



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2025년07월03일
(11) 등록번호 10-2829224
(24) 등록일자 2025년06월30일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
H04B 7/06 (2017.01) G06N 3/09 (2023.01)
(52) CPC특허분류
H04B 7/0617 (2013.01)
G06N 3/09 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2024-0046770
(22) 출원일자 2024년04월05일
심사청구일자 2024년04월05일
(56) 선행기술조사문헌
KR101488771 B1
KR1020150135781 A
KR102542901 B1
KR1020230007966 A

(73) 특허권자
고려대학교산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
이인규
서울특별시 강남구 영동대로 640 삼성동 아이파크
삼성 웨스트동 3303호
김민석
서울특별시 노원구 노원로 564 (상계동, 상계주공10단지아파트) 1006동 1509호
(74) 대리인
특허법인위솔

전체 청구항 수 : 총 11 항

심사관 : 구영희

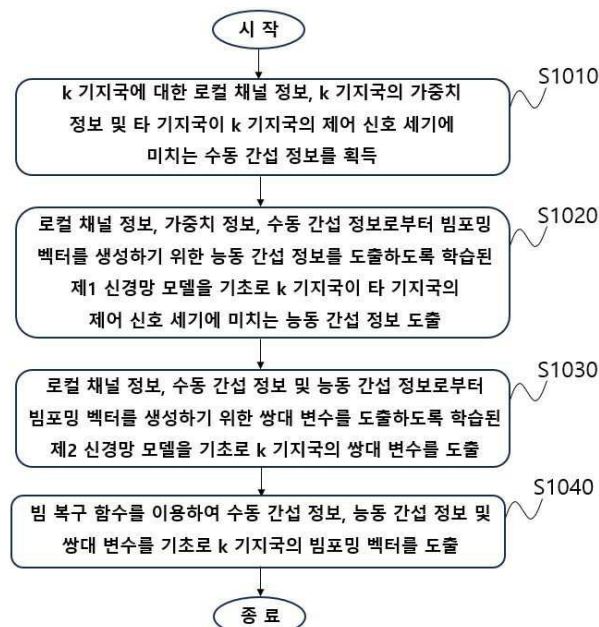
(54) 발명의 명칭 기지국의 분산 정보를 반영하는 특징값 기반의 신경망 모델을 이용한 빔포밍 벡터 생성 방법 및 장치

(57) 요약

일 실시예에 따른 빔포밍 벡터 생성 장치는 MISO IC를 구성하는 기지국 중 기지국 k(k는 기지국의 식별정보)에 대한 로컬 채널 정보, 상기 기지국 k의 가중치 정보 및 타 기지국이 상기 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보를 획득하는 동작; 상기 로컬 채널 정보, 상기 가중치 정보, 상기 수동 간섭 정보로부터 기 설정

(뒷면에 계속)

대표도 - 도3



된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 능동 간섭 정보를 도출하도록 학습된 제1 신경망 모델을 기초로 상기 기지국 k가 타 기지국의 제어 신호 세기에 미치는 능동 간섭 정보를 도출하는 동작; 상기 로컬 채널 정보, 상기 수동 간섭 정보 및 상기 능동 간섭 정보로부터 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 쌍대 변수를 도출하도록 학습된 제2 신경망 모델을 기초로 상기 기지국 k의 쌍대 변수를 도출하는 동작; 및 빔 복구 함수를 이용하여 상기 수동 간섭 정보, 상기 능동 간섭 정보 및 상기 쌍대 변수를 기초로 상기 기지국 k의 빔포밍 벡터를 도출하는 동작을 포함할 수 있다.

(52) CPC특허분류

H04B 7/0626 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711129335
과제번호	2017R1A2B3012316
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	Dynamic Mirror Descent 기법에 기반한 무선전력전송 통신 네트워크 설계
과제수행기관명	고려대학교 산학협력단
연구기간	2023.04.01 ~ 2024.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2710006775
과제번호	II210467
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	6G핵심기술개발
연구과제명	지능형 6G 무선 액세스 시스템
과제수행기관명	고려대학교 산학협력단
연구기간	2023.04.01 ~ 2024.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2710008064
과제번호	00239700
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	ICTR&D우수IP창출활용지원
연구과제명	5G 표준 필수 특허분석 및 창출 연구
과제수행기관명	고려대학교 산학협력단
연구기간	2023.04.01 ~ 2024.12.31

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

프로세서에 의해 동작하는 빔포밍 벡터 생성 장치가 수행하는 방법에 있어서,

MISO IC를 구성하는 기지국 중 기지국 k (k 는 기지국의 식별정보)에 대한 로컬 채널 정보, 상기 기지국 k 의 가중치 정보 및 타 기지국이 상기 기지국 k 의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보를 획득하는 동작;

상기 로컬 채널 정보, 상기 가중치 정보, 상기 수동 간섭 정보로부터 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 능동 간섭 정보를 도출하도록 학습된 제1 신경망 모델을 기초로 상기 기지국 k 가 타 기지국의 제어 신호 세기에 미치는 능동 간섭 정보를 도출하는 동작;

상기 로컬 채널 정보, 상기 수동 간섭 정보 및 상기 능동 간섭 정보로부터 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 쌍대 변수를 도출하도록 학습된 제2 신경망 모델을 기초로 상기 기지국 k 의 쌍대 변수를 도출하는 동작; 및

빔 복구 함수를 이용하여 상기 수동 간섭 정보, 상기 능동 간섭 정보 및 상기 쌍대 변수를 기초로 상기 기지국 k 의 빔포밍 벡터를 도출하는 동작을 포함하는,

방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 기지국 k 에 대한 로컬 채널 정보는

상기 기지국 k 가 다른 수신기에 미치는 CSI(Channel State Information)를 포함하고,

상기 기지국 k 의 가중치 정보는

상기 MISO IC를 구성하는 기지국 중 상기 기지국 k 에 대하여 기 설정된 가중치 정보를 포함하는,

방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 제1 신경망 모델 및 상기 제2 신경망 모델은 상기 MISO IC를 구성하는 기지국의 분산 정보를 반영한 특징 값으로서 스칼라 정보로 구성된 간섭 온도 제약(Interference Temperature Constraint)을 기초로 학습되고,

상기 MISO IC를 구성하는 각각의 기지국은 동일한 제1 신경망 모델 및 제2 신경망 모델을 포함하는,

방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터는,

하기 [수학식 1]을 기초로 상기 기지국 k 가 달성 가능 전송률을 최대화하는 빔포밍 벡터인,

[수학식 1]

$$r_k(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) = \max_{\mathbf{w}_k} \log_2 \left(1 + \frac{|\mathbf{h}_{kk}^H \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{j \neq k} c_{jk} + \sigma^2} \right)$$

$$\text{subject to } |\mathbf{h}_{kj}^H \mathbf{w}_k|^2 \leq c_{kj}, \forall j \neq k$$

$$\|\mathbf{w}_k\|^2 \leq P,$$

(r 은 기지국의 달성 가능 전송률, w 는 빔포밍 벡터, h 는 로컬 채널 정보, c 는 제어 신호 세기에 영향을 미치는 기지국 간의 간섭 정보, 밀침자 k 는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj 는 기지국 k 가 기지국 j 에 미치는 정보를 나타내는 밀침자)

방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 [수학식 1]의 빔포밍 벡터를 달성하기 위한 조건은 하기 [수학식 2] 내지 [수학식 4]를 포함하는,

[수학식 2]

$$L(\mathbf{w}_k, \mathbf{d}_k; \mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k)$$

$$= \log_2 \left(1 + \frac{|\mathbf{h}_{kk}^H \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{j \neq k} c_{jk} + \sigma^2} \right)$$

$$- \sum_{j \neq k} d_{kj} (|\mathbf{h}_{kj}^H \mathbf{w}_k|^2 - c_{kj}) - d_{kk} (\|\mathbf{w}_k\|^2 - P)$$

(L 은 Lagrangian 함수, w 는 빔포밍 벡터, h 는 로컬 채널 정보, c 는 제어 신호 세기에 영향을 미치는 기지국 간의 간섭 정보, $\check{c}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k 의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, $\hat{c}$ 는 c 중 기지국 k 의 타 기지국의 제어 신호 세기에 미치는 능동 간섭 정보, d 는 쌍대 변수, 밀침자 k 는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj 는 기지국 k 가 기지국 j 에 미치는 정보를 나타내는 밀침자)

[수학식 3]

$$g(\mathbf{d}_k; \mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) = \max_{\mathbf{w}_k} L(\mathbf{w}_k, \mathbf{d}_k; \mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k)$$

(g 는 쌍대 함수, w 는 빔포밍 벡터, d 는 쌍대 변수, h 는 로컬 채널 정보, c 는 제어 신호 세기에 영향을 미치는 기지국 간의 간섭 정보, $\check{c}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k 의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, $\hat{c}$ 는 c 중 기지국 k 의 타 기지국의 제어 신호 세기에 미치는 능동 간섭 정보, 밀침자 k 는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj 는 기지국 k 가 기지국 j 에 미치는 정보를 나타내는 밀침자)

[수학식 4]

$$\mathbf{w}_k = V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \mathbf{d}_k) \triangleq \sqrt{p_k} \mathbf{A}_k^{-1} \mathbf{h}_{kk}$$

$$\text{where } \mathbf{A}_k \triangleq \sum_{j \neq k} d_{kj} \mathbf{h}_{kj} \mathbf{h}_{kj}^H + d_{kk} \mathbf{I},$$

$$p_k \triangleq \left(\frac{1}{\ln 2} - \frac{\sum_{j \neq k} c_{jk} + \sigma^2}{\|\mathbf{A}_k^{-\frac{1}{2}} \mathbf{h}_{kk}\|^2} \right)^+ \frac{1}{\|\mathbf{A}_k^{-\frac{1}{2}} \mathbf{h}_{kk}\|^2}$$

(w는 빔포밍 벡터, V는 빔 복구 함수, h는 로컬 채널 정보, $\check{\mathbf{c}}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, d는 쌍대 변수, 밀첨자 k는 기지국의 식별정보, 밀첨자 kj 는 기지국 k가 기지국 j에 미치는 정보를 나타내는 밀첨자)

방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 제1 신경망 모델은

소정의 목적 함수에 따라 기지국의 달성 가능 전송률의 기댓값을 최대화하는 방향으로 학습되어, 상기 로컬 채널 정보, 상기 가중치 정보, 상기 수동 간섭 정보로부터 상기 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 능동 간섭 정보를 도출하도록 학습된 파라미터를 포함하는

방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 제1 신경망 모델의 목적 함수는 하기 [수학식 5]를 포함하는,

[수학식 5]

$$J_C^{[t]}(\theta_C) = \mathbb{E}_{\mathcal{H}, \mathcal{M}} \left[u(\{r_k^{[t-1]}(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) : \forall k\}, \mu) \right]$$

$$\text{where } r_k^{[t]}(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) = \log_2 \left(1 + \frac{|\mathbf{h}_{kk}^H V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k^{[t-1]}, \mathbf{d}_k^{[t]})|^2}{\sum_{j \neq k} c_{jk}^{[t]} + \sigma^2} \right)$$

$$\mathbf{d}_k^{[t]} = \mathcal{D}_{\theta_D^{[t]}}(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k^{[t-1]}, \hat{\mathbf{c}}_k^{[t]})$$

$$\check{\mathbf{c}}_k^{[t]} \triangleq \{c_{jk}^{[t]} : \forall j \neq k\}$$

(I_C 는 제1 신경망 모델, θ_C 는 제1 신경망 모델의 파라미터, t는 epoch 차수, h는 로컬 채널 정보, $\check{\mathbf{c}}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, d는 쌍대 변수, 밀첨자 k는 기지국의 식별정보, 밀첨자 kj 는 기지국 k가 기지국 j에 미치는 정보를 나타내는 밀첨자, 밀첨자 H는 기지국 k의 로컬 채널 정보의 데이터셋, 밀첨자 M은 기지국 k의 가중치 정보의 데이터셋)

방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 제2 신경망 모델은

소정의 목적 함수에 따라 쌍대 변수의 기댓값을 최소화하는 방향으로 학습되어, 상기 로컬 채널 정보, 상기 수동 간섭 정보 및 상기 능동 간섭 정보로부터 상기 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 쌍대 변수를 도출하도록 학습된 파라미터를 포함하는

방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 제2 신경망 모델의 목적 함수는 하기 [수학식 6]를 포함하는,

[수학식 6]

$$J_D^{[t]}(\theta_D) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}_{\mathcal{H}_k, \mathcal{M}_k} \left[q^{[t]}(\mathbf{h}_k, \mathbf{d}_k) \right]$$

$$\text{where } q^{[t]}(\mathbf{h}_k, \mathbf{d}_k) \triangleq - \sum_{j \neq k} d_{kj} \left(|\mathbf{h}_{kj}^H V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k^{[t]}, \mathbf{d}_k^{[t-1]})|^2 - c_{kj}^{[t]} \right)$$

$$- d_{kk} \left(\|V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k^{[t]}, \mathbf{d}_k^{[t-1]})\|^2 - P \right)$$

(J_D 는 제2 신경망 모델, θ_D 는 제2 신경망 모델의 파라미터, t는 epoch 수, K는 MISO IC를 구성하는 기지국 개수, h는 로컬 채널 정보, $\check{\mathbf{c}}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, d는 쌍대 변수, V는 빔 복구 함수, 밀침자 k는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj는 기지국 k가 기지국 j에 미치는 정보를 나타내는 밀침자, 밀침자 $\mathbf{h}_k$ 는 기지국 k의 로컬 채널 정보의 데이터셋, 밀침자 $\mathbf{M}_k$ 는 기지국 k의 가중치 정보의 데이터셋)

방법.

청구항 10

제1항에 있어서,

상기 제1 신경망 모델과 상기 제2 신경망 모델은 학습 과정에서,

동일한 로컬 채널 정보의 데이터셋과, 가중치 정보의 데이터셋을 이용하여 epoch 별로 상기 제1 신경망 모델을 학습한 후 상기 제2 신경망 모델을 학습하는 방식으로 번갈아서 학습되어, epoch 별로 동일한 로컬 채널 정보와, 가중치 정보의 샘플에 의해 각각의 파라미터가 업데이트된,

방법.

청구항 11

명령어를 포함하는 메모리; 및

상기 명령어를 기초로 소정의 동작을 수행하는 프로세서를 포함하고,

상기 프로세서의 동작은,

MISO IC를 구성하는 기지국 중 기지국 k(k는 기지국의 식별정보)에 대한 로컬 채널 정보, 상기 기지국 k의 가중치 정보 및 타 기지국이 상기 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보를 획득하는 동작;

상기 로컬 채널 정보, 상기 가중치 정보, 상기 수동 간섭 정보로부터 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기

위한 능동 간섭 정보를 도출하도록 학습된 제1 신경망 모델을 기초로 상기 기지국 k가 타 기지국의 제어 신호 세기에 미치는 능동 간섭 정보를 도출하는 동작;

상기 로컬 채널 정보, 상기 수동 간섭 정보 및 상기 능동 간섭 정보로부터 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 쌍대 변수를 도출하도록 학습된 제2 신경망 모델을 기초로 상기 기지국 k의 쌍대 변수를 도출하는 동작; 및

빔 복구 함수를 이용하여 상기 수동 간섭 정보, 상기 능동 간섭 정보 및 상기 쌍대 변수를 기초로 상기 기지국 k의 빔포밍 벡터를 도출하는 동작을 포함하는,

빔포밍 벡터 생성 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 MISO IC(Multiple Input Single Output Interference Channel) 시스템을 구성하는 기지국의 분산 정보를 반영하는 특징값 기반의 신경망 모델을 통해 최적의 빔포밍 벡터를 생성하는 기술에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 빔포밍 기법은 다중 안테나를 사용하여 무선 신호를 특정 방향으로 집중시키는 기술로 네트워크 성능에 큰 영향을 미치는 간섭을 제어하는 데 중요하다. 특히, 셀 간 간섭이 성능에 중대한 영향을 미치는 멀티 셀 네트워크에서 빔포밍 기법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.

[0003] 기존에는 멀티 셀 네트워크에서 빔포밍을 효과적으로 수행하기 위해서 모든 셀에서 수집되는 글로벌 CSI(Channel State Information)를 바탕으로 복잡한 계산을 수행하는 방법이 주로 수행되었다. 이에 따라, 계산이 복잡한 빔포밍 알고리즘을 개선하기 위해 딥러닝을 기반으로 빔포밍 벡터를 계산하는 방법이 유망한 대안으로 연구되고 있다.

[0004] 딥러닝을 통한 빔포밍 도출 방식은 복잡한 계산 과정을 인공 신경망의 학습 과정으로 대체하고, 인공 신경망의 실제 사용 과정에서 빔포밍 전략을 결정하는 과정을 단순한 행렬 연산으로 계산할 수 있게 한다.

[0005] 그러나 글로벌 CSI의 정보 전체를 인공 신경망에 입력하여 빔포밍 전략을 학습시키는 방식은 네트워크 크기가 증가함에 따라 성능 저하와 계산 복잡도 상승의 문제를 가지고 있다. 또한, 글로벌 CSI를 이용한 딥러닝 기반의 빔포밍 계산은 중앙 처리 유닛에서 계산된 빔포밍 솔루션을 각 기지국에 공유해야 하기 때문에 멀티 셀 네트워크에 적용할 때 정보 교환을 위한 백홀 오버헤드가 지나치게 커지는 문제가 발생한다.

[0006] 이에 따라, 각 기지국에서 확보할 수 있는 로컬 채널 정보를 이용하여 로컬 기지국에서 직접 빔포밍 솔루션을 계산하는 분산형 빔포밍 계산 방식이 요구되고 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0007] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허공보 제10-2023-0007966호

비특허문헌

[0008] (비특허문헌 0001) Cooperative Interference Management With MISO Beamforming. Rui Zhang; Shuguang Cui. IEEE Transactions on Signal Processing. 08 July 2010.

(비특허문헌 0002) Optimality of Beamforming for MIMO Multiple Access Channels Via Virtual Representation. Hong Wan; Rong-Rong Chen; Yingbin Liang. 2008 IEEE International Symposium on Information Theory. 08 August 2008.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0009] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 각 기지국에서 확보할 수 있는 로컬 채널 정보와 빔포밍 결정에 필수적인 특징값을 기반으로 학습시킨 딥러닝 모델을 이용하여 네트워크 크기에 상대적으로 영향을 받지 않으면서도 감소된 계산 복잡도와 향상된 성능을 달성하는 기술을 제안하는 것이다.
- [0010] 한편, 본 발명의 기술적 과제들은 이상에서 언급한 기술적 과제들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0011] 일 실시예에 따른 프로세서에 의해 동작하는 빔포밍 벡터 생성 장치가 수행하는 방법에 있어서, MISO IC를 구성하는 기지국 중 기지국 k (k 는 기지국의 식별정보)에 대한 로컬 채널 정보, 상기 기지국 k 의 가중치 정보 및 타 기지국이 상기 기지국 k 의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보를 획득하는 동작; 상기 로컬 채널 정보, 상기 가중치 정보, 상기 수동 간섭 정보로부터 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 능동 간섭 정보를 도출하도록 학습된 제1 신경망 모델을 기초로 상기 기지국 k 가 타 기지국의 제어 신호 세기에 미치는 능동 간섭 정보를 도출하는 동작; 상기 로컬 채널 정보, 상기 수동 간섭 정보 및 상기 능동 간섭 정보로부터 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 쌍대 변수를 도출하도록 학습된 제2 신경망 모델을 기초로 상기 기지국 k 의 쌍대 변수를 도출하는 동작; 및 빔 복구 함수를 이용하여 상기 수동 간섭 정보, 상기 능동 간섭 정보 및 상기 쌍대 변수를 기초로 상기 기지국 k 의 빔포밍 벡터를 도출하는 동작을 포함할 수 있다.
- [0012] 또한, 상기 기지국 k 에 대한 로컬 채널 정보는 상기 기지국 k 가 다른 수신기에 미치는 CSI(Channel State Information)를 포함하고, 상기 기지국 k 의 가중치 정보는 상기 MISO IC를 구성하는 기지국 중 상기 기지국 k 에 대하여 기 설정된 가중치 정보를 포함할 수 있다.
- [0013] 또한, 상기 제1 신경망 모델 및 상기 제2 신경망 모델은 상기 MISO IC를 구성하는 기지국의 분산 정보를 반영한 특징값으로서 스칼라 정보로 구성된 간섭 온도 제약(Interference Temperature Constraint)을 기초로 학습되고, 상기 MISO IC를 구성하는 각각의 기지국은 동일한 제1 신경망 모델 및 제2 신경망 모델을 포함할 수 있다.
- [0014] 또한, 상기 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터는 하기 [수학식 1]을 기초로 상기 기지국 k 가 달성 가능 전송률을 최대화하는 빔포밍 벡터일 수 있다.

- [0015] [수학식 1]

$$r_k(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) = \max_{\mathbf{w}_k} \log_2 \left(1 + \frac{|\mathbf{h}_{kk}^H \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{j \neq k} c_{jk} + \sigma^2} \right)$$

$$\text{subject to } |\mathbf{h}_{kj}^H \mathbf{w}_k|^2 \leq c_{kj}, \forall j \neq k$$

$$\|\mathbf{w}_k\|^2 \leq P,$$

- [0016]
- [0017] (r 은 기지국의 달성 가능 전송률, w 는 빔포밍 벡터, h 는 로컬 채널 정보, c 는 제어 신호 세기에 영향을 미치는 기지국 간의 간섭 정보, 밀침자 k 는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj 는 기지국 k 가 기지국 j 에 미치는 정보를 나타내는 밀침자)
- [0018] 또한, 상기 [수학식 1]의 빔포밍 벡터를 달성하기 위한 조건은 하기 [수학식 2] 내지 [수학식 4]를 포함할 수 있다.

[0019] [수학식 2]

$$\begin{aligned}
L(\mathbf{w}_k, \mathbf{d}_k; \mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) \\
= \log_2 \left(1 + \frac{|\mathbf{h}_{kk}^H \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{j \neq k} c_{jk} + \sigma^2} \right) \\
- \sum_{j \neq k} d_{kj} \left(|\mathbf{h}_{kj}^H \mathbf{w}_k|^2 - c_{kj} \right) - d_{kk} \left(\|\mathbf{w}_k\|^2 - P \right)
\end{aligned}$$

[0020]

[0021] (L은 Lagrangian 함수, w는 빔포밍 벡터, h는 로컬 채널 정보, c는 제어 신호 세기에 영향을 미치는 기지국 간의 간섭 정보, $\check{\mathbf{c}}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, $\hat{\mathbf{c}}$ 는 c 중 기지국 k의 타 기지국의 제어 신호 세기에 미치는 능동 간섭 정보, d는 쌍대 변수, 밀침자 k는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj는 기지국 k가 기지국 j에 미치는 정보를 나타내는 밀침자)

[0022] [수학식 3]

$$g(\mathbf{d}_k; \mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) = \max_{\mathbf{w}_k} L(\mathbf{w}_k, \mathbf{d}_k; \mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k)$$

[0023]

[0024] (g는 쌍대 함수, w는 빔포밍 벡터, d는 쌍대 변수, h는 로컬 채널 정보, c는 제어 신호 세기에 영향을 미치는 기지국 간의 간섭 정보, $\check{\mathbf{c}}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, $\hat{\mathbf{c}}$ 는 c 중 기지국 k의 타 기지국의 제어 신호 세기에 미치는 능동 간섭 정보, 밀침자 k는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj는 기지국 k가 기지국 j에 미치는 정보를 나타내는 밀침자)

[0025] [수학식 4]

$$\begin{aligned}
\mathbf{w}_k &= V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \mathbf{d}_k) \triangleq \sqrt{p_k} \mathbf{A}_k^{-1} \mathbf{h}_{kk} \\
\text{where } \mathbf{A}_k &\triangleq \sum_{j \neq k} d_{kj} \mathbf{h}_{kj} \mathbf{h}_{kj}^H + d_{kk} \mathbf{I}, \\
p_k &\triangleq \left(\frac{1}{\ln 2} - \frac{\sum_{j \neq k} c_{jk} + \sigma^2}{\|\mathbf{A}_k^{-\frac{1}{2}} \mathbf{h}_{kk}\|^2} \right)^+ \frac{1}{\|\mathbf{A}_k^{-\frac{1}{2}} \mathbf{h}_{kk}\|^2}
\end{aligned}$$

[0026]

[0027] (w는 빔포밍 벡터, V는 빔 복구 함수, h는 로컬 채널 정보, $\check{\mathbf{c}}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, d는 쌍대 변수, 밀침자 k는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj는 기지국 k가 기지국 j에 미치는 정보를 나타내는 밀침자)

[0028] 또한, 상기 제1 신경망 모델은 소정의 목적 함수에 따라 기지국의 달성 가능 전송률의 기댓값을 최대화하는 방향으로 학습되어, 상기 로컬 채널 정보, 상기 가중치 정보, 상기 수동 간섭 정보로부터 상기 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 능동 간섭 정보를 도출하도록 학습된 파라미터를 포함할 수 있다.

[0029] 또한, 상기 제1 신경망 모델의 목적 함수는 하기 [수학식 5]를 포함할 수 있다.

[0030] [수학식 5]

$$J_C^{[t]}(\theta_C) = \mathbb{E}_{\mathcal{H}, \mathcal{M}} \left[u(\{r_k^{[t-1]}(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) : \forall k\}, \boldsymbol{\mu}) \right]$$

$$\text{where } r_k^{[t]}(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) = \log_2 \left(1 + \frac{|\mathbf{h}_{kk}^H V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k^{[t-1]}, \mathbf{d}_k^{[t]})|^2}{\sum_{j \neq k} c_{jk}^{[t]} + \sigma^2} \right)$$

$$\mathbf{d}_k^{[t]} = \mathcal{D}_{\theta_D^{[t]}}(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k^{[t-1]}, \hat{\mathbf{c}}_k^{[t]})$$

$$\check{\mathbf{c}}_k^{[t]} \triangleq \{c_{jk}^{[t]} : \forall j \neq k\}$$

[0031]

[0032] (J_C 는 제1 신경망 모델, θ_C 는 제1 신경망 모델의 파라미터, t는 epoch 차수, h는 로컬 채널 정보, $\check{\mathbf{c}}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, d는 쌍대 변수, 밀침자 k는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj는 기지국 k가 기지국 j에 미치는 정보를 나타내는 밀침자, 밀침자 H는 기지국 k의 로컬 채널 정보의 데이터셋, 밀침자 M은 기지국 k의 가중치 정보의 데이터셋)

[0033] 또한, 상기 제2 신경망 모델은 소정의 목적 함수에 따라 쌍대 변수의 기댓값을 최소화하는 방향으로 학습되어, 상기 로컬 채널 정보, 상기 수동 간섭 정보 및 상기 능동 간섭 정보로부터 상기 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 쌍대 변수를 도출하도록 학습된 파라미터를 포함할 수 있다.

[0034] 또한, 상기 제2 신경망 모델의 목적 함수는 하기 [수학식 6]를 포함할 수 있다.

[0035] [수학식 6]

$$J_D^{[t]}(\theta_D) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}_{\mathcal{H}_k, \mathcal{M}_k} \left[q^{[t]}(\mathbf{h}_k, \mathbf{d}_k) \right]$$

$$\text{where } q^{[t]}(\mathbf{h}_k, \mathbf{d}_k) \triangleq - \sum_{j \neq k} d_{kj} \left(|\mathbf{h}_{kj}^H V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k^{[t]}, \mathbf{d}_k^{[t-1]})|^2 - c_{kj}^{[t]} \right) \\ - d_{kk} \left(\|V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k^{[t]}, \mathbf{d}_k^{[t-1]})\|^2 - P \right)$$

[0036]

[0037] (J_D 는 제2 신경망 모델, θ_D 는 제2 신경망 모델의 파라미터, t는 epoch 수, K는 MISO IC를 구성하는 기지국 개수, h는 로컬 채널 정보, $\check{\mathbf{c}}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, d는 쌍대 변수, V는 빔 복구 함수, 밀침자 k는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj는 기지국 k가 기지국 j에 미치는 정보를 나타내는 밀침자, 밀침자 H_k 는 기지국 k의 로컬 채널 정보의 데이터셋, 밀침자 M_k 는 기지국 k의 가중치 정보의 데이터셋)

[0038] 또한, 상기 제1 신경망 모델과 상기 제2 신경망 모델은 학습 과정에서, 동일한 로컬 채널 정보의 데이터셋과, 가중치 정보의 데이터셋을 이용하여 epoch 별로 상기 제1 신경망 모델을 학습한 후 상기 제2 신경망 모델을 학습하는 방식으로 번갈아서 학습되어, epoch 별로 동일한 로컬 채널 정보와, 가중치 정보의 샘플에 의해 각각의 파라미터가 업데이트될 수 있다.

[0039] 일 실시예에 따른 빔포밍 생성 장치는 명령어를 포함하는 메모리; 및 상기 명령어를 기초로 소정의 동작을 수행하는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서의 동작은 MISO IC를 구성하는 기지국 중 기지국 k(k는 기지국의 식별 정보)에 대한 로컬 채널 정보, 상기 기지국 k의 가중치 정보 및 타 기지국이 상기 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보를 획득하는 동작; 상기 로컬 채널 정보, 상기 가중치 정보, 상기 수동 간섭 정보로부터 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 능동 간섭 정보를 도출하도록 학습된 제1 신경망 모델을 기초로 상기 기지국 k가 타 기지국의 제어 신호 세기에 미치는 능동 간섭 정보를 도출하는 동작; 상기 로컬 채널 정보,

상기 수동 간섭 정보 및 상기 능동 간섭 정보로부터 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 쌍대 변수를 도출하도록 학습된 제2 신경망 모델을 기초로 상기 기지국 k의 쌍대 변수를 도출하는 동작; 및 빔 복구 함수를 이용하여 상기 수동 간섭 정보, 상기 능동 간섭 정보 및 상기 쌍대 변수를 기초로 상기 기지국 k의 빔포밍 벡터를 도출하는 동작을 포함할 수 있다.

발명의 효과

- [0040] 본 발명은 다중 안테나 간섭 채널 시스템에서 각 기지국에서 확보할 수 있는 로컬 채널 정보와 빔포밍 결정에 필수적인 특징값을 이용하는 인공 신경망 구조를 설계하여 빔포밍 기법의 성능을 향상시키면서 계산 복잡도를 감소시킬 수 있다.
- [0041] 또한, 본 발명의 분산형 빔포밍 기법은 각 기지국에서 확보할 수 있는 로컬 채널 정보를 사용하므로, 글로벌 CSI를 필요로 하는 기존 딥러닝 기반 빔포밍 기법에 비해 정보 교환을 위한 백홀 오버헤드를 대폭 감소시킬 수 있다.
- [0042] 이에 따라, 본 발명은 기지국 수의 증가에도 성능 저하 없이 확장 가능하며 다양한 채널 환경에서도 우수한 성능을 보임에 따라 효율적인 간섭 관리와 높은 네트워크 성능을 가능하게 한다.
- [0043] 한편, 본 발명에 의한 효과는 이상에서 언급한 것들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 기술적 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

- [0044] 도 1은 일 실시예에 따른 MISO IC(Multiple Input Single Output Interference Channel) 시스템의 예시도이다.
- 도 2는 일 실시예에 따른 빔포밍 벡터 생성 장치의 구성도이다.
- 도 3은 일 실시예에 따른 빔포밍 벡터 생성 장치가 수행하는 동작의 단계를 나타낸 흐름도이다.
- 도 4는 일 실시예에 따른 빔포밍 벡터 생성 장치가 2개의 신경망 모델을 나누어 빔포밍 벡터를 도출하는 동작의 예시도이다.
- 도 5는 일 실시예에 따라 제1 신경망 모델, 제2 신경망 모델 및 빔 복구 함수의 입력 변수 및 출력 변수를 구체적으로 나타낸 예시도이다.
- 도 6은 본 문서의 실시예에 따라 신경망 모델을 2개로 나누어 사용한 실시예와, 신경망 모델을 1개의 목적 함수로 설정하여 사용한 실시예를 수행한 경우 WSR에 대한 성능을 비교한 예시도이다.
- 도 7은 본 문서의 실시예에 따라 신경망 모델을 2개로 나누어 사용한 실시예와, 신경망 모델을 1개의 목적 함수로 설정하여 사용한 실시예를 수행한 경우, Dual Convergence에 대한 성능을 비교한 예시도이다.
- 도 8 및 도 9는 빔포밍 벡터를 생성하는 중앙 집중형 방식, 본 문서의 실시예 및 기존 방식을 기초로 각각 ASR, AMR 성능을 비교한 예시도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0045] 본 발명의 목적과 기술적 구성 및 그에 따른 작용 효과에 관한 자세한 사항은 본 발명의 명세서에 첨부된 도면에 의거한 이하의 상세한 설명에 의해 보다 명확하게 이해될 것이다. 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 따른 실시예를 상세하게 설명한다.
- [0046] 본 명세서에서 개시되는 실시예들은 본 발명의 범위를 한정하는 것으로 해석되거나 이용되지 않아야 할 것이다. 이 분야의 통상의 기술자에게 본 명세서의 실시예를 포함한 설명은 다양한 응용을 갖는다는 것이 당연하다. 따라서, 본 발명의 상세한 설명에 기재된 임의의 실시예들은 본 발명을 보다 잘 설명하기 위한 예시적인 것이며 본 발명의 범위가 실시예들로 한정되는 것을 의도하지 않는다.
- [0047] 도면에 표시되고 아래에 설명되는 기능 블록들은 가능한 구현의 예들일 뿐이다. 다른 구현들에서는 상세한 설명의 사상 및 범위를 벗어나지 않는 범위에서 다른 기능 블록들이 사용될 수 있다. 또한, 본 발명의 하나 이상의 기능 블록이 개별 블록들로 표시되지만, 본 발명의 기능 블록들 중 하나 이상은 동일 기능을 실행하는 다양한 하드웨어 및 소프트웨어 구성들의 조합일 수 있다.
- [0048] 또한, 어떤 구성요소들을 포함한다는 표현은 “개방형”의 표현으로서 해당 구성요소들이 존재하는 것을 단순히

지칭할 뿐이며, 추가적인 구성요소들을 배제하는 것으로 이해되어서는 안 된다.

[0049] 나아가 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 “연결되어” 있다거나 “접속되어” 있다고 언급될 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 한다.

[0050] 이하, 본 발명의 다양한 실시예가 첨부된 도면을 참조하여 기재된다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 실시예의 다양한 변경(modification), 균등물(equivalent), 및/또는 대체물(alternative)을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0051] 도 1은 일 실시예에 따른 MISO IC(Multiple Input Single Output Interference Channel) 시스템의 예시도이다.

[0052] 도 1을 참조하면, 일 실시예에 따른 MISO IC는 K개(K는 2 이상의 자연수)의 기지국과 K개(K는 2 이상의 자연수)의 수신기를 포함할 수 있다. 이때 k번째 기지국(이하, '기지국 k'로 지칭)에서의 빔포밍 벡터를 $\mathbf{w}_k$ 라고 하면, 기지국 k에 대한 전력 제약은 $\|\mathbf{w}_k\|^2 \leq P$ 로 주어진다. 여기서, P는 전송 전력 예산이다. 기지국 k에서 수신기 j까지의 채널 벡터를 $\mathbf{h}_{kj}$ 라고 표기하면, 표준 채널 획득 과정을 사용하여 기지국 k는 모든 수신기 간 채널 벡터를 수집하는 로컬 채널 정보(Local Channel State Information)인 $\mathbf{h}_k$ 를 얻을 수 있다. 채널 벡터 $\mathbf{h}_{kj} = \mathbf{h}_k : \forall j$ 로 정의된다. 이에 따라, 수신기 k의 달성 가능 전송률(Achievable Rate)은 아래 [수학식 1]과 같이 정의될 수 있다.

[0053] [수학식 1]

$$R_k(\mathbf{H}, \mathbf{W}) = \log_2 \left(1 + \frac{|\mathbf{h}_{kk}^H \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{j \neq k} |\mathbf{h}_{jk}^H \mathbf{w}_j|^2 + \sigma^2} \right)$$

$$\text{where } \mathbf{H} \triangleq \{\mathbf{h}_k : \forall k\} \in \mathbb{C}^{M_T K \times K}$$

$$\mathbf{W} \triangleq \{\mathbf{w}_k : \forall k\} \in \mathbb{C}^{M_T \times K}$$

[0054]

[0055] 이때 MISO IC에서 인접 셀 간섭은 각 셀의 달성 가능 전송률 사이의 비자명(non-trivial)한 트레이드 오프를 야기한다. 이러한 문제는 $\mathbf{R}(\mathbf{H}, \mathbf{W}) \triangleq (R_1(\mathbf{H}, \mathbf{W}), \dots, R_K(\mathbf{H}, \mathbf{W}))$ 로 정의되는 달성 가능 전송률 영역의 팔레토 경계(Pareto boundary)를 식별하는 문제로 해석 가능하다. 여기서, 팔레토 경계는 rate tuple $\mathbf{R}(\mathbf{H}, \mathbf{W})$ 중 $R_k(\mathbf{H}, \mathbf{W}') \geq R_k(\mathbf{H}, \mathbf{W}), \forall k$ 의 조건을 만족하는 $\mathbf{W}'$ 이 존재하지 않는다는 것을 의미한다.

[0056] MISO IC에서는 달성 가능 전송률로서, WSR(Weighted Sum Rate Maximization), 또는, WMR(Weighted Min Rate Maximization) 문제로 대변되는 네트워크 유틸리티 함수를 최대화하는 문제를 풀어 팔레토 경계 위에 존재하는 최적점(optimal point)을 얻는 것이 기존의 접근법이다. 하지만 이러한 방법론은 글로벌 지역 정보(Global Channel State Information)를 기반으로 많은 반복 횟수를 동반한 알고리즘으로 귀결된다. 이에 따라, 본 발명은 MISO IC(Multiple Input Single Output Interference Channel)를 구성하는 기지국의 분산 정보를 반영하는 특징값 기반의 덤퍼닝 모델을 통해 최적의 빔포밍 벡터를 생성하는 기술을 사용하기 위해 다음의 이론적 접근을 제시한다.

[0057] 먼저, 본 발명은 각 기지국에서의 최적 빔포밍 벡터를 구하는 경우, 간섭 온도 제약(Interference Temperature Constraint)를 이용하여 빔포밍 벡터를 계산할 수 있다.

[0058] 본 문서의 실시예에서 간섭 온도 제약(c)는 타 기지국이 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보 ($\check{\mathbf{c}}_k \triangleq \{c_{jk} : \forall j \neq k\} \in \mathbb{R}^{K-1}$)와, 기지국 k가 타 기지국의 제어 신호 세기에 미치는 능동 간섭 정보 ($\hat{\mathbf{c}}_k \triangleq \{c_{kj} : \forall j \neq k\} \in \mathbb{R}^{K-1}$)로 구분하여 설명한다.

[0059] 이처럼, 간섭 온도 제약(c)는 각각 기지국 k의 간섭 링크와 간섭받는 링크의 신호 파워를 제어할 수 있다. 이를 이용하면 MISO IC의 팔레토 경계에서 최적점을 결정하는 중앙 집중형 문제를 각각 기지국 k에서 빔포밍 최적화 문제로 하기 [수학식 2]와 같이 분석할 수 있게 된다.

[0060] [수학식 2]

$$r_k(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) = \max_{\mathbf{w}_k} \log_2 \left(1 + \frac{|\mathbf{h}_{kk}^H \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{j \neq k} c_{jk} + \sigma^2} \right)$$

$$\text{subject to } |\mathbf{h}_{kj}^H \mathbf{w}_k|^2 \leq c_{kj}, \forall j \neq k$$

$$\|\mathbf{w}_k\|^2 \leq P,$$

[0061]

[0062] (r은 기지국의 달성 가능 전송률, w는 빔포밍 벡터, h는 로컬 채널 정보, c는 제어 신호 세기에 영향을 미치는 기지국 간의 간섭 정보, 밀침자 k는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj 는 기지국 k가 j 기지국에 미치는 정보를 나타내는 밀침자)

[0063] 또한, [수학식 2]에 대한 Lagrangian 분석을 수행하면 하기 [수학식 3]과 같다.

[0064] [수학식 3]

$$L(\mathbf{w}_k, \mathbf{d}_k; \mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k)$$

$$= \log_2 \left(1 + \frac{|\mathbf{h}_{kk}^H \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{j \neq k} c_{jk} + \sigma^2} \right)$$

$$- \sum_{j \neq k} d_{kj} (|\mathbf{h}_{kj}^H \mathbf{w}_k|^2 - c_{kj}) - d_{kk} (\|\mathbf{w}_k\|^2 - P)$$

[0065]

[0066] (L은 Lagrangian 함수, w는 빔포밍 벡터, h는 로컬 채널 정보, c는 제어 신호 세기에 영향을 미치는 기지국 간의 간섭 정보, $\check{\mathbf{c}}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, $\hat{\mathbf{c}}$ 는 c 중 기지국 k의 타 기지국의 제어 신호 세기에 미치는 능동 간섭 정보, d는 쌍대 변수, 밀침자 k는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj 는 기지국 k가 j 기지국에 미치는 정보를 나타내는 밀침자)

[0067] 또한, [수학식 2]와 [수학식 3]에 Lagrangian 분석을 적용하면, 아래 [수학식 4]와 같은 쌍대 함수 g와, 아래 [수학식 5]와 같은 최적 빔포밍 벡터에 대한 수식이 도출된다.

[0068] [수학식 4]

$$g(\mathbf{d}_k; \mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) = \max_{\mathbf{w}_k} L(\mathbf{w}_k, \mathbf{d}_k; \mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k)$$

[0069]

[0070] (g는 쌍대 함수, w는 빔포밍 벡터, d는 쌍대 변수, h는 로컬 채널 정보, c는 제어 신호 세기에 영향을 미치는 기지국 간의 간섭 정보, $\check{\mathbf{c}}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, $\hat{\mathbf{c}}$ 는 c 중 기지국 k의 타 기지국의 제어 신호 세기에 미치는 능동 간섭 정보, 밀침자 k는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj 는 기지국 k가 j 기지국에 미치는 정보를 나타내는 밀침자)

[0071] [수학식 5]

$$\mathbf{w}_k = V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \mathbf{d}_k) \triangleq \sqrt{p_k} \mathbf{A}_k^{-1} \mathbf{h}_{kk}$$

$$\text{where } \mathbf{A}_k \triangleq \sum_{j \neq k} d_{kj} \mathbf{h}_{kj} \mathbf{h}_{kj}^H + d_{kk} \mathbf{I},$$

$$p_k \triangleq \left(\frac{1}{\ln 2} - \frac{\sum_{j \neq k} c_{jk} + \sigma^2}{\|\mathbf{A}_k^{-\frac{1}{2}} \mathbf{h}_{kk}\|^2} \right)^+ \frac{1}{\|\mathbf{A}_k^{-\frac{1}{2}} \mathbf{h}_{kk}\|^2}$$

[0072]

[0073] ($\mathbf{w}$ 는 빔포밍 벡터, V 는 빔 복구 함수, $\mathbf{h}$ 는 로컬 채널 정보, $\check{\mathbf{c}}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k 의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, $\mathbf{d}$ 는 쌍대 변수, 밀침자 k 는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj 는 기지국 k 가 j 기지국에 미치는 정보를 나타내는 밀침자)

[0074] 여기서, [수학식 5]를 참조하면, 최적의 빔포밍 벡터 $\mathbf{w}_k$ 를 결정하는 특징값은 수동 간섭 정보 $\check{\mathbf{c}}_k$, 쌍대 변수 $\mathbf{d}_k$ (dual variable)를 갖는다는 것을 알 수 있다. 또한, 능동 간섭 정보 $\hat{\mathbf{c}}_k$ 는 쌍대 변수를 식별하는 역할을 하므로, 최종적으로 능동 간섭 정보 $\hat{\mathbf{c}}_k$, 수동 간섭 정보 $\check{\mathbf{c}}_k$, 쌍대 변수 $\mathbf{d}_k$ 가 최적의 빔포밍 벡터를 결정하는 특징값이라는 것으로 정의할 수 있다.

[0075] 본 발명은 상술한 이론적 접근에 기반하여 빔포밍 벡터를 계산하기 위해 학습에 필요한 신경망 모델의 특징값으로서 능동 간섭 정보 $\hat{\mathbf{c}}_k$, 수동 간섭 정보 $\check{\mathbf{c}}_k$, 쌍대 변수 $\mathbf{d}_k$ 를 사용한다.

[0076] 또한, 위의 수학식에 따르면 쌍대 변수 $\mathbf{d}_k$ 를 결정하기 위해선 능동 간섭 정보 $\hat{\mathbf{c}}_k$ 를 먼저 결정해야 하며, 빔포밍 벡터가 최적화되기 위한 능동 간섭 정보 $\hat{\mathbf{c}}_k$ 와 쌍대 변수 $\mathbf{d}_k$ 의 방향성이 상이하다는 점에 따라, 2개의 신경망 모델을 나누어 사용하는 기술을 제시한다. 이하, 도 2 내지 도 9를 통해 본 발명의 실시예를 구체적으로 설명한다.

[0077] 도 2는 일 실시예에 따른 빔포밍 벡터 생성 장치(100)(이하, '장치(100)'로 지칭)의 구성도이다. 빔포밍 벡터 생성 장치(100)는 MISO IC 시스템을 구성하는 각각의 기지국에 구비되어 각 기지국의 빔포밍 벡터를 제어할 수 있다.

[0078] 도 2를 참조하면, 일 실시예에 따른 장치(100)는 각각 메모리(110), 프로세서(120), 입출력 인터페이스(130) 및 통신 인터페이스(140)를 포함할 수 있다.

[0079] 메모리(110)는 외부 장치로부터 획득한 데이터 또는 스스로 생성한 데이터를 저장할 수 있다. 메모리(110)는 프로세서(120)의 동작을 수행시킬 수 있는 명령어들을 저장할 수 있다. 또한, 메모리(110)는 MISO IC와 관련된 정보(ex. 기지국 개수 등)와, 장치(100)가 탑재된 기지국 자신의 지역 채널 정보와 가중치 정보 등을 저장할 수 있다.

[0080] 프로세서(120)는 전반적인 동작을 제어하는 연산 장치이다. 프로세서(120)는 메모리(110)에 저장된 명령어들을 실행할 수 있다. 본 문서의 실시예에 따라 후술할 도 3의 장치(100)의 동작은 프로세서(120)에 의해 수행되는 동작으로 이해될 수 있다.

[0081] 입출력 인터페이스(130)는 정보를 입력하거나 출력하는 하드웨어 인터페이스 또는 소프트웨어 인터페이스를 포함할 수 있다.

[0082] 통신 인터페이스(140)는 통신망을 통해 정보를 송수신 할 수 있게 한다. 이를 위해, 통신 인터페이스(140)는 무선 통신모듈 또는 유선 통신모듈을 포함할 수 있다.

- [0083] 장치(100)는 프로세서(120)를 통해 연산을 수행하고 네트워크를 통해 정보를 송수신할 수 있는 다양한 형태의 장치로 구현될 수 있다. 예를 들면, 서버, 컴퓨터 장치, 휴대용 통신 장치, 스마트 폰, 휴대용 멀티미디어 장치, 노트북, 태블릿 PC 등의 형태로 구현될 수 있으나, 이러한 예시에 한정되는 것은 아니다.
- [0084] 도 3은 일 실시예에 따른 장치(100)가 수행하는 동작의 흐름도이다. 도 3의 실시예에 따른 장치(100)의 동작은 프로세서(120)에 의해 수행되는 동작으로 이해될 수 있다.
- [0085] 도 3에 개시된 각 단계는 본 발명의 목적을 달성함에 있어서 바람직한 실시예일 뿐이며, 필요에 따라 일부 단계가 추가 또는 삭제될 수 있음은 물론이고, 어느 한 단계가 다른 단계에 포함되어 수행될 수도 있다. 도 3에 개시된 각 동작의 순서는 이해의 편의를 위해 배치된 순서일 뿐, 이러한 순서가 시계열적인 순서로 한정되는 것이 아니며, 설계자의 선택에 따라 순서가 다르게 변경되어 동작될 수 있다.
- [0086] 도 3을 참조하면, S1010 단계에서, 장치(100)는 MISO IC 시스템을 구성하는 복수의 기지국 중 k 번째 기지국(이하, '기지국 k '로 지칭, k 는 기지국의 식별 정보)에 대한 로컬 채널 정보 $\mathbf{h}_k$, 기지국 k 의 가중치 정보 μ_k 및 수동 간섭 정보 $\check{\mathbf{c}}_k$ 를 획득할 수 있다.
- [0087] 기지국 k 에 대한 로컬 채널 정보 $\mathbf{h}_k$ 는 기지국 k 가 다른 수신기에 미치는 CSI(Channel State Information)로서, 장치(100)는 상술한 로컬 채널 정보(Local Channel State Information)를 외부로부터 획득하거나 기 저장할 수 있다. 이때 로컬 채널 정보는 기지국 k 가 자신의 기지국에 미치는 로컬 채널 정보인 $\mathbf{h}_{kk}$ 와 기지국 k 가 기지국 j (=타 기지국, $k \neq j$)에 영향을 미치는 로컬 채널 정보인 $\mathbf{h}_{kj}$ 를 포함할 수 있다.
- [0088] 기지국 k 의 가중치 정보 μ_k 는 MISO IC를 구성하는 기지국 중 기지국 k 에 대하여 기 설정된 정보로서, 장치(100)는 가중치 정보를 외부로부터 획득하거나 기 저장할 수 있다.
- [0089] 수동 간섭 정보 $\check{\mathbf{c}}_k$ 는 기지국 j (=타 기지국, $k \neq j$)가 기지국 k 의 제어 신호 세기에 미치는 간섭 온도 제약 정보이다. MISO IC 시스템의 구동 초기에 장치(100)는 수동 간섭 정보 $\check{\mathbf{c}}_k$ 로서 기 설정된 값(ex. 초기값)을 사용할 수 있다. MISO IC 시스템의 구동 중에 장치(100)는 타 기지국으로부터 백홀 협력을 통해 수동 간섭 정보 $\check{\mathbf{c}}_k$ (=타 기지국 입장의 관점에서는 후술할 S1020 단계를 통해 타 기지국이 생성한 능동 간섭 정보 $\hat{\mathbf{c}}_k$)를 획득할 수 있다.
- [0090] 이에 따라, 본 발명의 후술할 실시예는 후술할 분산 정보인 로컬 채널 정보, 가중치 정보, 그리고, MISO IC를 구성하는 기지국의 분산 정보를 반영한 특징값이자 스칼라 정보로 구성된 간섭 온도 제약(Interference Temperature Constraint)으로서 능동 간섭 정보 $\hat{\mathbf{c}}_k$ 및 수동 간섭 정보 $\check{\mathbf{c}}_k$, 그리고 쌍대 변수 $\mathbf{d}_k$ 를 기초로 학습된 신경망을 이용하여 최적의 빔포밍 벡터를 생성할 수 있다.
- [0091] 후술할 실시예는 상술한 [수학식 3]에서 빔포밍 벡터가 최적화되기 위한 능동 간섭 정보 $\hat{\mathbf{c}}_k$ 와 쌍대 변수 $\mathbf{d}_k$ 의 방향성이 상이하다는 점에 따라, S1020 단계와 S1030 단계에서 2개의 신경망 모델을 나누어 사용하는 실시예를 도 4와 함께 제시한다.
- [0092] 도 4는 일 실시예에 따른 장치(100)가 2개의 신경망 모델을 나누어 빔포밍 벡터를 도출하는 동작의 예시도이다. 도 4에서 $\mathcal{C}_{\theta_C}(\cdot)$ 는 제1 신경망 모델, $\mathcal{D}_{\theta_D}(\cdot)$ 는 제2 신경망 모델, $\mathbf{V}(\cdot)$ 는 빔 복수 함수를 의미한다.
- [0093] S1020 단계에서, 장치(100)는 로컬 채널 정보 $\mathbf{h}_k$, 가중치 정보 μ_k , 수동 간섭 정보 $\check{\mathbf{c}}_k$ 로부터 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터 $\mathbf{w}_k$ (ex. 상술한 [수학식 3]의 조건을 만족하는 빔포밍 벡터)를 생성하기 위한 능동 간섭 정보를 도출하도록 학습된 제1 신경망 모델을 기초로 기지국 k 가 타 기지국의 제어 신호 세기에 미치는 능동 간섭

정보 $\hat{\mathbf{c}}_k$ 를 도출할 수 있다.

- [0094] 일 예로, 제1 신경망 모델은 소정의 딥러닝 알고리즘을 기초로 학습되는 모델로서, 시냅스의 결합으로 네트워크를 형성한 인공 뉴런들로 구성되는, 문제 해결 능력을 가지는 모델 전반을 포함할 수 있다. 인공 신경망은 다른 레이어의 뉴런들 사이의 연결 패턴, 모델 파라미터를 갱신하는 학습 과정, 출력값을 생성하는 활성화 함수에 따라 설계될 수 있다.
- [0095] 인공 신경망은 입력 레이어(Input Layer), 출력 레이어(Output Layer), 그리고 선택적으로 하나 이상의 은닉 레이어(Hidden Layer)를 포함할 수 있다. 각 층은 하나 이상의 뉴런을 포함하고, 인공 신경망은 뉴런과 뉴런을 연결하는 시냅스를 포함할 수 있다. 인공 신경망에서 각 뉴런은 시냅스를 통해 입력되는 입력 신호들, 가중치, 편향에 대한 활성화 함수의 함수값을 출력할 수 있다.
- [0096] 모델 파라미터는 학습을 통해 결정되는 파라미터를 의미하며, 시냅스 연결의 가중치와 뉴런의 편향 등을 포함할 수 있다. 또한, 하이퍼파라미터는 머신러닝 알고리즘에서 학습 전에 설정되어야 하는 파라미터를 의미하며, 학습률(Learning Rate), 학습 횟수(epoch), 배치 크기(batch size), 초기화 함수 등을 포함할 수 있다.
- [0097] 일 예로, 제1 신경망 모델의 파라미터는 소정의 목적 함수에 따라 기지국의 달성 가능 전송률(Achievable Rate)(ex. WSR, WMR)의 기댓값을 최대화되는 방향으로 학습되어, 로컬 채널 정보, 가중치 정보, 수동 간섭 정보로부터 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 능동 간섭 정보를 도출하도록 지도 학습될 수 있다.
- [0098] 예를 들어, 제1 신경망 모델의 목적 함수는 상술한 [수학식 3]의 우변 첫항에 기반하여 하기 [수학식 6]을 포함할 수 있다.
- [0099] [수학식 6]

$$J_C^{[t]}(\theta_C) = \mathbb{E}_{\mathcal{H}, \mathcal{M}} \left[u(\{r_k^{[t-1]}(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) : \forall k\}, \mu) \right]$$

$$\text{where } r_k^{[t]}(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) = \log_2 \left(1 + \frac{|\mathbf{h}_{kk}^H V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k^{[t-1]}, \mathbf{d}_k^{[t]})|^2}{\sum_{j \neq k} c_{jk}^{[t]} + \sigma^2} \right)$$

$$\mathbf{d}_k^{[t]} = \mathcal{D}_{\theta_D^{[t]}}(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k^{[t-1]}, \hat{\mathbf{c}}_k^{[t]})$$

$$\check{\mathbf{c}}_k^{[t]} \triangleq \{c_{jk}^{[t]} : \forall j \neq k\}$$

- [0100]
- [0101] (J_C 는 제1 신경망 모델, θ_C 는 제1 신경망 모델의 파라미터, [t]는 epoch 차수, $\mathbf{h}$ 는 로컬 채널 정보, $\check{\mathbf{c}}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, $\mathbf{d}$ 는 쌍대 변수, 밀침자 k는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj는 기지국 k가 기지국 j에 미치는 정보를 나타내는 밀침자, 밀침자 H는 기지국 k의 로컬 채널 정보의 데이터셋, 밀침자 M은 기지국 k의 가중치 정보의 데이터셋)
- [0102] 일 예로, 장치(100)는 상술한 제1 신경망 함수의 목적 함수인 [수학식 6]에 따라, 제1 신경망 모델의 목적 함수에 기반한 신경망 모델의 출력값과, 데이터셋에 기반한 실제 정답값 간의 차이에 대한 손실 함수가 최소화되도록 제1 신경망 모델의 파라미터를 학습시킬 수 있다. 장치(100)는 학습 단계에서 손실 함수의 기울기가 최소화되는 방향으로 제1 신경망 모델의 가중치를 갱신할 수 있고, 이는 학습 단계별 오차 역전파 과정을 통해 이루어질 수 있다.
- [0103] 이를 통해 학습된 제1 신경망 모델은 상술한 S1020 단계에서 사용될 수 있고, 장치(100)는 기지국 k에 구비되어 능동 간섭 정보를 도출할 수 있다.
- [0104] S1030 단계에서, 장치(100)는 로컬 채널 정보 $\mathbf{h}_k$, 수동 간섭 정보 $\check{\mathbf{c}}_k$ 및 S1020 단계에서 생성된 능동 간섭 정보 $\hat{\mathbf{c}}_k$ 로부터 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터 $\mathbf{w}_k$ (ex. 상술한 [수학식 3]의 조건을 만족하는 빔포밍 벡터)를

생성하기 위한 쌍대 변수를 도출하도록 학습된 제2 신경망 모델을 기초로 기지국 k의 쌍대 변수 $\mathbf{d}_k$ 를 도출할 수 있다.

[0105] 일 예로, 제2 신경망 모델은 소정의 딥러닝 알고리즘을 기초로 학습되는 모델로서, 시냅스의 결합으로 네트워크를 형성한 인공 뉴런들로 구성되는, 문제 해결 능력을 가지는 모델 전반을 포함할 수 있다. 인공 신경망은 다른 레이어의 뉴런들 사이의 연결 패턴, 모델 파라미터를 갱신하는 학습 과정, 출력값을 생성하는 활성화 함수에 따라 설계될 수 있다.

[0106] 인공 신경망은 입력 레이어(Input Layer), 출력 레이어(Output Layer), 그리고 선택적으로 하나 이상의 은닉 레이어(Hidden Layer)를 포함할 수 있다. 각 층은 하나 이상의 뉴런을 포함하고, 인공 신경망은 뉴런과 뉴런을 연결하는 시냅스를 포함할 수 있다. 인공 신경망에서 각 뉴런은 시냅스를 통해 입력되는 입력 신호들, 가중치, 편향에 대한 활성화 함수의 함수값을 출력할 수 있다.

[0107] 모델 파라미터는 학습을 통해 결정되는 파라미터를 의미하며, 시냅스 연결의 가중치와 뉴런의 편향 등을 포함할 수 있다. 또한, 하이퍼파라미터는 머신러닝 알고리즘에서 학습 전에 설정되어야 하는 파라미터를 의미하며, 학습률(Learning Rate), 학습 횟수(epoch), 배치 크기(batch size), 초기화 함수 등을 포함할 수 있다.

[0108] 일 예로, 제2 신경망 모델의 파라미터는 소정의 목적 함수에 따라 쌍대 변수의 기댓값을 최소화하는 방향([수학식 3]에 따르면 쌍대 변수를 포함하는 둘째항과 셋째항의 부호가 '-' 이므로)으로 학습되어, 로컬 채널 정보, 수동 간섭 정보 및 능동 간섭 정보로부터 상기 기 설정된 목적의 빔포밍 벡터를 생성하기 위한 쌍대 변수를 도출하도록 지도 학습될 수 있다.

[0109] 예를 들어, 제2 신경망 모델의 목적 함수는 상술한 [수학식 3]의 우변 둘째항과 셋째항에 기반하여 하기 [수학식 7]을 포함할 수 있다.

[0110] [수학식 7]

$$J_D^{[t]}(\theta_D) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbb{E}_{\mathcal{H}_k, \mathcal{M}_k} \left[q^{[t]}(\mathbf{h}_k, \mathbf{d}_k) \right]$$

$$\text{where } q^{[t]}(\mathbf{h}_k, \mathbf{d}_k) \triangleq - \sum_{j \neq k} d_{kj} \left(|\mathbf{h}_{kj}^H V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k^{[t]}, \mathbf{d}_k^{[t-1]})|^2 - c_{kj}^{[t]} \right)$$

$$- d_{kk} \left(\|V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k^{[t]}, \mathbf{d}_k^{[t-1]})\|^2 - P \right)$$

[0111]

[0112] (J_D 는 제2 신경망 모델, θ_D 는 제2 신경망 모델의 파라미터, t는 epoch 수, K는 MISO IC를 구성하는 기지국 개수, h는 로컬 채널 정보, $\check{\mathbf{c}}$ 는 c 중 타 기지국이 기지국 k의 제어 신호 세기에 미치는 수동 간섭 정보, d는 쌍대 변수, V는 빔 복구 함수, 밀침자 k는 기지국의 식별정보, 밀침자 kj는 기지국 k가 기지국 j에 미치는 정보를 나타내는 밀침자, 밀침자 $\mathbf{H}_k$ 는 기지국 k의 로컬 채널 정보의 데이터셋, 밀침자 $\mathbf{M}_k$ 는 기지국 k의 가중치 정보의 데이터셋)

[0113] 장치(100)는 상술한 제2 신경망 함수의 목적 함수인 [수학식 7]에 따라, 제2 신경망 모델의 목적 함수에 기반한 신경망 모델의 출력값과, 데이터셋에 기반한 실제 정답값 간의 차이에 대한 손실 함수가 최소화되도록 제2 신경망 모델의 파라미터를 학습시킬 수 있다. 장치(100)는 학습 단계에서 손실 함수의 기울기가 최소화되는 방향으로 제2 신경망 모델의 가중치를 갱신할 수 있고, 이는 학습 단계별 오차 역전파 과정을 통해 이루어질 수 있다.

[0114] 이를 통해 학습된 제2 신경망 모델은 상술한 S1030 단계에 적용되어, 장치(100)가 구비된 기지국에서 쌍대 변수를 도출할 수 있도록 한다.

[0115] 한편, 제1 신경망 모델과 제2 신경망 모델은 학습 과정에서, 동일한 로컬 채널 정보의 데이터셋과, 가중치 정보의 데이터셋을 이용하여 epoch의 차수 별로 제1 신경망 모델을 학습한 후 제2 신경망 모델을 학습하는 방식으로 번갈아서 학습되어, epoch 차수 별로 동일한 로컬 채널 정보와, 가중치 정보의 샘플에 의해 각각의 파라미터가

업데이트될 수 있다.

[0116] S1040 단계에서, 장치(100)는 빔 복귀 함수 $V(\cdot)$ 를 이용하여 수동 간섭 정보 $\check{c}_k$, 능동 간섭 정보 $\hat{c}_k$ 및 쌍대 변수 d_k 를 기초로 기 설정된 목적(=수학식 3)을 만족하는 조건의 빔포밍 벡터 w_k 를 도출할 수 있다. 이때 빔 복귀 함수는 다양한 종류의 공지된 빔 복귀 함수를 이용할 수 있으며, 일 예로, 빔 복귀 함수는 본 문서의 선행기술로 기재된 비특허문헌의 빔 복귀 함수를 포함할 수 있다.

[0117] 도 5는 일 실시예에 따라 제1 신경망 모델, 제2 신경망 모델 및 빔 복귀 함수에 대한 입력 변수 및 출력 변수를 구체적으로 나타낸 예시도이다. 도 5에서 $C_{\theta_C}(\cdot)$ 는 제1 신경망 모델을 의미한다. 제2 신경망 모델은 [수학식 7]의 목적 함수에 포함된 쌍대 변수 d_k 중 하나인 쌍대 변수 d_{kj} 를 구하는 항과, 다른 하나인 d_{kk} 를 구하는 항이 나뉘어져 있으므로, 각각의 쌍대 변수를 기준으로 제2 신경망 모델 $D_{\theta_D}(\cdot)$ 을 나누어 $D_{\psi_{II}}(\cdot)$ 와 $D_{\psi_P}(\cdot)$ 로 표현하였다. $V(\cdot)$ 는 빔 복귀 함수를 의미한다.

[0118] 도 5를 참조하면, 장치(100)는 제1 신경망 모델 $C_{\theta_C}(\cdot)$ 에 지역 채널 정보 $h_{kj}(h_{k1} \sim c_{kK})$ 와 가중치 정보 μ_k 를 입력하여 능동 간섭 정보 $c_{kj}, \forall j \neq k, (c_{k1} \sim c_{kK})$ 를 생성할 수 있다. 능동 간섭 정보 $c_{kj}, \forall j \neq k$,는 기지국 k에서 기지국 j로 발생하는 간섭 전력 $|h_{kj}^H w_k|^2$ 를 조절할 수 있다.

[0119] 상술한 설명에 따르면 제1 신경망 모델의 입출력 정보의 관계는 하기 [수학식 8]로 정리된다.

[0120] [수학식 8]

$$c_{kj} = C_{\theta_C}(h_{kk}, h_{kj}, \mu_k).$$

[0121]

[0122] 한편, 제1 신경망 모델의 입력과 출력 차원은 네트워크 크기 K와 무관하므로 임의의 기지국 개수 K에 대해 확장 가능한 것을 알 수 있다. $c_{kj}, \forall j \neq k$,는 간섭 신호 전력 $|h_{kj}^H w_k|^2$ 의 상한으로 작용하므로, $c_{kj}, \forall j \neq k$,는 $[0, P\|h_{kj}\|^2]$ 구간에 존재한다. 이러한 제약은 인공 신경망의 출력 레이어에서 sigmoid 함수를 사용하고 sigmoid 함수를 통과한 출력에 $P\|h_{kj}\|^2$ 를 곱해서 해결할 수 있다. 한편, 능동 간섭 정보 $c_{kj}, \forall j \neq k$,는 기지국 k로부터 간섭을 주는 기지국 j에게 전달되는 스칼라 협력 메시지로 활용된다. 즉, 기지국 j는 기지국 k가 생성한 능동 간섭 정보를 자신의 기지국에 대한 수동 간섭 정보로서 이용할 수 있다. 이는 모든 $j \neq k$ 에 대해 해당한다. 따라서, [수학식 8]의 K-1회 병렬 연산을 통해 능동 간섭 정보 $\hat{c}_k$ 는 하기 [수학식 9]와 같이 도출될 수 있다.

[0123] [수학식 9]

$$\hat{c}_k = \{C_{\theta_C}(h_{kk}, h_{kj}, \mu_k) : \forall j \neq k\}.$$

[0124]

[0125] 다시, 도 5를 참조하면, 장치(100)는 제2 신경망 모델을 활용함에 있어, 쌍대 변수 d_k 를 생성하는 데 수동 간섭 정보 $\check{c}_k$ 를 활용한다. 상술한 제2 신경망 모델의 목적 함수인 [수학식 7]에서 볼 수 있듯이, 쌍대 변수

$\mathbf{d}_k$ 는 두 종류의 쌍대 변수 d_{kj} 와 d_{kk} 를 포함한다. 구체적으로, $\{d_{kj} : \forall j \neq k\}$ 는 간섭 기지국에 대한 간섭 온도 제약과 관련이 있으며, d_{kk} 는 기지국 k의 전력 제약을 조절한다. 이러한 쌍대 변수의 이질적인 역할은 서로 다른 계산 절차를 필요로 하므로, 제2 신경망 모델 $\mathcal{D}_{\theta_D}(\cdot)$ 을 $\mathcal{D}_{\psi_{IT}}(\cdot)$ 와 $\mathcal{D}_{\psi_P}(\cdot)$ 로 나누어 설명한다. 이때 $\mathcal{D}_{\psi_{IT}}(\cdot)$ 와 $\mathcal{D}_{\psi_P}(\cdot)$ 의 훈련 가능한 파라미터 ψ_{IT} 와 ψ_P 는 함께 $\theta_D = \{\psi_{IT}, \psi_P\}$ 를 형성하여, 쌍대 변수 $\{d_{kj} : \forall j \neq k\}$ 와 d_{kk} 를 결정할 수 있다.

[0126] 먼저, d_{kj} 를 결정하는 $\mathcal{D}_{\psi_{IT}}(\cdot)$ 에 대해 설명한다. 상술한 [수학식 4]의 Lagrange duality 분석에 따르면, 최적의 이중 변수는 쌍대 함수(dual function) $g(\cdot)$ 를 최소화한다. 따라서, d_{kj} 는 Lagrange의 부분 기율기에 따라 반복적으로 최적화될 수 있다.

[0127] [수학식 10]

$$\begin{aligned} \partial_{d_{kj}} L(\mathbf{w}_k, \mathbf{d}_k; \mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k) |_{\mathbf{w}_k=V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \mathbf{d}_k)} \\ = c_{kj} - |\mathbf{h}_{kj}^H V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \mathbf{d}_k)|^2. \end{aligned}$$

[0128]

[0129] 다음으로, d_{kk} 를 결정하는 $\mathcal{D}_{\psi_P}(\cdot)$ 에 대해 설명한다. d_{kk} 는 상술한 [수학식 4]에서 전력 제어 변수 p_k 를 조정하여 기지국 k의 전송 전력, 즉 $\|\mathbf{w}_k\|^2$ 를 조절한다. 따라서, $\mathcal{D}_{\psi_P}(\cdot)$ 에 대한 입력값은 $\mathbf{h}_{kk}$ 와 $\sum_{j \neq k} c_{jk}$ 가 포함되어야 한다. 또한, 수학식 4에서 $\mathbf{A}_k$ 의 잠재 특징을 추출하는 데 필요한 간섭 채널의 가중합 $\sum_{j \neq k} d_{kj} \mathbf{h}_{kj}$ 을 입력으로 선택한다. 이러한 통찰에 따라, $\mathcal{D}_{\psi_P}(\cdot) : \mathbb{C}^{M_T} \times \mathbb{C}^{M_T} \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ 은 하기와 같이 [수학식 11]과 같이 정의될 수 있다.

[0130] [수학식 11]

$$d_{kk} = \mathcal{D}_{\psi_P} \left(\mathbf{h}_{kk}, \sum_{j \neq k} d_{kj} \mathbf{h}_{kj}, \sum_{j \neq k} c_{jk} \right)$$

[0131]

[0132] 이때 쌍대 변수가 양수여야 한다는 조건을 보장하기 위해 softplus 활성화 함수가 $\mathcal{D}_{\psi_{IT}}(\cdot)$ 와 $\mathcal{D}_{\psi_P}(\cdot)$ 의 출력 레이어에 사용될 수 있다.

[0133] 장치(100)는 제1 신경망 모델 $\mathcal{C}_{\theta_C}(\cdot)$ 과 제2 신경망 모델 $\mathcal{D}_{\theta_D}(\cdot)$ 을 활용하여 빔 특징값 $(\hat{\mathbf{c}}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \mathbf{d}_k)$ 을 얻을 수 있다. 따라서, 빔 복귀 함수 $V(\cdot)$ 는 빔 특징값에 기반하여 $\mathbf{w}_k$ 를 계산할 수 있다. 이러한 분산 연산은 최종 빔 형성 최적화기 연산 $\mathcal{V}_{\theta}(\cdot)$ 를 하기 [수학식 12]와 같이 정의할 수 있다.

[0134] [수학식 12]

$$\mathbf{W} = \{\mathbf{w}_k : \forall k\} = \mathcal{V}_{\theta}(\mathbf{H}, \mu) \triangleq \{V(\mathbf{h}_k, \check{\mathbf{c}}_k, \mathbf{d}_k) : \forall k\}.$$

[0135]

[0136] 도 6은 본 문서의 실시예에 따라 신경망 모델을 2개로 나누어 사용한 실시예(Proposed)와, 신경망 모델을 [수학식 3] 자체를 1개의 목적 함수로 설정하여 사용한 실시예(Conventional)을 수행한 경우 WSR에 대한 성능을 비교한 예시도이다.

- [0137] 도 6을 참조하면, Epoch의 차수가 증가할수록 [수학식 3] 자체를 목적 함수로 1개의 목적 함수로 설정한 실시예에 비하여, 본 문서의 실시예와 같이 신경망 모델을 목적 함수에 따라 2개로 나누어 학습한 경우의 실시예가 보다 높은 WSR에 대한 달성할 수 있음을 확인할 수 있다.
- [0138] 도 7은 본 문서의 실시예에 따라 신경망 모델을 2개로 나누어 사용한 실시예(Proposed)와, 신경망 모델을 [수학식 3] 자체를 1개의 목적 함수로 설정하여 사용한 실시예(Conventional)을 수행한 경우, Dual Convergence에 대한 성능을 비교한 예시도이다.
- [0139] 도 7을 참조하면, Epoch의 차수가 증가할수록 [수학식 3] 자체를 1개의 목적 함수로 설정한 실시예에 비하여, 본 문서의 실시예와 같이 신경망 모델을 목적 함수에 따라 2개로 나누어 학습한 경우의 실시예가 Duality Gap 0에 수렴하여 보다 높은 성능을 달성할 수 있음을 확인할 수 있다.
- [0140] 도 8 및 도 9는 빔포밍 벡터를 생성하는 중앙 집중형 방식(Optimal), 본 문서의 실시예(Proposed) 및 기존의 방식(NFL, DBL, MRT, ZF)을 기초로 각각 ASR, AMR 성능을 비교한 예시도이다.
- [0141] 도 8 및 도 9를 참조하면, 본 발명의 성능(Proposed)은 분산 최적화 기술을 사용함에도 중앙 집중형 제어 방식(Optimal)과 거의 흡사한 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있다. 즉, 본 발명은 중앙 집중형 제어 방식에 비하여 훨씬 빠른 제어 결정을 수행하면서도 중앙 집중형 제어 방식에 대응하는 성능을 나타낼 수 있다는 것을 확인할 수 있다.
- [0142] 상술한 실시예에 따르면, 본 발명은 다중 안테나 간섭 채널 시스템에서 각 기지국에서 확보할 수 있는 로컬 채널 정보와 빔포밍 결정에 필수적인 특징값을 이용하는 인공 신경망 구조를 설계하여 빔포밍 기법의 성능을 향상시키면서 계산 복잡도를 감소시킬 수 있다.
- [0143] 또한, 본 발명의 분산형 빔포밍 기법은 각 기지국에서 확보할 수 있는 로컬 채널 정보를 사용하므로, 글로벌 CSI를 필요로 하는 기존 딥러닝 기반 빔포밍 기법에 비해 정보 교환을 위한 백홀 오버헤드를 대폭 감소시킬 수 있다.
- [0144] 이에 따라, 본 발명은 기지국 수의 증가에도 성능 저하 없이 확장 가능하며 다양한 채널 환경에서도 우수한 성능을 보임에 따라 효율적인 간섭 관리와 높은 네트워크 성능을 가능하게 한다.
- [0145] 본 문서의 다양한 실시예들 및 이에 사용된 용어들은 본 문서에 기재된 기술적 특징들을 특정한 실시예들로 한정하려는 것이 아니며, 해당 실시예의 다양한 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 도면의 설명과 관련하여, 유사한 또는 관련된 구성요소에 대해서는 유사한 참조 부호가 사용될 수 있다. 아이템에 대응하는 명사의 단수 형은 관련된 문맥상 명백하게 다르게 지시하지 않는 한, 아이템 한 개 또는 복수 개를 포함할 수 있다.
- [0146] 본 문서에서, "A 또는 B", "A 및 B 중 적어도 하나", "A 또는 B 중 적어도 하나", "A, B 또는 C", "A, B 및 C 중 적어도 하나", 및 "A, B, 또는 C 중 적어도 하나"와 같은 문구들 각각은 그 문구들 중 해당하는 문구에 함께 나열된 항목들의 모든 가능한 조합을 포함할 수 있다. "1", "제2", 또는 "첫째" 또는 "둘째"와 같은 용어들은 단순히 해당 구성요소를 다른 해당 구성요소와 구분하기 위해 사용될 수 있으며, 해당 구성요소들을 다른 측면(예: 중요성 또는 순서)에서 한정하지 않는다. 어떤(예: 제1) 구성요소가 다른(예: 제2) 구성요소에, "기능적으로" 또는 "통신적으로"라는 용어와 함께 또는 이런 용어 없이, "커플드" 또는 "커넥티드"라고 언급된 경우, 그것은 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 직접적으로(예: 유선으로), 무선으로, 또는 제3 구성요소를 통하여 연결될 수 있다는 것을 의미한다.
- [0147] 본 문서에서 사용된 용어 "모듈"은 하드웨어, 소프트웨어 또는 펌웨어로 구현된 유닛을 포함할 수 있으며, 예를 들면, 로직, 논리 블록, 부품, 또는 회로 등의 용어와 상호 호환적으로 사용될 수 있다. 모듈은, 일체로 구성된 부품 또는 하나 또는 그 이상의 기능을 수행하는, 부품의 최소 단위 또는 그 일부가 될 수 있다. 예를 들면, 일 실시예에 따르면, 모듈은 ASIC(application-specific integrated circuit)의 형태로 구현될 수 있다.
- [0148] 본 문서의 다양한 실시예들은 기기(예: 전자 장치)에 의해 읽을 수 있는 저장 매체(예: 메모리)에 저장된 하나 이상의 명령어들을 포함하는 소프트웨어(예: 프로그램)로서 구현될 수 있다. 저장 매체는 RAM(random access memory), 메모리 버퍼, 하드 드라이브, 데이터베이스, EPROM(erasable programmable read-only memory), EEPROM(electrically erasable read-only memory), ROM(read-only memory) 및/또는 등등을 포함할 수 있다.
- [0149] 또한, 본 문서의 실시예들의 프로세서는, 저장 매체로부터 저장된 하나 이상의 명령어들 중 적어도 하나의 명령어를 호출하고, 그것을 실행할 수 있다. 이것은 기기가 호출된 적어도 하나의 명령어에 따라 적어도 하나의 기능

을 수행하도록 운영되는 것을 가능하게 한다. 이러한 하나 이상의 명령어들은 컴파일러에 의해 생성된 코드 또는 인터프리터에 의해 실행될 수 있는 코드를 포함할 수 있다. 프로세서는 범용 프로세서, FPGA(Field Programmable Gate Array), ASIC(Application Specific Integrated Circuit), DSP(Digital Signal Processor) 및/또는 등등 일 수 있다.

[0150] 기기로 읽을 수 있는 저장매체는, 비일시적(non-transitory) 저장매체의 형태로 제공될 수 있다. 여기서, '비일시적'은 저장매체가 실재(tangible)하는 장치이고, 신호(예: 전자기파)를 포함하지 않는다는 것을 의미할 뿐이며, 이 용어는 데이터가 저장매체에 반영구적으로 저장되는 경우와 임시적으로 저장되는 경우를 구분하지 않는다.

[0151] 본 문서에 개시된 다양한 실시예들에 따른 방법은 컴퓨터 프로그램 제품(computer program product)에 포함되어 제공될 수 있다. 컴퓨터 프로그램 제품은 상품으로서 판매자 및 구매자 간에 거래될 수 있다. 컴퓨터 프로그램 제품은 기기로 읽을 수 있는 저장 매체(예: compact disc read only memory (CD-ROM))의 형태로 배포되거나, 또는 어플리케이션 스토어(예: 플레이 스토어)를 통해 또는 두 개의 사용자 장치들(예: 스마트폰들) 간에 직접, 온라인으로 배포(예: 다운로드 또는 업로드)될 수 있다. 온라인 배포의 경우에, 컴퓨터 프로그램 제품의 적어도 일부는 제조사의 서버, 어플리케이션 스토어의 서버, 또는 서버의 메모리와 같은 기기로 읽을 수 있는 저장 매체에 적어도 일시 저장되거나, 임시적으로 생성될 수 있다.

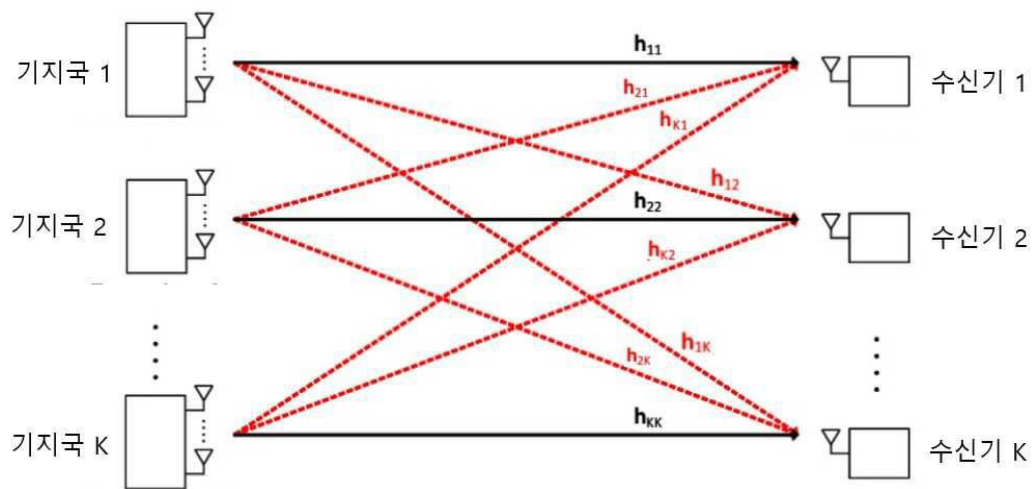
[0152] 다양한 실시예들에 따르면, 기술한 구성요소들의 각각의 구성요소(예: 모듈 또는 프로그램)는 단수 또는 복수의 개체를 포함할 수 있다. 다양한 실시예들에 따르면, 기술한 해당 구성요소들 중 하나 이상의 구성요소들 또는 동작들이 생략되거나, 또는 하나 이상의 다른 구성요소들 또는 동작들이 추가될 수 있다. 대체적으로 또는 추가적으로, 복수의 구성요소들(예: 모듈 또는 프로그램)은 하나의 구성요소로 통합될 수 있다. 이런 경우, 통합된 구성요소는 복수의 구성요소들 각각의 구성요소의 하나 이상의 기능들을 통합 이전에 복수의 구성요소들 중 해당 구성요소에 의해 수행되는 것과 동일 또는 유사하게 수행할 수 있다. 다양한 실시예들에 따르면, 모듈, 프로그램 또는 다른 구성요소에 의해 수행되는 동작들은 순차적으로, 병렬적으로, 반복적으로, 또는 휴리스틱하게 실행되거나, 동작들 중 하나 이상이 다른 순서로 실행되거나, 생략되거나, 또는 하나 이상의 다른 동작들이 추가될 수 있다.

부호의 설명

- [0153]
- 100: 장치
 - 110: 메모리
 - 120: 프로세서
 - 130: 입출력 인터페이스
 - 140: 통신 인터페이스

도면

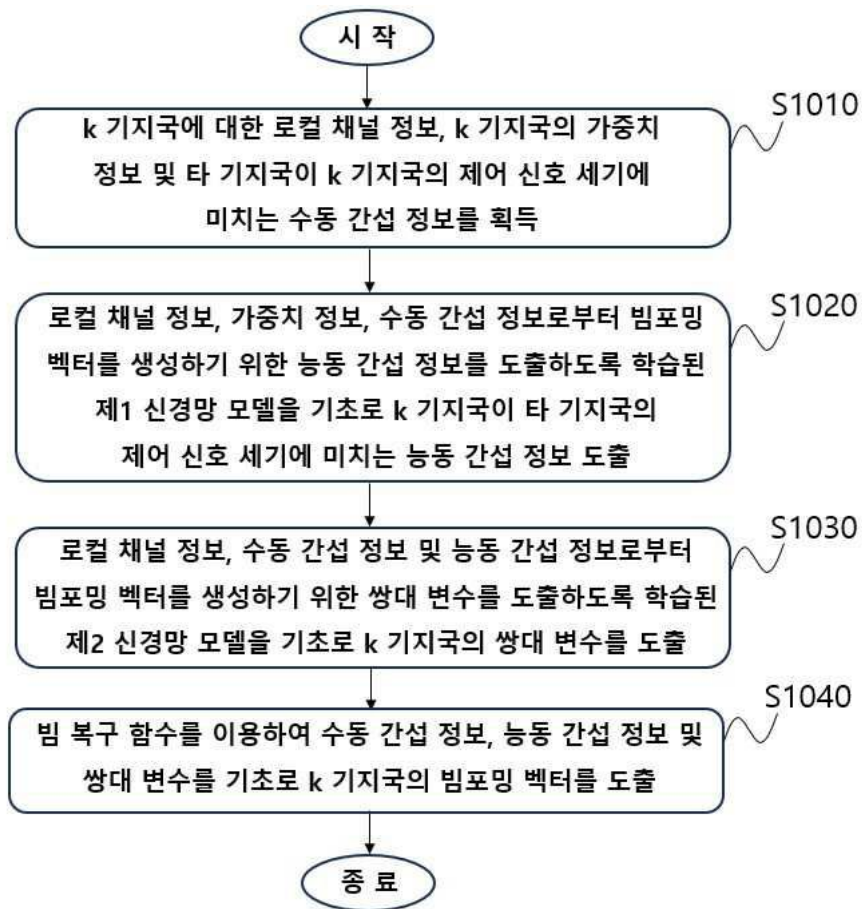
도면1



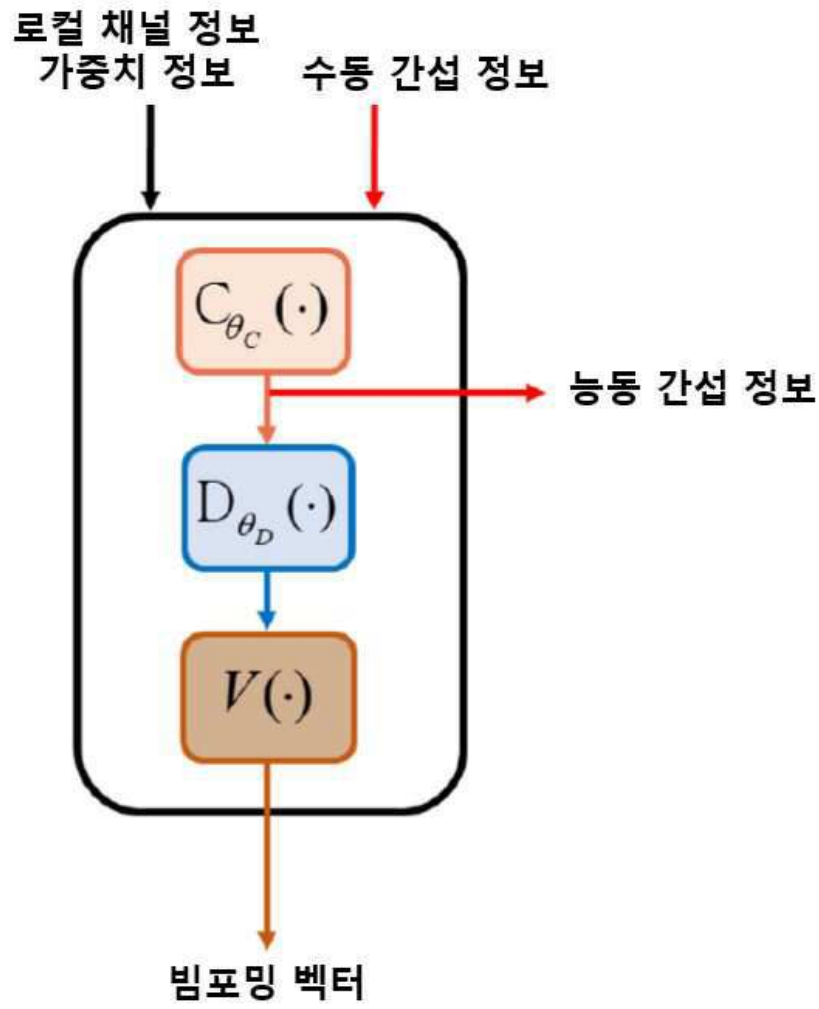
도면2



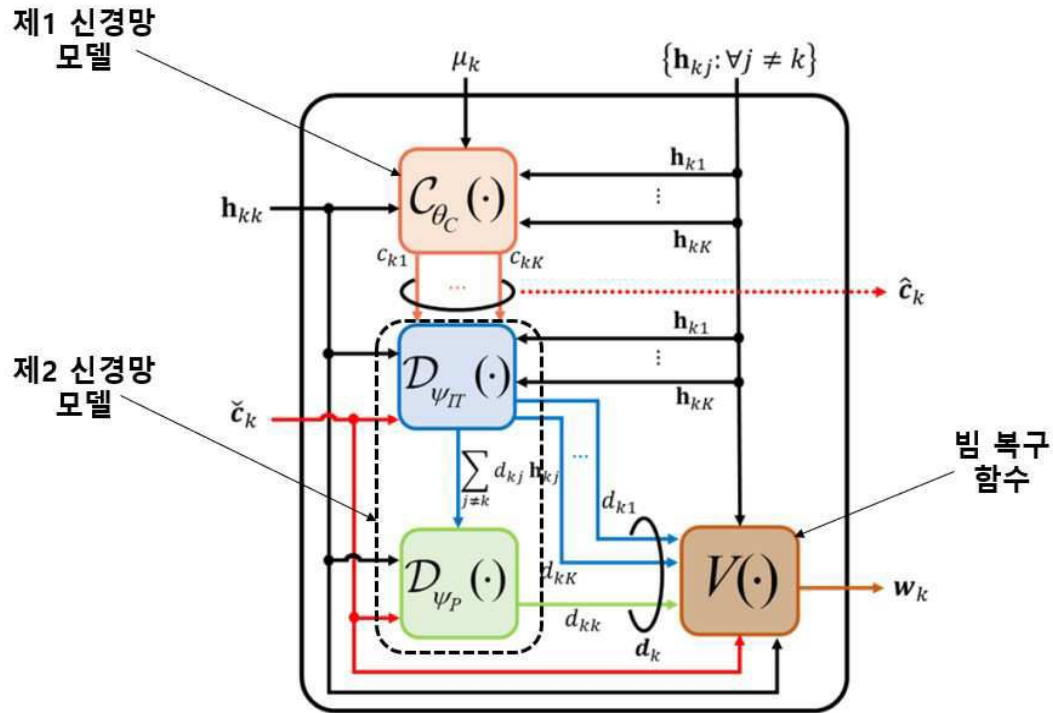
도면3



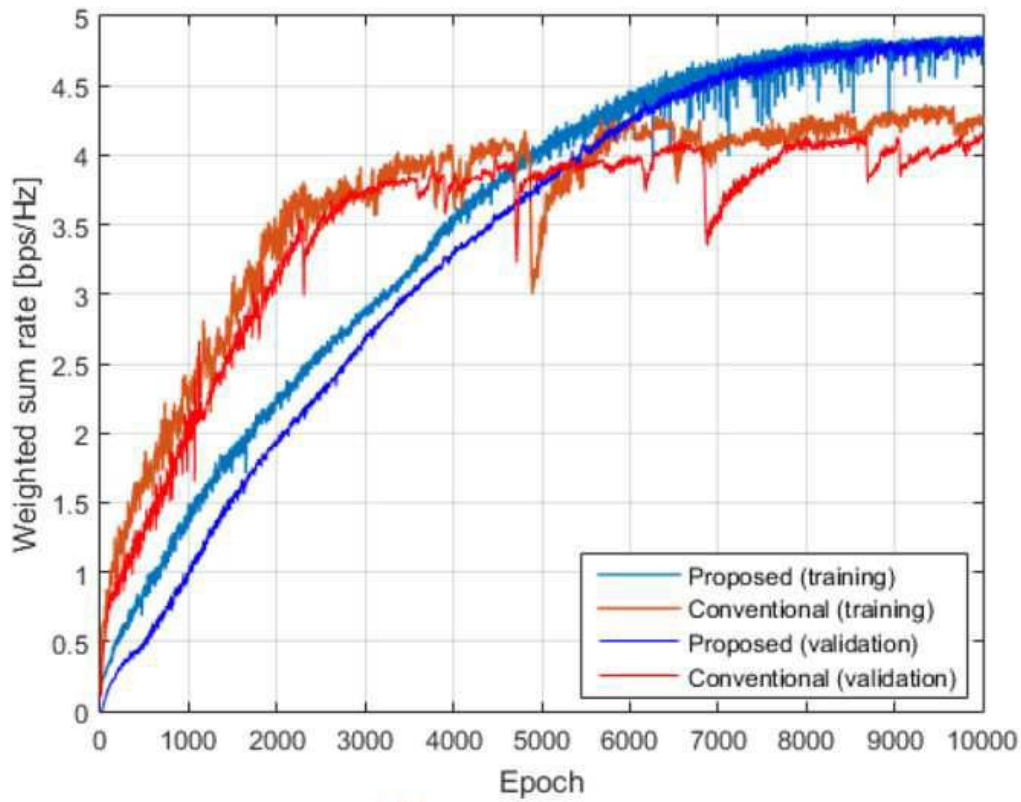
도면4



도면5

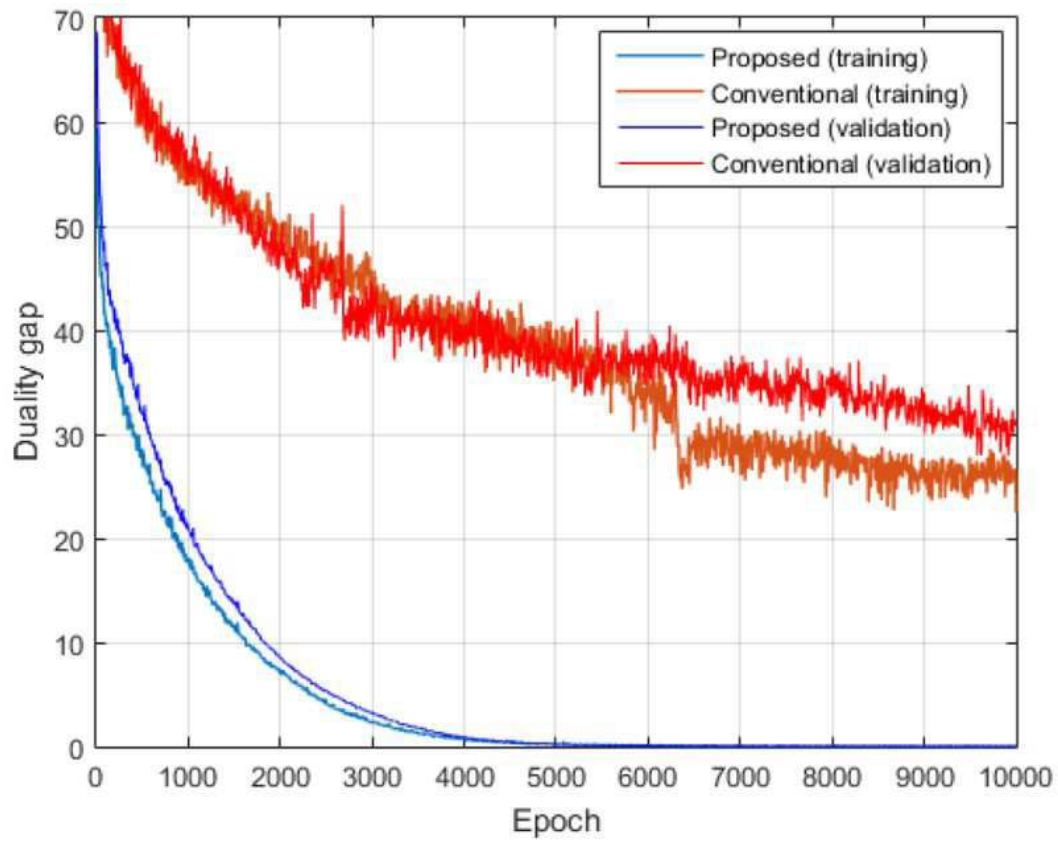


도면6



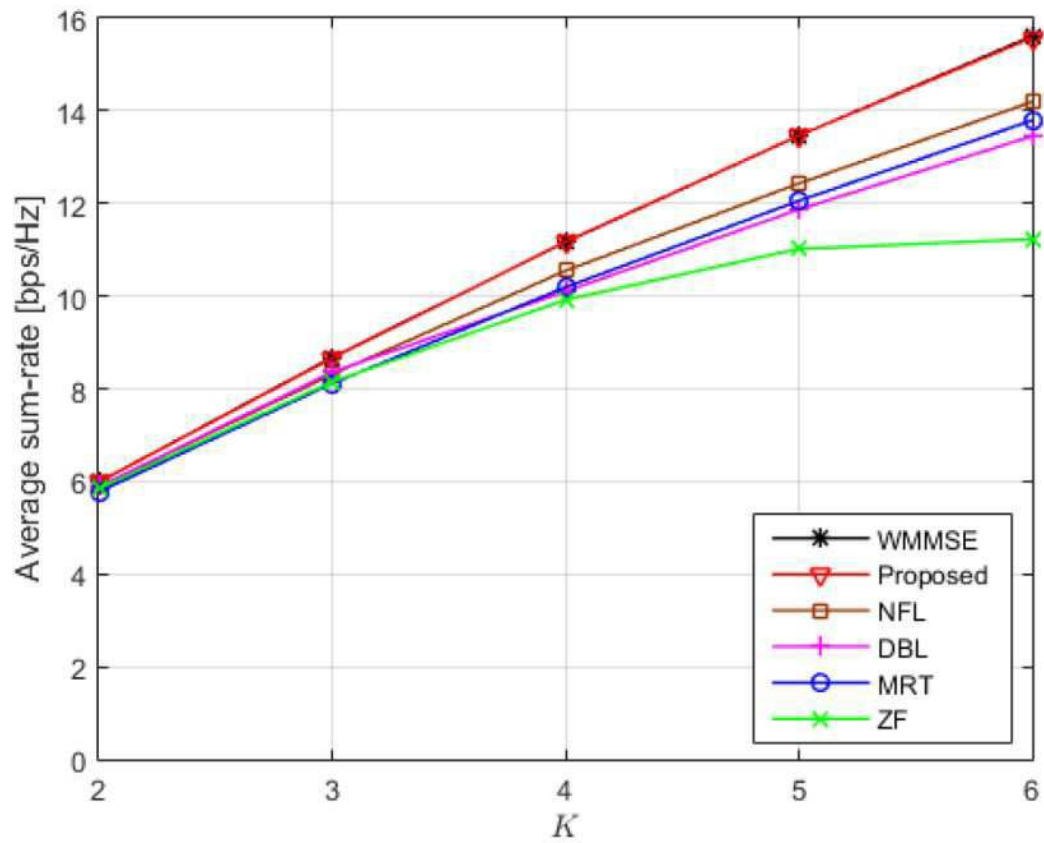
(a) Primal convergence

도면7



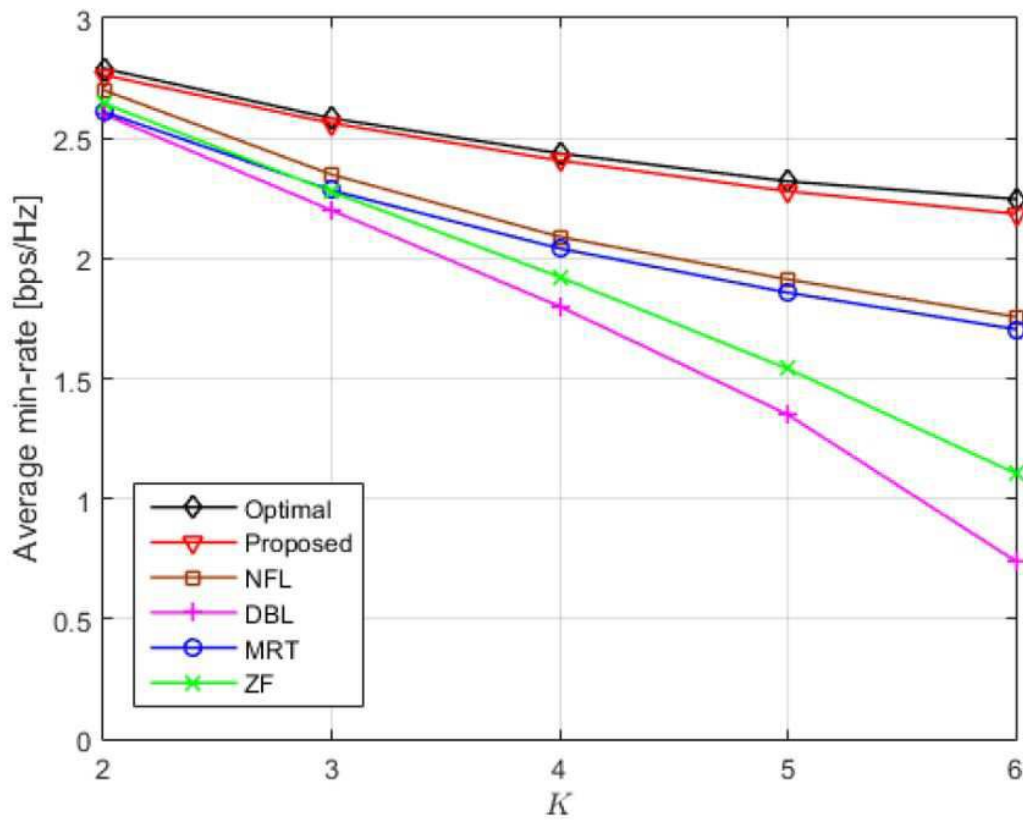
(b) Dual convergence

도면8



(a) Average sum-rate performance

도면9



(b) Average min-rate performance