

# 의사 직교 수열 기반의 지능형 반사 표면 채널 추정 기법

김수철, 이형택, 차지훈, 최준일  
한국과학기술원(KAIST)

{loehcsmik, htlee8459, charge, junil}@kaist.ac.kr

## 요약

제안 기법은 지능형 반사 표면의 규모에 관계없이 유동적으로 학습 열의 길이를 조절하여 채널을 추정한다. 지능형 반사 표면의 규모가 작은 경우 충분히 긴 학습 열을 사용하여 온전한 채널을 추정하며, 지능형 반사 표면의 규모가 큰 경우 학습 열을 짧게 조절하여 수용 가능한 수준의 부담으로 얻을 수 있는 채널 추정 결과를 도출한다.

## I. 서론

지능형 반사 표면(Intelligent Reflecting Surface (IRS))은 5G 이후의 통신 속도를 증가시키기 위한 기법의 하나로 주목받고 있다 [1]. 기존의 다중 안테나 사용은 안테나 이득과 빔포밍(beamforming) 이득 등을 통해 통신 속도를 향상시킬 수 있으나, 무선 주파수(radio frequency) 채널과 같은 능동 소자(active element)를 필요로 하여 대규모의 안테나를 배치하는 것은 그 비용과 전력소모에 문제가 있다. IRS 는 수동 소자(passive element)만으로 구성되어, 비교적 적은 비용과 전력으로 다중 안테나로 얻을 수 있었던 이득을 얻을 수 있다. 다만, 수동 소자만을 포함하는 IRS 는 독립적인 신호의 송수신이 불가능하여 기지국과 IRS 혹은 유저와 IRS 사이의 채널을 독립적으로 추정하기 힘들게 된다. 따라서, 기지국과 유저는 항상 IRS 를 거친 연쇄 채널(cascaded channel)만을 관찰할 수 있게 되며, 이를 바탕으로 한 새로운 채널 추정 기법이 필요하다.

IRS 를 포함하는 통신 시스템에 대해서 종래의 기법들은 추정 정확도에만 집중하여 대부분 채널 추정에 소요되는 학습 열의 길이(training sequence length)가 아주 길다. 더욱이, 학습 열의 길이는 안테나의 개수와 IRS 의 요소 개수에 비례하게 증가한다 [2]. 이 경우 높은 통신 속도를 지원하기 위해 대규모 IRS 를 사용한다면 학습 열의 길이가 상관 시간(coherence time)보다 길어져 실질적인 통신이 불가능해질 수 있다.

## II. 채널 모델

본 논문에서는 시분할 이중 통신(time division duplexing)을 가정한 상황에서, 유저가 송신한 신호를 통한 기지국에서의 채널 추정을 고려한다. 채널의 상관 시간 이내에서, 기지국에서  $t$  번째 시간에 받은 수신 신호는 다음과 같다.

$$\mathbf{y}[t] = (\mathbf{H}_{UB} + \mathbf{H}_{IB}\Phi[t]\mathbf{H}_{UI})\mathbf{f}[t]\mathbf{s}[t] + \mathbf{n}[t] \quad (1)$$

위 수식에서 송신 빔포머는 단위 놈(unit norm)을 가지고  $\|\mathbf{f}[t]\|_2 = 1$ , 송신 신호는 송신 전력 제한을 만족하는 상수로 가정한다  $\mathbf{s}[t] = \sqrt{P}$ . 총  $L$  개의 수동 소자를 가지는 IRS 에서 각 요소들의 설정 값은 대각행렬  $\Phi[t] = \text{diag}([\beta_1[t]e^{j\phi_1[t]}, \dots, \beta_L[t]e^{j\phi_L[t]}]^T)$  로 정의된다. 이 정의에서  $\beta_\ell[t] \in \{0, 1\}$  와  $\phi_\ell[t] \in [0, 2\pi)$  는 각각  $\ell$  번째 요소의 크기와 위상을 나타낸다. 또한,  $\mathbf{H}_{UB}$ ,  $\mathbf{H}_{IB}$ , 그리고  $\mathbf{H}_{UI}$  는 각각 유저-기지국, IRS-기지국, 그리고 유저-IRS 사이의 상향 링크(uplink) 채널을 의미한다. 각 채널은 라이시안 모델(Rician fading)을 가정한다.

기지국에서의 수신 신호를 통해 유저-기지국 채널  $\mathbf{H}_{UB}$  을 우선 추정하고, 이 추정 값을 통해  $\mathbf{H}_{UB}$  의 영향을 상쇄할 수 있다. 수신 신호에 남아있는 지능형 반사 표면을 통한 연쇄 채널은 1 차원 행렬들의 가중합으로 표현할 수 있고, 이는 아래와 같이 표현된다.

$$\mathbf{H}_{IB}\Phi[t]\mathbf{H}_{UI} = \sum_{\ell=1}^L \beta_\ell[t]e^{j\phi_\ell[t]}\mathbf{H}_{IB}(:, \ell)\mathbf{H}_{UI}(\ell, :) \quad (2)$$

표현의 간결함을 위해  $\ell$  번째 1 차원 행렬을  $\mathbf{R}_\ell = \mathbf{H}_{IB}(:, \ell)\mathbf{H}_{UI}(\ell, :)$  로 나타내며, 본문에서  $\mathbf{H}_{IB}$  와  $\mathbf{H}_{UI}$  대신 동일한 연쇄 채널을 표현할 수 있는 1 차원 행렬  $\mathbf{R}_\ell$  들을 추정하는 기법을 제안한다.

## III. 본문

기지국에서 유저-기지국 채널  $\mathbf{H}_{UB}$  의 추정이 완벽하다는 가정 하에, 시간 범위  $1 \leq t \leq Q\tau$  동안 1 차원 행렬  $\mathbf{R}_\ell$  들을 추정한다. 이때 IRS 의 사용 효율을 최대화하기 위해 모든 요소들이 켜진 상태 ( $\beta_\ell[t] = 1, \forall \ell$ ) 를 고려한다. 시간 범위를 길이  $\tau$  인  $Q$  개의 주기로 나누고, 각 주기  $q \in \{1, \dots, Q\}$  에 사용할 IRS 요소 설정 값은 아래와 같이 표현한다.

$$\Phi^{(q)} = \text{diag}([e^{j\phi_1^{(q)}}, \dots, e^{j\phi_L^{(q)}}]^T) \quad (3)$$

$q$  번째 주기  $(q-1)\tau + 1 \leq t \leq q\tau$  동안은  $\Phi[t] = \Phi^{(q)}$  로 고정된 IRS 요소 설정 값을 사용한다. 또한, 각 주기에 쓰이는 빔포머는 모든  $q$  에 대해 동일한 행렬로 설계한다.

$$[\mathbf{f}[(q-1)\tau + 1], \dots, \mathbf{f}[q\tau]] = \mathbf{F}_{UIB} \quad (4)$$

빔포머  $\mathbf{F}_{UIB}$  는 우측 역행렬이 존재하는 행렬로 설계되며,  $\tau \times \tau$  크기의 이산 푸리에 변환(discrete Fourier transform (DFT)) 행렬에서 기지국의 안테나 수  $M$  만큼의 행을 가져와 정상화하는 것으로 만들어질 수 있다.

$q$  번째 주기의 수신 신호들을 연결하여 형성한 행렬에 빔포머  $\mathbf{F}_{UIB}$  의 우측 역행렬을 곱하는 것으로 아래와 같이 연쇄 채널에 대한 식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{1}{\sqrt{P}} \mathbf{Y}^{(q)} \mathbf{F}_{UIB}^\dagger &= \frac{1}{\sqrt{P}} [\mathbf{y}[(q-1)\tau + 1], \dots, \mathbf{y}[q\tau]] \mathbf{F}_{UIB}^\dagger \\ &\approx \mathbf{H}_{IB}\Phi^{(q)}\mathbf{H}_{UI} + \frac{1}{\sqrt{P}} \mathbf{N}^{(q)} \mathbf{F}_{UIB}^\dagger \end{aligned} \quad (5)$$

이 때  $\mathbf{N}^{(q)} = [\mathbf{n}[(q-1)\tau + 1], \dots, \mathbf{n}[q\tau]]$  는  $q$  번째 주기의 수신 잡음을 연결하여 형성된 행렬이다. 잡음이 없는 경우, 연쇄 채널에 대한 식은 아래와 같은 형태로 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{H}_{IB}\Phi^{(q)}\mathbf{H}_{UI} = ([e^{j\phi_1^{(q)}} \dots e^{j\phi_L^{(q)}}] \otimes \mathbf{I}_N) \begin{bmatrix} \mathbf{R}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{R}_L \end{bmatrix} \quad (6)$$

모든  $Q$  개 주기에 대한 식을 연결하면 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{H}_{IB}\Phi^{(1)}\mathbf{H}_{UI} \\ \vdots \\ \mathbf{H}_{IB}\Phi^{(Q)}\mathbf{H}_{UI} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [e^{j\phi_1^{(1)}} \dots e^{j\phi_L^{(1)}}] \\ \vdots \\ [e^{j\phi_1^{(Q)}} \dots e^{j\phi_L^{(Q)}}] \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_N \begin{bmatrix} \mathbf{R}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{R}_L \end{bmatrix} \quad (7)$$

수식 (7)에서 정의된 IRS 학습 행렬(IRS training matrix)  $\Omega$  는 다음의 조건을 만족하도록 설계된다.

$$(\Omega(:, \ell))^H (\Omega(:, k)) = \begin{cases} a_\ell & \ell = k \\ b_{\ell, k}, & \ell \neq k \end{cases} \quad (8)$$

$$|a_\ell| \gg |b_{\ell, k}|, \quad \forall \ell, \forall k. \quad (9)$$

이때  $L$  의 값에 구애받지 않고 자유롭게 학습 열의 길이를 조절하여  $\Omega$  를 설계할 수 있다. 수식 (9)에서  $Q \geq$

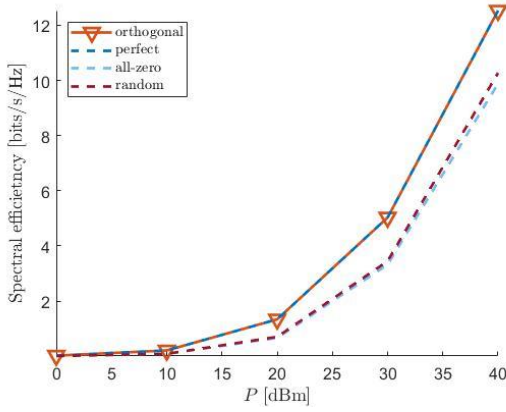


그림 1. IRS 학습 행렬의 설계에 따른 SE 비교.

$L$ 인 경우  $\Omega$ 를 열간 직교성(orthogonality)을 가지는 행렬로 설계하여  $a_\ell = Q$ ,  $b_{\ell,k} = 0$ 을 달성할 수 있다. 반면,  $Q < L$ 인 경우 수식 (9)는  $\Omega$ 를 의사 직교성(pseudo-orthogonality)을 가지는 행렬로 설계되게 한다. 이러한  $\Omega$ 를 설계하는 하나의 방법으로,  $L \times L$  크기의 DFT 행렬에서  $Q$ 개 임의의 행을 정상화할 수 있다. 위와 같이 설계된  $\Omega$ 를 이용한 1차원 행렬들의 추정치는 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{R}}_1 \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{R}}_L \end{bmatrix} &= \frac{A}{\sqrt{P}} (\mathbf{H}^H \otimes \mathbf{I}_N) \begin{bmatrix} \mathbf{Y}^{(1)} \mathbf{F}_{\text{UIB}}^\dagger \\ \vdots \\ \mathbf{Y}^{(Q)} \mathbf{F}_{\text{UIB}}^\dagger \end{bmatrix} \\ &= A \left( \begin{bmatrix} a_1 & \cdots & b_{1,L} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{L,1} & \cdots & a_L \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_N \right) \begin{bmatrix} \mathbf{R}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{R}_L \end{bmatrix} \\ &\quad + \frac{A}{\sqrt{P}} (\mathbf{H}^H \otimes \mathbf{I}_N) \begin{bmatrix} \mathbf{N}^{(1)} \mathbf{F}_{\text{UIB}}^\dagger \\ \vdots \\ \mathbf{N}^{(Q)} \mathbf{F}_{\text{UIB}}^\dagger \end{bmatrix} \\ A &= \frac{1}{Q \sum_{\ell=1}^L (\Omega(:, \ell))^H (\Omega(:, \ell))} \\ &= \frac{\sum_{\ell=1}^L \left| \sum_{k=1}^L (\Omega(:, \ell))^H (\Omega(:, k)) \right|}{L} \\ &= \frac{\sum_{\ell=1}^L \left| Q + \sum_{k \neq \ell} b_{\ell,k} \right|}{L} \end{aligned} \quad (10)$$

$$A = \frac{1}{Q \sum_{\ell=1}^L (\Omega(:, \ell))^H (\Omega(:, \ell))} \quad (11)$$

여기서  $A$ 는  $\Omega^H \Omega$ 의 증폭효과를 상쇄하기 위한 값이며, 수식 (11)의 마지막 등식은 수식 (8)의 조건과  $\Omega$ 의 행렬 요소들의 단위 절댓값(unit modulus) 특성에 의해  $a_\ell = Q$ ,  $\forall \ell$ 이므로 도출이 가능하다. 수식 (10)과 (11)는  $Q$ 와  $L$ 의 대소관계에 상관없이, 수식 (8)과 (9)를 만족시키는 모든  $\Omega$ 에 대해 공통적으로 적용할 수 있다.

$Q$ 가  $L$ 보다 커서 IRS 학습 행렬  $\Omega$ 의 열간 직교성이 보장되는 경우  $b_{\ell,k} = 0$ ,  $\forall \ell, k$  이므로  $A = 1/Q$ 이 되어 수식(10)을 아래와 같이 정리할 수 있게 한다.

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{R}}_1 \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{R}}_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{R}_L \end{bmatrix} + \frac{1}{Q\sqrt{P}} (\mathbf{H}^H \otimes \mathbf{I}_N) \begin{bmatrix} \mathbf{N}^{(1)} \mathbf{F}_{\text{UIB}}^\dagger \\ \vdots \\ \mathbf{N}^{(Q)} \mathbf{F}_{\text{UIB}}^\dagger \end{bmatrix} \quad (12)$$

이는 잡음이 없는 경우 1차원 행렬들의 온전한 추정이 가능하다는 것을 보여준다.  $Q$ 가  $L$ 보다 작은 경우에는 수식 (9)를 따르는  $\Omega$ 의 의사 직교성이  $A \approx 1/Q$ 를 보장하므로 1차원 행렬들을 유사한 방식으로 추정할 수 있다.

#### IV. 실험 결과

기지국과 유저의 안테나, 그리고 IRS 요소들이 각각  $4 \times 2$ ,  $2 \times 2$ ,  $4 \times 2$ 의 UPA 구조로 배치되어 있을 때,  $L = 8$ 보다 큰  $Q = 16$ 개의 반복 주기를 이용한 채널 추정 성능은 그림 1과 같이 나타난다. 잡음 분산은  $N_0 = -89$  dBm이며,  $B = 2$  비트의 양자화를 가정하여 IRS

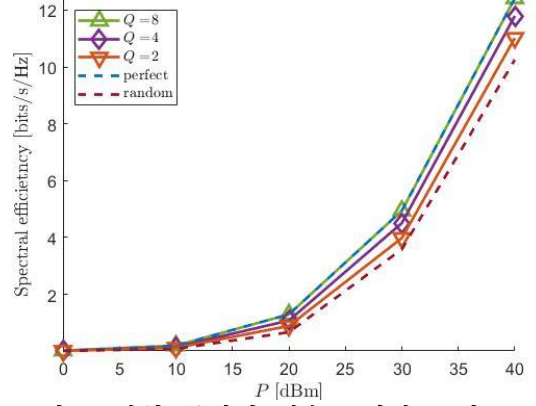


그림 2. 반복 주기의 개수 Q에 따른 비교.

요소 설정 값은 완전 탐색(exhaustive search)을 통해  $(2^2)^8$ 개의 IRS 요소 설정 값 중 주파수 효율(spectral efficiency (SE))이 최대가 되는 값으로 설정되었다. 비교를 위해 온전한 1차원 행렬의 정보를 이용한 결과(perfect)와 IRS 요소의 위상 값을 임의로 둔 결과(random)를 포함하였다. 그림 1에서 perfect의 경우 최대 SE를 보인다. IRS 학습 행렬의 열간의 직교성이 보장되는 IRS 학습 행렬을 사용한 경우(orthogonal) perfect에 가까운 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다. 비교를 위해 제시된 임의 설정(random) 결과는 효율적으로 설계되지 않은 IRS 요소의 설정 값이 높은 SE를 달성하지 못함을 보여준다.

그림 2는 그림 1과 같은 환경에 대해서,  $Q \leq L$ 인 경우 반복 주기의 개수  $Q$ 에 따른 추정 성능을 보여준다.  $Q$ 가 증가할수록 열간의 의사 직교성이 강해져 보다 정확한 채널 추정으로 높은 SE를 달성하는 것을 확인할 수 있다. 다만,  $L = 8$ 보다 크게 작은 경우  $Q = 2$ 에도 random보다 높은 SE를 보여주는 것을 확인할 수 있으며,  $Q = L/2 = 4$  정도의 반복 주기로도 perfect에 가까운 성능을 얻을 수 있음을 보여준다. 이는  $L$ 이 아주 큰 경우에 상관 시간 이내로 채널을 추정하기 위해  $Q$ 를 충분히 작게 잡아도 SE를 어느정도 보장할 수 있음을 보여준다.

#### V. 결론

제안 기법은 조절가능한 학습 열을 가져, IRS의 규모가 작은 경우 충분히 긴 학습 열을 이용하여 온전한 채널을 추정한다. 높은 통신 속도의 지원을 위해 다수의 안테나와 표면 요소(IRS element)를 사용하는 경우에는 학습 열을 짧게 조절하여 상관 시간 이내에 현실적인 부담으로 얻을 수 있는 채널 추정 결과를 제시한다.

#### ACKNOWLEDGMENT

김수철, 이형택, 차지훈은 본 논문에 동일하게 공헌하였다. 이 논문은 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학 ICT 연구센터지원사업과 (IITP-2020-0-01787), 2019년도 과학기술정보통신부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임. (No. 2019R1C1C1003638)

#### 참고 문헌

- [1] C. Liaskos, et. al. "A New Wireless Communication Paradigm through Software-Controlled Metasurfaces," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 56, no. 9, pp. 162-169, Sep. 2018.
- [2] Z. Wang, L. Liu, and S. Cui, "Channel Estimation for Intelligent Reflecting Surface Assisted Multiuser Communications: Framework, Algorithms, and Analysis," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 19, no. 10, pp. 6607-6620, Oct. 2020.