. 실제로 32명의 사용자가 존재할 때, 이상적인 경우의 25% 정도까지 성능이 저하됨을 볼 수 있다. 반면, 제안한 보수적 링크 적응을 적용한 경우 이상적 성능의 70%정도까지 성능이 향상됨을 볼 수 있다. 또한 앞서 수학적 분석을 위해 도입한 가우시안 모델링과 실제 LSE를 적용한 성능을 동시에 도시했는데, 5장에서의 결론과 같이 모델링과 LSE의 성능이 일치함을 알 수 있다.

보수적 링크 적응 방식은 각 사용자가 추정한 순시 SNR을 직접적으로 변화시키기 때문에 식 (3)과 (49)에서 볼 수 있는 스케줄링에 필요한 순시 전송률 R_k 에도 영향을 준다. 따라서, (3)에서와 같은 스케줄링 기준이 변화하게 된다. 따라서 PFS를 적용한 OBF 시스템의 공평성(Fairness)이 제안한 방식에 의해 영향을 받는지 확인하는 것이 필수적이다. 그림9는 이상적인 채널 추정의 경우와 채널 추정 오류가 존재할 때 보수적 링크 적응이 적용된 상태에서의 공평성을 비교한다. 시스템에는 총 16명의 사용자가 존재하며, 공평성 기준(Fairness Criterion)은 각 사용자의 순시 수율을 전체 사용자의 평균 수율로 나눈 값으로 정의한다. 3GPP2 성능 평가 기준(Evaluation Methodology)^[10]에 따르면, 공평성 기준의 CDF가 원점에서 (0.5,0.5)의 점을 잇는 직선의 오른쪽에 있는 경우 공평성을 보장한다고 정의하고 있다. 그림에서 보수적 링크 적응 방식은 이

상적인 경우와 동일한 공평성을 보이며 모두 공평성 보장 기준을 만족함을 볼 수 있다. 따라서, 보수적 링크 적응 방식은 PFS의 공평성을 손상시키지 않는다.

VII. 결론

본 논문에서는 비례적 공정 스케줄러가 적용된 기회적 빔포밍 시스템에서 수신단 채널 추정 오류가 존재할 때의 평균 수율 성능 저하를 줄이기 위해 보수적 링크 적응 방식을 제안하였다. 이는 수신단에서 추정된 순시 SNR을 각 사용자의 채널 추정 성능에 기반하여 인위적으로 감소시킴으로써, 부정확한 추정 SNR이 실제 채널 SNR을 상회할 경우 발생하는 AMC 링크 적응의 성능 저하를 방지하는 방식이다. 이를 위하여, 추정 SNR과 실제 채널 SNR의 차이를 새로운 랜덤 변수로 정의하고 그 PDF를 분석하여, 감소된 추정 SNR과 실제 SNR의 차이의 최대값의 분산을 최소화하는 보수적 인자를

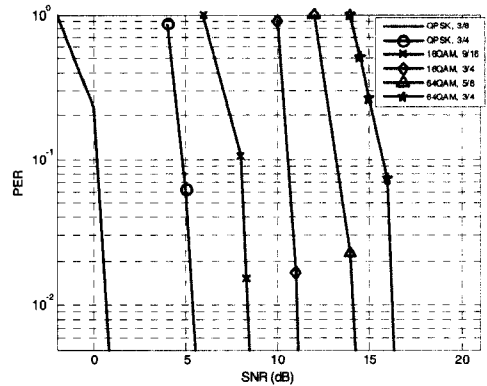


그림 7. 논문에서 사용된 AMC 레벨들의 패킷 오류율 성능

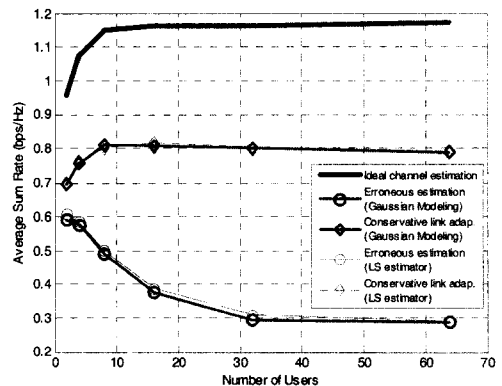


그림 8. 정적 채널(Static channel) 환경의 OBF-PFS 시스템에서 제안된 기법의 평균 수율 성능 (2개의 송신안테나, 1개의 수신안테나 가정)

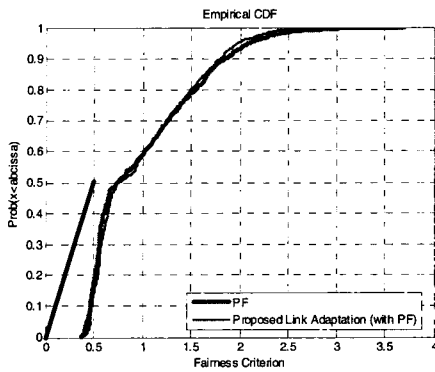


그림 9. 16명의 사용자가 존재할 때 이상적인 경우와 제안된 기법의 수율 공평성

유도하였다. 또한, 이 과정에서 도입된 가우시안 모델링이 실제 채널 추정기를 적용한 경우와 같은 결과를 보임을 확인하였다. 실험 결과 제안된 방식은 PFS의 공평성을 유지하면서 채널 추정 오류가 있는 경우 이상적 경우의 25%까지 저하된 성능을 70%까지 향상시킴을 볼 수 있었다. 본 논문에서는 채널 추정 오류의 상황만 가정하였지만 향후 연구에서는 채널 추정 뿐만 아니라 제한 채널의 시간 지연 문제, 추정 SNR의 양자화 문제 등 보다 실제적인 관점의 가정을 추가하여 성능을 분석하고 이를 해결하기 위한 기법을 제안할 것이다.

참 고 문 헌

[1] P. Viswanath, D. N. C. Tse, and R. Laroia, "Opportunistic beamforming using dumb antennas," *IEEE Trans. Inf. Theory*, Vol.48, No.6, pp. 1277-1294, June, 2002.

[2] R. Bosisio, J. L. Vicario, C. Anton-Haro, and U. Spagnolini, "The effect of imperfect feedback on broadcast opportunistic beamforming schemes," *Proc. European Wireless 2006*, 2006

[3] A. Vakili, A. F. Dana, B. Hassibi, "On the throughput of opportunistic beamforming with imperfect CSI," *ACM IWCMC*, 2007.

[4] T. L. Marzetta, and B. M. Hochwald, "Capacity of a Mobile Multiple-Antenna Communication Link in Rayleigh Flat Fading," *IEEE Trans. Inf. Theory*, Vol.45, No.1, pp.139-157, Jan., 1999.

[5] D. Gesbert and M.-S. Alouini, "How much feedback is multi-user diversity really worth?," *ICC 2004*, 2004.

[6] A. Papoulis and S. U. Pillai, "Probability,

Random Variables and Stochastic Processes," 4th Edition, McGraw Hill, 2002.

[7] I. S. Gradsbteyn and I. M. Ryzbik, "Table of Integrals, Series, and Products," 6th Edition, Academic Press, 2000.

[8] M. Biguesh, and A. B. Gershman, "MIMO Channel Estimation : Optimal Training and Tradeoffs Between Estimation Techniques," *ICC 2004*, 2004.

[9] S. N. Hong and D. J. Shin, "Design of irregular concatenated zigzag codes," *IEEE ISIT*, 2005.

[10] 3GPP2, "cdma2000 Evaluation Methodology," 3GPP2 C. R1002-0, ver.1.0, Dec., 2004.

[11] W. Choi, A. Forenza, J. G. Andrwes, and R. W. Heath, "Opportunistic Space-Division Multiple Access With Beam Selection," *IEEE Transactions on Communications*, Vol.55, No.12, pp.2371-2380, Dec., 2007.

[12] Y. Kim, and D. K. Kim, "Performance Improvement of Opportunistic Beamforming with Conservative Link Adaptation," *IEEE MILCOM 2006*, 2006.

김 요 한 (Yohan Kim)

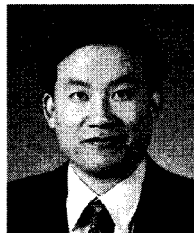
정회원



2002년 2월 연세대학교 기계전자공학부 졸업
 2004년 2월 연세대학교 전기전자공학과 석사
 2004년 3월~현재 연세대학교 전기전자공학과 박사과정
 <관심분야> 정보이론, 다중사용자 MIMO 시스템

김 동 구 (Dong Ku Kim)

정회원



1983년 2월 한국항공대학교 통신공학과 졸업
 1985년 U.S.C. Dept. of Electrical Engineering 석사
 1992년 U.S.C. Dept. of Electrical Engineering 박사
 1999년~현재 연세대학교 공과대학 전기전자공학과 교수

<관심분야> CDMA 이동통신, 다중접속 기술, 변조 및 채널 부호화 기술, 스케줄링/MAC 기술, 순방향링크 빔성형 기술 및 MIMO 기술, UWB, Binary CDMA