

피드 별 파워 제약 기반 위성 빔 형성 최적화

최은성, 최진석
한국과학기술원

{es.choi, jinseok}@kaist.ac.kr

Per-feed Power-constrained Satellite Beamforming Optimization

Eunsung Choi and Jinseok Choi
KAIST

요약

본 논문에서는 다수의 유저 터미널과 다수의 도청자가 존재하는 다운링크 위성 통신 시스템에서 피드 별 파워 제약 조건을 고려하여 인공 노이즈 (AN)을 기반으로 하는 보안 프리코딩 기법을 제안한다. 고려하는 시스템에서 총 보안 유지율의 최적화 문제를 정의하고, 제약조건에 대해 라그랑주 승수 기법을 적용한다. 또한 최적화 문제의 non-smoothness를 해결하기 위해 다룰 수 있는 형태로 근사한다. 그 후 제안된 알고리즘을 통해 최적화된 프리코더와 인공 노이즈를 계산한다. 제안된 알고리즘은 기존 기법들과 비교하였을 때 다양한 환경에서 높은 보안 유지율을 달성한다.

I. 서론

차세대 통신 시스템에서, 위성 통신은 무선 통신 시스템에서의 중심에서 많은 관심을 받고 있다. DVB-S2X와 같은 위성 통신 시스템과 함께, 위성 통신은 높은 채널 코딩 이득을 달성하기 위해 각 스팟 빔에 단일 코딩된 프레임을 방식을 사용하고 있다. 이러한 위성 시스템에서는 단일 프레임에 단일 프리코더가 적용되며, 동일한 스팟 빔 내의 여러 사용자가 동일한 프레임과 프리코더를 공유한다. 따라서 본 논문에서는 다중그룹 멀티캐스트 시나리오를 채택한다. 즉, 각 메시지는 사용자 그룹을 대상으로 한다. 위성 시스템의 실적용을 위해서는, 위성의 보안과 하드웨어 제약을 고려하는 것이 필수적이다. 따라서 우리는 피드 별 파워 제약을 기반으로 물리계층보안을 통해 보안 프리코딩과 인공 노이즈 (AN) 기법을 활용하여 위성 시스템의 보안 유지율을 최대화하는 프레임워크를 제안한다.

II. 본론

본 논문에서는 다운링크 다중그룹 멀티캐스트 시나리오를 고려하며 N 개의 피드를 가진 위성이 프리코딩을 통해 K 개의 빔을 형성하여 심볼을 전송하고, 각 빔에는 Q 개의 유저터미널(UT)이 존재한다. 또한 M 명의 단일 안테나 도청자가 위성 신호의 도청을 시도한다. k 번째 빔의 q 번째 UT의 채널 벡터는 $\mathbf{h}_{k,q} = \mathbf{b}_{k,q} \circ \mathbf{r}_{k,q} \circ \exp(j\phi_{k,q}) \in \mathbb{C}^N$ 이며, 채널 행렬은 $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N \times KQ}$ 이다 [1]. 여기서 $\mathbf{b}_{k,q}$ 는 자유공간 손실벡터, $\mathbf{r}_{k,q}$ 는 비의 감쇄 효과 벡터, $\phi_{k,q}(n) \sim \text{Unif}[0, 2\pi]$ 는 페이즈 벡터이다. $\mathbf{b}_{k,q}$ 와 $\mathbf{r}_{k,q}$ 는 느리게 변하며, 위성에서 완벽히 추정가능하다고 가정한다. 하지만, 채널 페이즈 벡터 $\phi_{k,q}$ 는 빠르게 변하므로 페이즈 에러를 고려해야 하고, 에러 공분산 행렬을 $\Psi_{k,q}$ 로 둔다. 또한, 도청자의 채널은 부분적인 정보만 알 수 있다고 가정한다. 고려하는 환경에서, 프리코딩 및 AN을 포함한 전송신호벡터는 $\mathbf{x} = \mathbf{F}\mathbf{s} + \Phi\mathbf{z}$ 이다. 여기서 $\mathbf{F} \in \mathbb{C}^{N \times K}$ 는

프리코딩 행렬, $\mathbf{s} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}_{N \times 1}, \mathbf{P}\mathbf{I}_N)$ 는 유저 심볼 벡터이며, AN은 $\Phi\mathbf{z} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{P}\Phi\Phi^H)$, \mathbf{P} 는 최대 전송 전력이다. 이러한 전송신호벡터를 토대로 불완전한 채널정보를 이용해 k 번째 빔에 속한 q 번째 UT의 전송율을 $\hat{R}_{k,q}$ 로 나타낸다. 또한, 도청자의 채널 정보는 일부만 알고 있다고 가정하며, k 번째 유저를 도청하는 m 번째 도청자의 근사된 전송율을 $\tilde{R}_{m,k}^e$ 로 나타낸다. 따라서 피드 별 제약 조건을 포함한 총 보안 유지율의 최적화 문제를 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} & \underset{\mathbf{F}, \Phi}{\text{maximize}} \sum_{k=1}^K \left[\min_{q \in \mathcal{Q}} \{\hat{R}_{k,q}\} - \max_{m \in \mathcal{M}} \{\tilde{R}_{m,k}^e\} \right]^+ \\ & \text{subject to } \max_{n \in \mathcal{N}} \{P_n\} \leq \frac{P}{N} \end{aligned}$$

다음으로, 프리코딩과 AN을 공동 디자인 문제로 형성하기 위해, 프리코딩 벡터 \mathbf{f}_k 와 AN 공분산 벡터 ϕ_j 를 $\tilde{\mathbf{v}} = [\mathbf{f}_1^T, \mathbf{f}_2^T, \dots, \mathbf{f}_K^T, \phi_1^T, \phi_2^T, \dots, \phi_N^T]^T$ 로 이루어진 공동 최적화 벡터로 쌓는다. 최적의 파워 비율 τ 를 찾기 위해서, 파워가 스케일링된 벡터 $\hat{\mathbf{v}} = \frac{1}{\sqrt{\tau}} \tilde{\mathbf{v}}$ 를 정의한다.

$\|\tilde{\mathbf{v}}\| = 1$ 로 가정하였을 때, $\hat{R}_{k,q}$ 와 $\tilde{R}_{m,k}^e$ 를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{R}_{k,q} = \log_2 \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{A}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{B}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}} \right), \tilde{R}_{m,k}^e = \log_2 \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{C}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{D}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}} \right)$$

여기서 $\mathbf{A}_{k,q}, \mathbf{B}_{k,q}, \mathbf{C}_{m,k}, \mathbf{D}_{m,k}$ 는 다음과 같다.

$$\mathbf{A}_{k,q} = \mathbf{I}_{(K+J)} \otimes (\mathbf{h}_k \mathbf{h}_k^H + \Psi_{k,q}) + \frac{\sigma^2}{\tau P} \mathbf{I}_{N(K+J)},$$

$$\mathbf{B}_{k,q} = \mathbf{A}_{k,q} - \text{diag}(\mathbf{e}_k^{(K+J)}) \otimes (\mathbf{h}_k \mathbf{h}_k^H),$$

$$\mathbf{C}_{m,k} = \mathbf{I}_{(K+J)} \otimes \mathbf{R}_m^e + \frac{\sigma_e^2}{\tau P} \mathbf{I}_{N(K+J)},$$

$$\mathbf{D}_{m,k} = \mathbf{C}_{m,k} - \text{diag}(\mathbf{e}_m^{(K+J)}) \otimes \mathbf{R}_m^e,$$

\mathbf{e}_n^N 은 n 번째 요소가 1 인 $N \times 1$ 스탠다드 기저벡터이다. 해당 전송율을 토대로 우리는 총 보안 유지율의 최적화 문제를 다음과 같이 다시 정의한다.

$$\begin{aligned} & \underset{\hat{\mathbf{v}}}{\text{maximize}} \quad \frac{1}{R_{\max}} \sum_{k=1}^K \left\{ \min_{q \in Q} \log_2 \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{A}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{B}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}} \right) - \max_{m \in M} \log_2 \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{C}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{D}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}} \right) \right\} \\ & \quad - w (\max_{n \in N} \hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{T}_n \hat{\mathbf{v}} - \tau \hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{I}_{N(K+J)} \hat{\mathbf{v}}) \end{aligned}$$

subject to $\|\hat{\mathbf{v}}\| = 1$

여기서, $\mathbf{T}_n = \mathbf{I}_{(K+J)} \otimes \mathbf{W}_n$, $\mathbf{W}_n(n, n) = N$, R_{\max} 는 정규화 파라미터, 그리고 w 는 라그랑주 승수이다. 정의된 목적함수는 여전히 non-smooth 하기 때문에, LogSumExp 기법을 사용하여 다룰 수 있는 non-convex 형태로 근사가능하다 [2]. 따라서 근사된 목적함수를 통해 GPI 기법 [3]을 적용하여 고정된 w 와 τ 에 대한 최적의 국부 최적해를 찾을 수 있다. 다음으로 first-order 최적화 조건을 구하면 다음과 같은 형태가 된다.

$$\mathbf{B}_{\text{KKT}}^{-1}(\hat{\mathbf{v}}) \mathbf{A}_{\text{KKT}}(\hat{\mathbf{v}}) \hat{\mathbf{v}} = \lambda(\hat{\mathbf{v}}) \hat{\mathbf{v}}$$

여기서, $\lambda(\hat{\mathbf{v}}) = \lambda_{\text{num}}(\hat{\mathbf{v}}) / \lambda_{\text{den}}(\hat{\mathbf{v}})$, $\lambda_{\text{num}}(\hat{\mathbf{v}}) = \log_2 L(\hat{\mathbf{v}})$, $\lambda_{\text{den}}(\hat{\mathbf{v}}) = 1$,

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{\text{KKT}}(\hat{\mathbf{v}}) &= \frac{\lambda_{\text{num}}(\hat{\mathbf{v}})}{R_{\max}} \sum_{k=1}^K \left(\frac{\sum_q \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{A}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{B}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}} \right)^{-\beta_1} \left(\frac{\mathbf{A}_{k,q}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{A}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}} \right)}{\log_2 \sum_q \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{A}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{B}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}} \right)^{-\beta_1}} \right. \\ & \quad \left. + \frac{\sum_m \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{C}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{D}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}} \right)^{\beta_2} \left(\frac{\mathbf{D}_{m,k}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{D}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}} \right)}{\log_2 \sum_m \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{C}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{D}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}} \right)^{\beta_2}} + \tau w \mathbf{I}_{N(K+J)} \right), \\ \mathbf{B}_{\text{KKT}}(\hat{\mathbf{v}}) &= \frac{\lambda_{\text{den}}(\hat{\mathbf{v}})}{R_{\max}} \sum_{k=1}^K \left(\frac{\sum_q \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{A}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{B}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}} \right)^{-\beta_1} \left(\frac{\mathbf{B}_{k,q}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{B}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}} \right)}{\log_2 \sum_q \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{A}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{B}_{k,q} \hat{\mathbf{v}}} \right)^{-\beta_1}} \right. \\ & \quad \left. + \frac{\sum_m \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{C}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{D}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}} \right)^{\beta_2} \left(\frac{\mathbf{C}_{m,k}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{C}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}} \right)}{\log_2 \sum_m \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{C}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}}{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{D}_{m,k} \hat{\mathbf{v}}} \right)^{\beta_2}} + w \frac{\sum_n \exp \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{T}_n \hat{\mathbf{v}}}{\alpha_3} \right) \mathbf{T}_n}{\sum_n \exp \left(\frac{\hat{\mathbf{v}}^H \mathbf{T}_n \hat{\mathbf{v}}}{\alpha_3} \right)} \right). \end{aligned}$$

여기서 $L(\hat{\mathbf{v}})$ 는 목적 함수, β_1, β_2 와 α_3 는 LogSumExp 근사 기법의 파라미터이다. 이후, 다음과 같이 GPI 기법을 통해 최적화 조건을 만족하는 벡터 $\hat{\mathbf{v}}$ 를 찾을 수 있다.

$$\hat{\mathbf{v}}_t \leftarrow \frac{\mathbf{B}_{\text{KKT}}^{-1}(\hat{\mathbf{v}}_{t-1}) \mathbf{A}_{\text{KKT}}(\hat{\mathbf{v}}_{t-1}) \hat{\mathbf{v}}_{t-1}}{\|\mathbf{B}_{\text{KKT}}^{-1}(\hat{\mathbf{v}}_{t-1}) \mathbf{A}_{\text{KKT}}(\hat{\mathbf{v}}_{t-1}) \hat{\mathbf{v}}_{t-1}\|}$$

τ 에 대해서는 선형탐색, w 에 대해서 이진탐색을 적용하였으며, 반복 계산을 통해 주어진 조건을 만족하는 최적화 벡터 $\hat{\mathbf{v}}$ 를 얻을 수 있다.

시뮬레이션 환경에는 8 개의 피드를 가진 위성이 빔 당 2 명의 UT 에 2 개의 빔을 전송하며, 2 명의 도청자가 존재한다. 제안된 알고리즘 JS-GPIP-SAT 과 제안된 알고리즘의 복잡도를 낮춘 버전인 JS-GPIP-SAT (low)를 다음 알고리즘들과 비교한다: (1) MBIM (2)multicast RZF (3) multicast ZF (4) multicast MRT. 여기서 (1)은 빔 간 간섭을 최소화 하도록 디자인 된 프리코딩 기법이며 [1], (2)~(4)는 멀티캐스트를 고려한 선형 프리코딩 기법이다 [4]. (1)~(4)의 알고리즘은 피드 별 파워 제약 조건을 고려하고 있지 않기 때문에, 피드 별 파워 제약을 위반하는 경우에 프리코더와 AN 벡터의 스케일링을 통해 제약조건을 만족하도록 하였다.

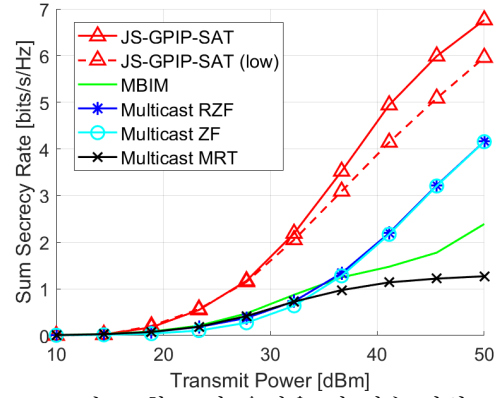


그림 1. 합 보안 유지율 대 전송 파워

그림 1. 에서 전송 파워가 증가함에 따라 제안된 알고리즘들과 기존 알고리즘 간에 보안 유지율 성능의 차이가 증가하는 것을 확인할 수 있다. 또한, 모든 전송 전력 구간에서, 제안된 알고리즘들이 좋은 성능을 유지하는 것을 확인할 수 있다. 반면에, MBIM 의 경우, 피드와 빔의 개수가 같은 경우를 고려하여 디자인되어, 해당 시뮬레이션 환경에서 선형 프리코딩에 비해 주목할만한 성능 이득을 보여주지 못하였다.

III. 결론

본 논문에서는 다운로드 다중그룹 멀티캐스트 위성 시스템에서, 피드 별 제약 조건을 고려하여 보안 프리코딩과 인공 노이즈 기법의 공동 디자인 프레임워크를 제안하였다. UT 와 도청자의 완전한 채널 정보를 알지 못하는 경우를 고려하였으며, 피드 별 제약 조건을 해결하기 위해 라그랑주 승수 방법을 적용하였다. 설정한 최적화 문제의 non-smoothness 를 해결하기 위하여, 근사 기법을 적용하여 다루기 쉬운 형태로 만들었으며, 목적함수의 최적의 국부 최적해를 구하기 위해서 GPI 기법을 적용하였다. 피드 별 제약 조건 하에, 제안된 알고리즘은 모든 전송 파워 구간에서 기존 알고리즘에 비해 높은 합 보안 유지율을 달성하였으며, 보안 유지율 이득은 전송 파워가 커짐에 따라 증가하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024 년도 정부(방위사업청)의 재원으로 국방기술진흥연구소의 지원을 받아 수행된 연구임 (KRIT-CT-22-040, 이종 위성군 우주 감시정찰 기술 특화연구센터)

참고 문헌

- [1] V. Jorroughi, M. A. V ´azquez, and A. I. P ´erez-Neira, "Generalized Multicast Multibeam Precoding for Satellite Communications," IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 16, no. 2, pp. 952-966, Feb. 2016.
- [2] F. Nielsen and K. Sun, "Guaranteed Bounds on Information-theoretic Measures of Univariate Mixtures using Piecewise Log-sum-exp Inequalities," Entropy, vol. 18, no. 12, p. 442, 2016.
- [3] Q. Zhang, S. Jin, K.-K. Wong, H. Zhu, and M. Matthaiou, "Power Scaling of Uplink Massive MIMO Systems with Arbitrary-rank Channel Means," IEEE J. Sel. Topics Signal Process., vol. 8, no. 5, pp. 966-981, 2014.
- [4] Y. C. B. Silva and A. Klein, "Linear Transmit Beamforming Techniques for The Multigroup Multicast Scenario," in IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 58, no. 8, pp. 4353-4367, Oct. 2009.