



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0071264
(43) 공개일자 2024년05월22일

- | | |
|---|--|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
 <i>H04B 7/06</i> (2017.01) <i>G06N 3/0455</i> (2023.01)
 <i>G06N 3/08</i> (2023.01) <i>H04B 7/0413</i> (2017.01)
 <i>H04W 16/28</i> (2009.01) <i>H04W 24/08</i> (2009.01)
 <i>H04W 52/42</i> (2009.01) <i>H04W 64/00</i> (2023.01)
 <i>H04W 72/04</i> (2009.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
 <i>H04B 7/0617</i> (2013.01)
 <i>G06N 3/0455</i> (2023.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2023-0029489
 (22) 출원일자 2023년03월06일
 심사청구일자 2023년03월06일</p> <p>(30) 우선권주장
 1020220152731 2022년11월15일 대한민국(KR)</p> | <p>(71) 출원인
 경희대학교 산학협력단
 경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)</p> <p>(72) 발명자
 홍충선
 경기도 용인시 수지구 상현로 30-10, 4813동 101호(상현동, 광고상떼빌파크뷰)</p> <p>아푸르바 아드히카리
 경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732, 경희대학교 전자정보대학 352호
 (뒷면에 계속)</p> <p>(74) 대리인
 두호특허법인</p> |
|---|--|

전체 청구항 수 : 총 19 항

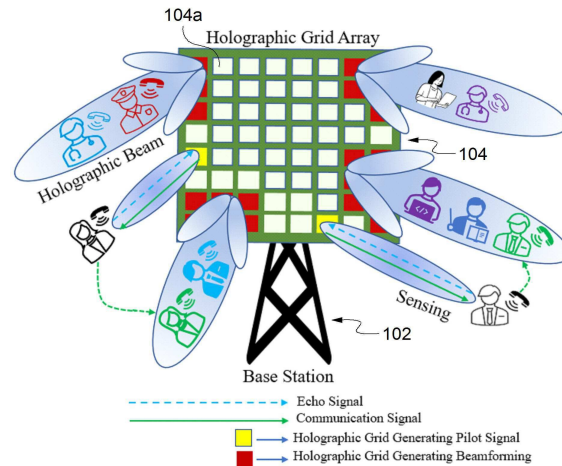
(54) 발명의 명칭 MIMO 통신 시스템 및 통신 방법과 이를 수행하기 위한 컴퓨팅 장치

(57) 요약

MIMO 통신 시스템 및 통신 방법과 이를 수행하기 위한 컴퓨팅 장치가 개시된다. 개시되는 일 실시예에 따른 통신 방법은, 기지국 장치 및 상기 기지국 장치에 설치되고 복수 개의 안테나가 그리드 형태로 배열된 그리드 안테나 어레이를 포함하는 MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 통신 시스템의 통신 방법으로서, 그리드 안테나 어레이를 통해 파일럿 신호를 송신하고, 사용자 단말로부터 상기 파일럿 신호에 대응하는 에코 신호를 수신하여 상기 사용자 단말을 감지하는 단계 및 사용자 단말을 감지하는 과정에서 획득된 센싱 정보에 기초하여 그리드 안테나 어레이 중 하나 이상의 안테나를 활성화시켜 빔포밍을 수행하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1

100



(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2023.01)
H04B 7/0413 (2013.01)
H04W 16/28 (2013.01)
H04W 24/08 (2013.01)
H04W 52/42 (2013.01)
H04W 64/00 (2013.01)
H04W 72/046 (2013.01)
H04W 72/0473 (2013.01)

(72) 발명자

아비 데브 라하

경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732, 경희대학교
전자정보대학 352호

박성배

서울특별시 송파구 오금로 396, 1402호(가락동, 에
스케이퍼브파크)

김동욱

경기도 용인시 기흥구 서그대로 52(서천동)

김기태

경기도 용인시 기흥구 서천서로12번길 4-5, 302호
(서천동)

엠디 쉬라준 무니르

경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732, 경희대학교
전자정보대학 352호

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711194179
과제번호	207816
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	집단연구지원
연구과제명	Meta Federated Learning 기반 Satellite-Air-Ground 통합 네트워크 시스템 핵심 구

조 개발

기 여 율	1/3
과제수행기관명	경희대학교(국제캠퍼스)
연구기간	2023.03.01 ~ 2024.02.29

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193491
과제번호	2019-0-01287-005
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	SW컴퓨팅산업원천기술개발
연구과제명	(스타랩) 분산 엣지를 위한 진화형 딥러닝 모델생성 플랫폼_2단계

기 여 율	1/3
과제수행기관명	경희대학교(국제캠퍼스)
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193622
과제번호	2021-0-02068-003
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성
연구과제명	인공지능 혁신 허브 연구 개발
기 여 율	1/3
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

기지국 장치 및 상기 기지국 장치에 설치되고 복수 개의 안테나가 그리드 형태로 배열된 그리드 안테나 어레이를 포함하는 MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 통신 시스템의 통신 방법으로서,

상기 그리드 안테나 어레이를 통해 파일럿 신호를 송신하고, 사용자 단말로부터 상기 파일럿 신호에 대응하는 에코 신호를 수신하여 상기 사용자 단말을 감지하는 단계; 및

상기 사용자 단말을 감지하는 과정에서 획득된 센싱 정보에 기초하여 상기 그리드 안테나 어레이 중 하나 이상의 안테나를 활성화시켜 빔포밍을 수행하는 단계를 포함하는, 통신 방법.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 빔포밍을 수행하는 단계는,

상기 기지국 장치에서 제1 기계 학습 모델을 이용하여 상기 사용자 단말의 이동에 따른 상기 사용자 단말과의 재구성된 거리를 예측하는 단계를 포함하는, 통신 방법.

청구항 3

청구항 2에 있어서,

상기 재구성된 거리를 예측하는 단계는,

상기 그리드 안테나 어레이와 상기 사용자 단말 간의 거리 및 상기 사용자 단말의 방위각과 천정각을 상기 제1 기계 학습 모델로 입력하여 상기 사용자 단말의 이동된 위치에서 상기 그리드 안테나 어레이와 상기 사용자 단말 간의 재구성된 거리를 예측하도록 하는, 통신 방법.

청구항 4

청구항 3에 있어서,

상기 제1 기계 학습 모델은, 인코더 및 디코더를 포함하는 VAE(Variational Auto Encoder)로 이루어지고,

상기 제1 기계 학습 모델의 목적 함수는 하기 수학식에 의해 표현되는, 통신 방법.

(수학식)

$$\log p_{(\Phi, \Theta)}(\mathbf{d}_l) \geq -D_{KL}(q_{(\Phi', \Theta')}(\mathbf{z}|\mathbf{d}_l), p(\mathbf{z})) \\ + E_{q_{(\Phi', \Theta')}(\mathbf{z}|\mathbf{d}_l)}[\log p_{(\Phi, \Theta)}(\mathbf{d}_l|\mathbf{z})]$$

Φ : 이동 전 사용자 단말의 천정각

Θ : 이동 전 사용자 단말의 방위각

Φ' : 이동 후 사용자 단말의 천정각

θ' : 이동 후 사용자 단말의 방위각

z : 잠재 변수

d_l : 그리드 어레이 안테나와 사용자 단말 간의 거리

$\log p(\Phi, \Theta)(d_l)$: (Φ, Θ) 방향에서 그리드 어레이 안테나와 사용자 단말 간의 거리를 입력으로 하였을 때 로 그 우도(log likelihood)

$DKL(q|p)$: 확률 분포 p 와 확률 분포 q 사이의 KL(Kullback-Leivler) 거리

$q_{(\Phi', \Theta')}(z|d_l)$: (Φ', Θ') 방향에서 d_l 이 주어졌을 때 잠재 변수(z)에 관한 확률 분포

$p_{(\Phi, \Theta)}(d_l|z)$: (Φ, Θ) 방향에서 잠재 변수(z)가 주어졌을 때 d_l 에 관한 확률 분포

$E[\cdot]$: 괄호 $[\cdot]$ 내부 데이터의 평균 값을 구하는 함수

청구항 5

청구항 4에 있어서,

상기 MIMO 통신 시스템의 상기 사용자 단말의 이동에 따른 센싱 및 통신 과정에서 손실($I(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta')$)은 하기 수학식으로 표현되는, 통신 방법.

(수학식)

$$I(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta') = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^J (1 + \log(\Psi_j^2) - \mu^2 - \Psi^2) + \frac{1}{2} \|\delta \odot (d_l(\Phi, \Theta) - \hat{d}_l(\Phi', \Theta'))\|_2^2$$

Ψ : VAE의 인코더에서 출력하는 표준 편차

μ : VAE의 인코더에서 출력하는 평균

j : VAE의 인코더로 입력되는 j 번째 샘플

δ : 기 설정된 마스크

$\odot$: 요소 별 곱셈(element-wise mulitiplication)

$d_l(\Phi, \Theta)$: (Φ, Θ) 방향에서 그리드 어레이 안테나와 사용자 단말 간의 거리

$\hat{d}_l(\Phi', \Theta')$: (Φ', Θ') 방향에서 그리드 어레이 안테나와 사용자 단말 간의 재구성된 거리

청구항 6

청구항 3에 있어서,

상기 통신 방법은,

상기 기지국 장치에서 제2 기계 학습 모델을 이용하여 상기 제1 기계 학습 모델에서 예측된 상기 재구성된 거리

에 기반하여 상기 빔포밍을 수행하기 위한 전력을 예측하는 단계를 더 포함하는, 통신 방법.

청구항 7

청구항 6에 있어서,

상기 전력을 예측하는 단계는,

상기 사용자 단말의 이동 전 전력 및 예측된 상기 재구성된 거리를 상기 제2 기계 학습 모델로 입력하여 상기 사용자 단말의 이동 된 위치에서 상기 빔포밍을 수행하기 위한 전력을 예측하도록 하는, 통신 방법.

청구항 8

기지국 장치 및 상기 기지국 장치에 설치되고 복수 개의 안테나가 그리드 형태로 배열된 그리드 안테나 어레이를 포함하는 MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 통신 시스템으로서,

상기 그리드 안테나 어레이는, 파일럿 신호를 송신하고, 사용자 단말로부터 상기 파일럿 신호에 대응하는 에코 신호를 수신하여 상기 사용자 단말을 감지하고,

상기 기지국 장치는, 상기 사용자 단말을 감지하는 과정에서 획득된 센싱 정보에 기초하여 상기 그리드 안테나 어레이 중 하나 이상의 안테나를 활성화시켜 빔포밍을 수행하는, MIMO 통신 시스템.

청구항 9

청구항 8에 있어서,

상기 기지국 장치는,

제1 기계 학습 모델을 이용하여 상기 사용자 단말의 이동에 따른 상기 사용자 단말과의 재구성된 거리를 예측하는, MIMO 통신 시스템.

청구항 10

청구항 9에 있어서,

상기 기지국 장치는,

상기 그리드 안테나 어레이와 상기 사용자 단말 간의 거리 및 상기 사용자 단말의 방위각과 천정각을 상기 제1 기계 학습 모델로 입력하여 상기 사용자 단말의 이동된 위치에서 상기 그리드 안테나 어레이와 상기 사용자 단말 간의 재구성된 거리를 예측하도록 하는, MIMO 통신 시스템.

청구항 11

청구항 10에 있어서,

상기 제1 기계 학습 모델은, 인코더 및 디코더를 포함하는 VAE(Variational Auto Encoder)로 이루어지고,

상기 제1 기계 학습 모델의 목적 함수는 하기 수학적식에 의해 표현되는, MIMO 통신 시스템.

(수학적식)

$$\log p_{(\Phi, \Theta)}(\mathbf{d}_l) \geq -D_{KL}(q_{(\Phi', \Theta')}(z|\mathbf{d}_l), p(z)) \\ + E_{q_{(\Phi', \Theta')}(z|\mathbf{d}_l)}[\log p_{(\Phi, \Theta)}(\mathbf{d}_l|z)]$$

Φ : 이동 전 사용자 단말의 천정각

θ : 이동 전 사용자 단말의 방위각

Φ' : 이동 후 사용자 단말의 천정각

θ' : 이동 후 사용자 단말의 방위각

z : 잠재 변수

d_l : 그리드 어레이 안테나와 사용자 단말 간의 거리

$\log p_{(\Phi, \Theta)}(d_l)$: (Φ, θ) 방향에서 그리드 어레이 안테나와 사용자 단말 간의 거리를 입력으로 하였을 때 로그 우도(log likelihood)

$D_{KL}(q|p)$: 확률 분포 p 와 확률 분포 q 사이의 KL(Kullback-Leivler) 거리

$q_{(\Phi', \Theta')}(z|d_l)$: (Φ', θ') 방향에서 d_l 이 주어졌을 때 잠재 변수(z)에 관한 확률 분포

$p_{(\Phi, \Theta)}(d_l|z)$: (Φ, θ) 방향에서 잠재 변수(z)가 주어졌을 때 d_l 에 관한 확률 분포

$E[\cdot]$: 괄호 $[\cdot]$ 내부 데이터의 평균 값을 구하는 함수

청구항 12

청구항 11에 있어서,

상기 MIMO 통신 시스템의 상기 사용자 단말의 이동에 따른 센싱 및 통신 과정에서 손실($I(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta')$)은 하기 수학식으로 표현되는, MIMO 통신 시스템.

(수학식)

$$I(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta') = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^J (1 + \log(\Psi_j^2) - \mu^2 - \Psi^2) + \frac{1}{2} \|\delta \odot (d_l(\Phi, \Theta) - \hat{d}_l(\Phi', \Theta'))\|_2^2$$

Ψ : VAE의 인코더에서 출력하는 표준 편차

μ : VAE의 인코더에서 출력하는 평균

j : VAE의 인코더로 입력되는 j 번째 샘플

δ : 기 설정된 마스크

$\odot$: 요소 별 곱셈(element-wise multiplication)

$d_l(\Phi, \Theta)$: (Φ, θ) 방향에서 그리드 어레이 안테나와 사용자 단말 간의 거리

$\hat{d}_l(\Phi', \Theta')$: (Φ', θ') 방향에서 그리드 어레이 안테나와 사용자 단말 간의 재구성된 거리

청구항 13

청구항 10에 있어서,

상기 기지국 장치는,

제2 기계 학습 모델을 이용하여 상기 제1 기계 학습 모델에서 예측된 상기 재구성된 거리에 기반하여 상기 빔포밍을 수행하기 위한 전력을 예측하는, MIMO 통신 시스템.

청구항 14

청구항 13에 있어서,

상기 기지국 장치는,

상기 사용자 단말의 이동 전 전력 및 예측된 상기 재구성된 거리를 상기 제2 기계 학습 모델로 입력하여 상기 사용자 단말의 이동 된 위치에서 상기 빔포밍을 수행하기 위한 전력을 예측하도록 하는, MIMO 통신 시스템.

청구항 15

하나 이상의 프로세서들, 및

상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비한 컴퓨팅 장치이고,

상기 하나 이상의 프로그램들은,

그리드 안테나 어레이를 통해 파일럿 신호를 송신하고, 사용자 단말로부터 상기 파일럿 신호에 대응하는 에코 신호를 수신하여 상기 사용자 단말을 감지하기 위한 명령; 및

상기 사용자 단말을 감지하는 과정에서 획득된 센싱 정보에 기초하여 상기 그리드 안테나 어레이 중 하나 이상의 안테나를 활성화시켜 빔포밍을 수행하기 위한 명령을 포함하는, 컴퓨팅 장치.

청구항 16

청구항 15에 있어서,

상기 빔포밍을 수행하기 위한 명령은,

제1 기계 학습 모델을 이용하여 상기 사용자 단말의 이동에 따른 상기 사용자 단말과의 재구성된 거리를 예측하기 위한 명령을 포함하는, 컴퓨팅 장치.

청구항 17

청구항 16에 있어서,

상기 재구성된 거리를 예측하기 위한 명령은,

상기 그리드 안테나 어레이와 상기 사용자 단말 간의 거리 및 상기 사용자 단말의 방위각과 천정각을 상기 제1 기계 학습 모델로 입력하여 상기 사용자 단말의 이동된 위치에서 상기 그리드 안테나 어레이와 상기 사용자 단말 간의 재구성된 거리를 예측하도록 하는, 컴퓨팅 장치.

청구항 18

청구항 17에 있어서,

상기 빔포밍을 수행하기 위한 명령은,

제2 기계 학습 모델을 이용하여 상기 제1 기계 학습 모델에서 예측된 상기 재구성된 거리에 기반하여 상기 빔포밍을 수행하기 위한 전력을 예측하기 위한 명령을 더 포함하는, 컴퓨팅 장치.

청구항 19

청구항 18에 있어서,

상기 전력을 예측하기 위한 명령은,

상기 사용자 단말의 이동 전 전력 및 예측된 상기 재구성된 거리를 상기 제2 기계 학습 모델로 입력하여 상기 사용자 단말의 이동 된 위치에서 상기 빔포밍을 수행하기 위한 전력을 예측하도록 하는, 컴퓨팅 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명의 실시예는 MIMO 통신 기술과 관련된다.

배경 기술

[0003] 6G 무선 통신 네트워크는 지능형 네트워킹 시스템을 가능하게 하기 위해, 낮은 전력 소비 및 대용량 처리 데이터 서비스를 제공할 것으로 예상된다. 현재의 MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 시스템은 공간 다이버시티를 통해 높은 네트워크 용량을 보장할 수 있으나, 대규모의 어레이 안테나를 제어하는데 한계가 있어 6G 무선 통신 네트워크와 같은 차세대 네트워크의 요구를 충족시키지 못하는 면이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 한국등록특허공보 제10-1223605호(2013.01.21)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명의 실시예는 손실을 줄이고 통신 성능을 높일 수 있는 MIMO 통신 시스템 및 통신 방법과 이를 수행하기 위한 컴퓨팅 장치를 제공하기 위한 것이다.

과제의 해결 수단

[0008] 개시되는 일 실시예에 따른 통신 방법은, 기지국 장치 및 상기 기지국 장치에 설치되고 복수 개의 안테나가 그리드 형태로 배열된 그리드 안테나 어레이를 포함하는 MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 통신 시스템의 통신 방법으로서, 상기 그리드 안테나 어레이를 통해 파일럿 신호를 송신하고, 사용자 단말로부터 상기 파일럿 신호에 대응하는 에코 신호를 수신하여 상기 사용자 단말을 감지하는 단계; 및 상기 사용자 단말을 감지하는 과정에서 획득된 센싱 정보에 기초하여 상기 그리드 안테나 어레이 중 하나 이상의 안테나를 활성화시켜 빔포밍을 수행하는 단계를 포함한다.

[0009] 개시되는 일 실시예에 따른 통신 시스템은, 기지국 장치 및 상기 기지국 장치에 설치되고 복수 개의 안테나가

그리드 형태로 배열된 그리드 안테나 어레이를 포함하는 MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 통신 시스템으로서, 상기 그리드 안테나 어레이는, 파일럿 신호를 송신하고, 사용자 단말로부터 상기 파일럿 신호에 대응하는 에코 신호를 수신하여 상기 사용자 단말을 감지하고, 상기 기지국 장치는, 상기 사용자 단말을 감지하는 과정에서 획득된 센싱 정보에 기초하여 상기 그리드 안테나 어레이 중 하나 이상의 안테나를 활성화시켜 빔포밍을 수행한다.

[0010] 개시되는 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치는, 하나 이상의 프로세서들, 및 상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비한 컴퓨팅 장치이고, 상기 하나 이상의 프로그램들은, 그리드 안테나 어레이를 통해 파일럿 신호를 송신하고, 사용자 단말로부터 상기 파일럿 신호에 대응하는 에코 신호를 수신하여 상기 사용자 단말을 감지하기 위한 명령; 및 상기 사용자 단말을 감지하는 과정에서 획득된 센싱 정보에 기초하여 상기 그리드 안테나 어레이 중 하나 이상의 안테나를 활성화시켜 빔포밍을 수행하기 위한 명령을 포함한다.

발명의 효과

[0012] 개시되는 실시예에 의하면, 복수 개의 사용자 단말과 센싱 및 통신하는 과정에서 발생하는 손실을 최소화하여 통신 성능을 향상시킬 수 있게 된다. 또한, 제1 기계 학습 모델을 통해 사용자 단말의 이동에 따른 사용자 단말과의 거리를 재구성하여 사용자 단말과의 통신을 효율적으로 수행할 수 있게 된다. 또한, 제2 기계 학습 모델을 통해 사용자 단말과의 재구성된 거리에 기초하여 빔포밍 시 필요한 전력을 예측함에 따라 통신 자원을 효과적으로 할당할 수 있게 된다.

도면의 간단한 설명

[0014] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 통신 시스템을 개략적으로 나타낸 도면
 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 MIMO 통신 시스템에서 하이브리드 빔포밍을 나타낸 도면
 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 모델을 개략적으로 나타낸 도면
 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 제1 기계 학습 모델의 구성을 나타낸 도면
 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 제2 기계 학습 모델의 구성을 나타낸 도면
 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 MIMO 통신 시스템의 통신 방법을 나타낸 흐름도
 도 7은 예시적인 실시예들에서 사용되기에 적합한 컴퓨팅 장치를 포함하는 컴퓨팅 환경을 예시하여 설명하기 위한 블록도

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0015] 이하, 도면을 참조하여 본 발명의 구체적인 실시형태를 설명하기로 한다. 이하의 상세한 설명은 본 명세서에서 기술된 방법, 장치 및/또는 시스템에 대한 포괄적인 이해를 돕기 위해 제공된다. 그러나 이는 예시에 불과하며 본 발명은 이에 제한되지 않는다.

[0016] 본 발명의 실시예들을 설명함에 있어서, 본 발명과 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다. 그리고, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다. 상세한 설명에서 사용되는 용어는 단지 본 발명의 실시예들을 기술하기 위한 것이며, 결코 제한적이어서는 안 된다. 명확하게 달리 사용되지 않는 한, 단수 형태의 표현은 복수 형태의 의미를 포함한다. 본 설명에서, "포함" 또는 "구비"와 같은 표현은 어떤 특성들, 숫자들, 단계들, 동작들, 요소들, 이들의 일부 또는 조합을 가리키기 위한 것이며, 기술된 것 이외에 하나 또는 그 이상의 다른 특성, 숫자, 단계, 동작, 요소, 이들의 일부 또는 조합의 존재 또는 가능성을 배제하도록 해석되어서는 안 된다.

[0017] 이하의 설명에 있어서, 신호 또는 정보의 "전송", "통신", "송신", "수신" 기타 이와 유사한 의미의 용어는 일

구성요소에서 다른 구성요소로 신호 또는 정보가 직접 전달되는 것뿐만이 아니라 다른 구성요소를 거쳐 전달되는 것도 포함한다. 특히 신호 또는 정보를 일 구성요소로 "전송" 또는 "송신"한다는 것은 그 신호 또는 정보의 최종 목적지를 지시하는 것이고 직접적인 목적지를 의미하는 것이 아니다. 이는 신호 또는 정보의 "수신"에 있어서도 동일하다. 또한 본 명세서에 있어서, 2 이상의 데이터 또는 정보가 "관련"된다는 것은 하나의 데이터(또는 정보)를 획득하면, 그에 기초하여 다른 데이터(또는 정보)의 적어도 일부를 획득할 수 있음을 의미한다.

[0018] 또한, 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성 요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성 요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성 요소를 다른 구성 요소로부터 구별하는 목적으로 사용될 수 있다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성 요소는 제2 구성 요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성 요소도 제1 구성 요소로 명명될 수 있다.

[0020] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 통신 시스템을 개략적으로 나타낸 도면이다.

[0021] 도 1을 참조하면, MIMO 통신 시스템(100)은 기지국 장치(102) 및 그리드 안테나 어레이(Grid Array Antenna)(104)를 포함할 수 있다. MIMO 통신 시스템(100)은 홀로그램 원리에 따라 3차원 빔(홀로그래픽 빔)을 송수신하도록 마련될 수 있다. 이때, MIMO 통신 시스템(100)은 홀로그래픽 빔포밍을 수행할 수 있다. 그러나, 이에 한정되는 것은 아니며 일반적인 빔포밍을 수행할 수도 있다.

[0022] 기지국 장치(102)는 다수의 사용자 단말과 통신을 수행하도록 마련된다. 기지국 장치(102)는 다수의 사용자 단말과 통신을 수행하여 각 사용자들에게 통신 서비스를 제공하게 된다. 다수의 사용자 단말은 예를 들어, 모바일 장치, 데스크탑 컴퓨터, 랩탑 컴퓨터, 태블릿 등과 같이 이기종 단말들 일 수 있다. 기지국 장치(102)는 그리드 안테나 어레이(104)를 제어하여 다수의 사용자 단말과 통신을 수행할 수 있다.

[0023] 그리드 안테나 어레이(104)는 기지국 장치(102)에 설치될 수 있다. 일 실시예에서, 그리드 안테나 어레이(104)는 기지국 장치(102)의 상단에 설치될 수 있다. 그리드 안테나 어레이(104)는 복수 개의 안테나(104a)가 그리드 형태로 배열되어 마련될 수 있다. 일 실시예에서, 그리드 안테나 어레이(104)는 안테나(104a)가 8×8(즉, 64개의 안테나)로 배열될 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0024] 일 실시예에서, 각 안테나(104a)는 홀로그래픽 원리를 이용해서 메타 물질 산란 요소로부터 조정 가능한 빔(홀로그래픽 빔)의 형성을 일으키도록 마련될 수 있다. 이를 위해, 각 안테나(104a)는 소프트웨어에 의해 제어되는 안테나일 수 있다. 각 안테나(104a)는 사용자에게 통신 서비스를 제공하기 위해 원하는 빔 포밍을 생성하도록 기준 신호의 진폭을 제어하는 기능을 가질 수 있다. 개시되는 실시예에서, 그리드 안테나 어레이(104)는 홀로그래픽 그리드 어레이(Holographic Grid Array: HGA)로 지칭될 수 있다. 또한, 하나의 안테나(104a)는 그리드로서 지칭될 수 있다.

[0025] 그리드 안테나 어레이(104)는 사용자 단말로 파일럿 신호(Pilot Signal)를 송신하고, 사용자 단말로부터 에코 신호(Echo Signal)를 수신하여 사용자 단말을 감지할 수 있다. 그리드 안테나 어레이(104)는 감지된 사용자 단말과 통신을 수행할 수 있다.

[0026] MIMO 통신 시스템(100)은 그리드 안테나 어레이(104)를 구비한 기지국 장치(102)를 이용하여 이기종의 복수 개의 사용자 단말(이하, 사용자라고 지칭할 수 있음)과 통신을 수행할 수 있다. MIMO 통신 시스템(100)은 그리드 안테나 어레이(104)에서 최소한의 안테나(104a)를 활성화 하여 빔 포밍을 수행할 수 있다. 그리드 안테나 어레이(104)의 각 안테나(104a)는 파일럿 신호를 생성하여 사용자 단말로 송신하고 사용자 단말로부터 에코 신호를 수신하여 사용자 단말을 감지하는 역할을 수행할 수 있다. 파일럿 신호 및 에코 신호는 센싱 신호로 지칭될 수 있다.

[0027] 이때, 파일럿 신호를 생성하는 안테나(104a)는 의도된 사용자 단말로 지속적으로 통신 신호를 보내고 해당 사용자 단말로부터 에코 신호를 수신할 수 있다. 상기 안테나(104a)는 사용자 단말의 위치를 파악하기 위해 사용자 단말의 에코 신호를 지속적으로 추적할 수 있다.

[0028] MIMO 통신 시스템(100)은 센싱 정보(사용자 단말을 감지하는 과정에서 획득된 정보)를 이용하여 최소 개수의 안테나(104a)를 활성화시켜 빔 포밍(예를 들어, 홀로그램 빔 포밍)을 수행할 수 있다. 그러면, 해당 사용자 단말은 빔을 수신하고 수신된 신호를 디코딩하여 통신 정보를 획득할 수 있다.

[0030] 하이브리드 빔포밍(Hybrid Beamforming)

[0031] MIMO 통신 시스템(100)에서 홀로그래픽 빔포밍은 기지국 장치(102)에서 디지털 빔포밍을 수행하고, 그리드 안테나 어레이(104)에서 아날로그 빔포밍을 수행하는 두 단계로 이루어질 수 있다. 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 MIMO 통신 시스템(100)에서 하이브리드 빔포밍을 나타낸 도면이다.

[0032] 도 2를 참조하면, 기지국 장치(102)는 데이터 스트림을 통신 신호로 처리하고 파형(waveform)을 센싱 신호로 처리하기 위해 디지털 빔포밍을 수행할 수 있다. 또한, 그리드 안테나 어레이(104)는 기지국 장치(102)로부터 신호를 수신하고 아날로그 빔포밍을 수행하여 홀로그래픽 빔을 생성할 수 있다.

[0033] 구체적으로, 기지국 장치(102)에서 L개의 데이터 스트림과 L개의 파형이 입력되면, 디지털 빔포밍에 의해 L개의 데이터 스트림을 처리하여 통신 신호(Q_c)를 생성하고, L개의 파형을 프리코딩(precoding) 하여 센싱 신호(Q_s)를 생성할 수 있다. 기지국 장치(102)는 통신 신호(Q_c) 및 센싱 신호(Q_s)를 다음의 수학적 식 1과 같이 그리드 안테나 어레이(104)로 전달할 수 있다.

[0034] (수학적 식 1)

$$c = Q_c \alpha + Q_s \beta$$

[0035] α : L명의 사용자 그룹(사용자 단말의 그룹)을 나타내는 행렬

[0036] β : L명의 사용자로부터 감지된 파형으로서 정보를 나타내는 행렬

[0037] $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_l, \dots, \alpha_L)^T \in \mathbb{C}^{L \times 1}$, $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_l, \dots, \beta_L)^T \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 일 수 있다.

[0038] 통신 신호(Q_c) 및 센싱 신호(Q_s)는 RF 체인을 통해 X 개수의 피드(Feed)로 전달되고, RF 도메인으로 변환될 수 있다. RF로 변환된 통신 신호(Q_c) 및 센싱 신호(Q_s)는 피드에 의해 도파관(waveguide)으로 전달되고 홀로그래픽 빔으로 방사될 수 있다. 여기서, 홀로그래픽 빔은 하기 수학적 식 2로 나타낼 수 있다.

[0039] (수학적 식 2)

$$\begin{aligned} r_a &= \Omega \Psi c \\ &= \Omega \Psi (Q_c \alpha + Q_s \beta) \end{aligned}$$

[0040] Ω : 아날로그 빔포밍 매트릭스

[0041] Ψ : 그리드 안테나 어레이에서 홀로그래픽 그리드의 위상 편이를 나타내는 매트릭스

[0042] 통신 모델(Communication Model)

[0043] MIMO 통신 시스템(100)에서 통신 작업(사용자 단말과 통신을 수행하는 작업)의 평가를 위한 성능 지표로는 사용자 단말의 SNIR(Signal to Noise Interference Ratio: 신호 대 잡음 간섭비)를 고려할 수 있다.

[0044] MIMO 통신 시스템(100)에서 채널 세트를 $C_l = \{C_{l,1}, \dots, C_{l,m}, \dots, C_{l,M}\} \in \mathbb{C}^{1 \times N^2}$ 라고 하면, $C_{l,m}$ 은 m번째 그리드(안테나)에서 1번째 사용자 단말에 할당된 채널을 의미한다. 그리고 채널($C_{l,m}$)은 하기 수학적 식 3으로 나타낼 수 있다.

[0045] (수학적 식 3)

$$C_{l,m} = \frac{\sqrt{A_l W} e^{-j e d_{l,m}}}{4\pi \sqrt{d_l^2 - 2d_l \sin \Phi_l \sin \Theta_l N \Delta_g - 2d_l \cos \Phi_l N \Delta_g + 2N^2 \Delta_g^2}}$$

[0046]

[0050] A_l : 1번째 사용자 단말을 위한 안테나의 이득

[0051] W : 안테나의 사이즈

[0052] e : 신호의 자유 공간 전파 벡터(propagation vector)

[0053] d_l : 안테나와 1번째 사용자 단말 간의 거리

[0054] $d_{l,m}$: m번째 그리드와 1번째 사용자 단말 간의 거리 벡터

[0055] Δg : 그리드 안테나 어레이에서 임의의 두 그리드 간의 간격

[0056] Θ_l : 1번째 사용자 단말의 방위각(azimuth angle)

[0057] Φ_l : 1번째 사용자 단말의 천정각(zenith angle)

[0058] N^2 : 그리드 안테나 어레이의 안테나 전체 개수($N \times N$)

[0059] 채널($C_{l,m}$)에 의하면, 의도된 사용자 단말로 필요한 빔을 생성하기 위해 원하는 채널을 할당하는데 따른 활성 그리드의 수를 결정할 수 있다. 그리고, 1번째 사용자 단말은 MIMO 통신 시스템(100)으로부터 간섭과 잡음이 더해진 홀로그래픽 빔 신호를 수신할 수 있다. 1번째 사용자 단말이 수신하는 신호(R_l)는 수학식 4와 같이 나타낼 수 있다.

[0060] (수학식 4)

$$R_l = C_l^T \Omega \Psi P q_{c,l} \alpha_l + C_l^T \Omega \Psi P Q_s \beta + C_l^T \Omega \Psi P \sum_{l \neq l'} q_{c,l'} \alpha_{l'} + g_l$$

[0061]

[0062] $q_{c,l}$: 통신 신호(Q_c)의 1번째 칼럼(column)

[0063] α_l : α 의 1번째 칼럼(column)

[0064] g_l : 복소 가우시안 랜덤 변수(complex Gaussian random variable)

[0065] P : 전력 할당 행렬($P_m \in P$)

[0066] 여기서, 복소 가우시안 랜덤 변수(g_l)는 노이즈($CN(0, \Psi^2)$)와 1번째 사용자 단말의 수신 신호를 결합한 것일 수 있다. 그리고, 신호가 전력 할당 행렬 P 에 따라 전송된다고 가정하면 기지국 장치(102)에서 전송되는 총 전력은 $\Upsilon = Tr\{PP^H\}$ 로 표시될 수 있다.

[0067] 또한, 수학식 4에서 오른쪽 변의 두 번째와 세 번째 항은 각각 1번째 사용자 단말에 대한 노이즈 및 간섭을 나타낼 수 있다. 그 결과, 수학식 4의 1번째 사용자 단말의 수신 신호(R_l)로부터 1번째 사용자 단말의 SNIR을 다음의 수학식 5와 같이 나타낼 수 있다.

[0068] (수학식 5)

$$\zeta = \frac{|C_l^T \Omega \Psi P q_{c,l}|^2}{(C_l^T \Omega \Psi P Q_s Q_s^H P^H \Psi^H \Omega^H C^* + |C_l^T \Omega \Psi P \sum_{l \neq l'} q_{c,l'}|^2) + \Psi^2}$$

[0069]

[0070] 여기서, $Q_{cs} = (Q_c, Q_s)$ 라고 정의하면, q_l 은 Q_{cs} 의 1번째 칼럼(column)으로 간주될 수 있다. 또한,

$Y_l = q_l q_l^H \in \mathbb{C}^{X \times X}$ 및 $Y = Q_{cs} Q_{cs}^H = \sum_{l=1}^{L+X} q_l q_l^H$ 은 1번째 사용자 단말의 SNIR을 재구성하기 위한 공분산 행렬로 간주될 수 있다. 따라서, 1번째 사용자 단말에 대한 SNIR은 하기 수학적 식 6과 같이 재구성할 수 있다.

[0071] (수학적 식 6)

$$\zeta = \frac{C_l^T \Omega \Psi P Y_l P^H \Psi^H \Omega^H C_l^*}{(-C_l^T \Omega P \Psi Y_l P^H \Psi^H \Omega^H C_l^* + C_l^T \Omega \Psi P Y P^H \Psi^H \Omega^H C_l^*) + \Psi^2}$$

[0072]

[0074] 센싱 모델(Sensing Model)

[0075] 사용자 단말로부터 센싱 정보를 얻기 위해 파필드(farfield) 전력 빔 패턴 분석을 고려할 수 있다. 여기서, Φ 가 천정각이고, Θ 가 방위각이라고 할 때 (Φ, Θ) 방향의 파필드 신호(즉, 홀로그램 신호)의 위상은 다음의 수학적 식 7과 같이 나타낼 수 있다.

[0076] (수학적 식 7)

$$h(\Phi, \Theta) = (d_l(\Phi, \Theta) - g) \Omega \Psi P (Q_c \alpha + Q_s \beta)$$

[0077]

[0078] g : m번째 그리드의 위치 벡터

[0079] d_l : 1번째 사용자 단말의 위치 벡터

[0080] $d_l(\Phi, \Theta) - g$: m번째 그리드로부터 1번째 사용자 단말의 거리 벡터

[0081] 여기서, $d_l(\Phi, \Theta) - g = d_{l,m}(\Phi, \Theta)$ 로 표현될 수 있다. 또한, 1번째 사용자 단말의 위치 벡터인 d_l 은 $d_l = [d_l \sin \Phi_l \cos \Theta_l, d_l \sin \Phi_l \sin \Theta_l, d_l \cos \Phi_l]^T$ 으로 나타낼 수 있다. 이때, d_l 은 그리드 안테나 어레이(104)의 그리드 원점으로부터 1번째 사용자 단말까지의 거리이다.

[0082] 결과적으로, 파필드 신호 분석에 의하면, 1번째 사용자 단말과 m번째 그리드 사이의 거리를 고려하여 사용자 단말의 위치를 결정할 수 있다. 따라서, 기지국 장치(102)는 사용자 단말이 위치를 변경할 때 센싱 정보를 감지하여 $d_{l,m}$ (m번째 그리드와 1번째 사용자 단말 간의 거리 벡터)와 홀로그램 신호를 기초로 사용자 단말에게 서비스를 제공하기 위한 통신 자원을 할당할 수 있다.

[0083] 여기서, (Φ, Θ) 방향의 파필드 신호의 이득은 하기 수학적 식 8로 나타낼 수 있다.

[0084] (수학적 식 8)

$$G(\Phi, \Theta) = E(h(\Phi, \Theta) h^*(\Phi, \Theta)) \\ = d_{l,m}(\Phi, \Theta) \Omega \Psi P Y P^H \Psi^H \Omega^H d_{l,m}^*(\Phi, \Theta)$$

[0085]

[0086] 1번째 사용자 단말이 $d_l = (d_l, \Phi, \Theta)$ 에서 (Φ', Θ') 방향으로 이동하여 사용자 단말의 위치 벡터가 $d_l' = (d_l', \Phi', \Theta')$ 가 되었다고 하면, 두 위치 사이의 구형 좌표계에서의 거리(즉, 사용자 단말이 이동하기 전의 위치와 이동한 후 위치 간의 거리)는 다음의 수학적 식 9와 같이 산출할 수 있다.

[0087] (수학식 9)

$$D(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta') = \sqrt{d_l^2 + d_l'^2 - 2d_l d_l' (\sin \Phi \sin \Phi' \cos(\Theta - \Theta') + \cos \Phi \cos \Phi')}$$

[0089] 이렇게, 두 위치 사이의 거리는 그리드 원점으로부터 1번째 사용자 단말까지의 거리(d_l)와 방향(Φ, Θ)을 고려하여 사용자 단말의 감지에 따른 센싱 정보로부터 산출할 수 있다.

[0090] 한편, 그리드 안테나 어레이(104)와 사용자 단말 간의 센싱 및 통신 과정에서는 손실이 발생하게 된다. 이러한 손실은 하기 수학식 10으로 나타낼 수 있다.

[0091] (수학식 10)

$$I(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta') = -D_{KL}(q_{(\Phi', \Theta')}(z|d_l) \parallel p_{(\Phi, \Theta)}(z|d_l)) + \frac{1}{2} \|\delta \odot (d_l(\Phi, \Theta) - \hat{d}_l(\Phi', \Theta'))\|_2^2$$

[0093] $p_{(\Phi, \Theta)}(z|d_l)$: 방향 (Φ, Θ)에서 1번째 사용자 단말의 위치 벡터의 확률 분포

[0094] $q_{(\Phi', \Theta')}(z|d_l)$: 방향 (Φ', Θ')에서 1번째 사용자 단말의 위치 벡터의 확률 분포

[0095] z : 다변량 잠재 변수(multivariate latent variable)의 벡터

[0096] $D_{KL}(q|p)$: 확률 분포 p 와 확률 분포 q 사이의 KL(Kullback-Leivler) 거리

[0097] $\hat{d}_l$: 1번째 사용자 단말의 재구성된 위치 벡터

[0098] 수학식 10에서 오른쪽 변의 첫 번째 항은 KL 거리 손실을 나타내고, 두 번째 항은 재구성 손실(reconstruction loss)을 나타낼 수 있다.

[0099] 여기서, 거리 벡터와 빔 패턴 이득은 사용자 단말에 서비스 제공을 위한 홀로그래픽 빔 형성에 중요한 성능 파라미터가 된다. 따라서, 센싱 및 통신 과정에서 발생하는 손실을 최소화 하고, 빔 패턴 이득을 높이며, 사용자 단말과의 거리를 최소화함으로써, MIMO 통신 시스템(100)의 성능을 향상시킬 수 있다.

[0100] MIMO 통신 시스템(100)의 성능 지수는 하기 수학식 11로 나타낼 수 있다.

[0101] (수학식 11)

$$\gamma = G_d - \eta_1 D - \eta_2 I$$

[0103] G_d : 사용자 단말의 방향에서의 평균 빔 패턴 이득

[0104] D : 그리드 안테나 어레이와 사용자 단말 사이의 거리 벡터

[0105] I : 센싱 및 통신 과정에서 발생하는 손실

[0106] η_1, η_2 : D 와 I 에 대한 각 가중치

[0107] 여기서, G_d 는 $G_d = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D G(\Phi_d, \Theta_d)$ 으로 나타낼 수 있다.

[0108] MIMO 통신 시스템(100)의 성능 지수를 최대화하기 위한 목적 함수는 수학식 12와 같이 나타낼 수 있다.

[0109] (수학식 12)

$$\max_{P, (\Phi, \Theta), F(z)} \sum_{l=1}^L \sum_{m=1}^M \sum_{d=1}^D \gamma_{l,m,d,b}$$

[0111] P : 빔포밍을 위해 필요한 그리드 수를 활성화 하기 위한 최소 전력

[0112] (Φ, Θ) : 천정각 및 방위각

[0113] F(z) : 사용자 단말의 이동에 따른 재구성 벡터

[0114] 상기 목적 함수는 기 설정된 제약 조건을 만족하도록 마련될 수 있다. 예를 들어, 목적 함수는 사용자 단말에 서비스를 제공하기 위한 최소 SNIR 요구 사항을 만족하고, 빔포밍에 필요한 그리드를 활성화하기 위한 전송 전력의 최대값 이내에서 전력을 사용하며, 최소 수의 그리드를 활성화하기 위한 요구 사항 등을 만족하도록 마련될 수 있다.

[0116] 한편, 기지국 장치(102)는 통신을 수행하는 사용자 단말의 이동에 따라 사용자 단말을 감지하여 사용자 단말과의 거리를 재구성하기 위해 제1 기계 학습 모델을 구비할 수 있다. 또한, 기지국 장치(102)는 사용자 단말과의 재구성된 거리에 기초하여 빔 포밍을 형성하기 위한 전력(최소 그리드를 활성화하는데 필요한 전력)을 예측하는 제2 기계 학습 모델을 구비할 수 있다.

[0117] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 모델을 개략적으로 나타낸 도면이다. 도 3을 참조하면, 제1 기계 학습 모델(110)은 입력 변수($d_l(\Phi, \Theta)$, (Φ, Θ))에 기초하여 재구성된 거리($\hat{d}_l(\Phi', \Theta')$)를 예측하도록 마련될 수 있다. 또한, 제2 기계 학습 모델(120)은 입력 변수(P, $\hat{d}_l(\Phi', \Theta')$, (Φ, Θ))에 기초하여 전력(P^*)을 예측하도록 마련될 수 있다.

[0118] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 제1 기계 학습 모델의 구성을 나타낸 도면이다. 일 실시예에서, 제1 기계 학습 모델은 VAE(Variational Auto Encoder)로 구성될 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0119] 도 4를 참조하면, 인코더(121)는 입력 변수(예를 들어, $d_l(\Phi, \Theta)$)를 입력 받아 데이터 분포의 평균(μ) 및 분산(σ)을 산출하고, 분산(σ)에 랜덤한 노이즈(v)를 곱한 후 평균(μ)과 더하여 잠재 변수(z)를 산출할 수 있다. 디코더(123)는 잠재 변수(z)를 입력 받아 재구성된 거리($\hat{d}_l(\Phi', \Theta')$)를 예측할 수 있다. 여기서, 잠재 변수(z)는 사전 분포 $p(\Phi, \Theta)(z)$ 에서 저차원 분포로 샘플링 될 수 있다. 재구성된 거리는 사후 분포 $p(\Phi, \Theta)(d_l|z)$ 로부터 획득될 수 있다.

[0120] 제1 기계 학습 모델(120)에서 입력 변수로부터 잠재 변수를 추출하고, 추출한 잠재 변수로부터 재구성된 거리를 예측하는 것은 다음의 수학식 13으로 나타낼 수 있다.

[0121] (수학식 13)

$$z = E(d_l(\Phi, \Theta) \odot \delta + (1 - \delta) * \nu)$$

$$\hat{d}_l(\Phi', \Theta') = d_l(\Phi, \Theta) \odot \delta + F(z) \odot (1 - \delta)$$

[0123] $\odot$: 요소 별 곱셈(element-wise mulitiplication)

[0124] δ : 기 설정된 마스크

[0125] 제1 기계 학습 모델(120)은 다음 수학식 14로 정의할 수 있는 로그 우도(log-likelihood)를 최대화 할 수 있다.

[0126] (수학식 14)

[0127]
$$\log p_{(\Phi, \Theta)}(\mathbf{d}_l) = \log E_{p(z)}[p_{(\Phi, \Theta)}(\mathbf{d}_l|z)]$$

[0128] 여기서, 수학식 14를 최적화하기가 어렵기 때문에 변분 추론(variational inference)를 이용하여 대략적인 사후 조건 분포(posterior conditional distribution)를 $q_{(\Phi', \Theta')}(z|\mathbf{d}_l)$ 으로 간주하고, $p_{(\Phi, \Theta)}(\mathbf{d}_l|z)$ 를 우도 조건 분포(likelihood conditional distribution)로 간주하여 제1 기계 학습 모델(120)을 수학식 15와 같은 하한을 구하는 것으로 최적화 할 수 있다. 즉, 제1 기계 학습 모델(120)의 목적 함수는 하기 수학식 15로 나타낼 수 있다.

[0129] (수학식 15)

[0130]
$$\log p_{(\Phi, \Theta)}(\mathbf{d}_l) \geq -D_{KL}(q_{(\Phi', \Theta')}(z|\mathbf{d}_l), p(z)) \\ + E_{q_{(\Phi', \Theta')}(z|\mathbf{d}_l)}[\log p_{(\Phi, \Theta)}(\mathbf{d}_l|z)]$$

[0131] z : 잠재 변수

[0132] $\mathbf{d}_l$: 그리드 어레이 안테나와 사용자 단말 간의 거리

[0133] $\log p_{(\Phi, \Theta)}(\mathbf{d}_l)$: (Φ, Θ) 방향에서 그리드 어레이 안테나와 사용자 단말 간의 거리를 입력으로 하였을 때 로그 우도(log likelihood)

[0134] $D_{KL}(q|p)$: 확률 분포 p 와 확률 분포 q 사이의 KL(Kullback-Leivler) 거리

[0135] $q_{(\Phi', \Theta')}(z|\mathbf{d}_l)$: (Φ', Θ') 방향에서 $\mathbf{d}_l$ 이 주어졌을 때 잠재 변수(z)에 관한 확률 분포

[0136] $p_{(\Phi, \Theta)}(\mathbf{d}_l|z)$: (Φ, Θ) 방향에서 잠재 변수(z)가 주어졌을 때 $\mathbf{d}_l$ 에 관한 확률 분포

[0137] $E[\cdot]$: 괄호 $[\cdot]$ 내부 데이터의 평균 값을 구하는 함수

[0138] 수학식 15에서, 우변을 최대화 하면 $\log p_{(\Phi, \Theta)}(\mathbf{d}_l)$ 을 최대화 할 수 있게 된다.

[0139] 여기서, 잠재 변수(z)를 $z = \mu + \Psi v$ 로 재매개변수화 하고 가우시안 분포를 따른다고 가정하면, 수학식 15에서 KL 거리 손실 $D_{KL}(q_{(\Phi', \Theta')}(z|\mathbf{d}_l) \| p_{(\Phi, \Theta)}(z|\mathbf{d}_l))$ 은 $D_{KL}(N(\mu, \Psi^2) \| N(0, 1))$ 으로 다시 쓸 수 있게 된다. Ψ 는 입력 변수의 표준 편차(즉 인코더에서 출력하는 표준 편차)를 나타낼 수 있다. 노이즈 $v = N(0, 1)$ 로 나타낼 수 있다. 즉, 노이즈는 0에서 1 사이의 랜덤한 값일 수 있다.

[0140] 따라서, 제1 기계 학습 모델(110)의 전체 손실은 KL 거리 손실과 재구성 손실의 합으로 계산될 수 있으며, 이는 MIMO 통신 시스템(100)의 센싱 및 통신 과정에서 발생하는 손실과 매핑될 수 있다. 이에, 수학식 10의 센싱 및 통신 과정에서 발생하는 손실은 하기의 수학식 16과 같이 변경될 수 있다.

[0141] (수학식 16)

[0142]
$$I(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta') = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^J (1 + \log(\Psi_j^2) - \mu^2 - \Psi^2) \\ + \frac{1}{2} \|\delta \odot (\mathbf{d}_l(\Phi, \Theta) - \hat{\mathbf{d}}_l(\Phi', \Theta'))\|_2^2$$

[0143] Ψ : VAE의 인코더에서 출력하는 표준 편차

[0144] μ : VAE의 인코더에서 출력하는 평균

[0145] j : VAE의 인코더로 입력되는 j 번째 샘플(j 번째 입력 값)

[0146] δ : 기 설정된 마스크

[0147] $\odot$: 요소 별 곱셈(element-wise mulitiplication)

[0148] $d_l(\Phi, \Theta)$: (Φ, Θ) 방향에서 그리드 어레이 안테나와 사용자 단말 간의 거리

[0149] $\hat{d}_l(\Phi', \Theta')$: (Φ', Θ') 방향에서 그리드 어레이 안테나와 사용자 단말 간의 재구성된 거리

[0150] 따라서, 1번째 사용자 단말의 위치에 따른 MIMO 통신 시스템(100)의 손실은 하기 수학적 17을 통해 최소화 할 수 있다.

[0151] (수학적 17)

$$I^*(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta') = \underset{(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta')}{\operatorname{argmin}} I(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta'; d_l)$$

[0152] [0153] 알고리즘 1에서 제1 기계 학습 모델(110)의 동작 절차를 나타내었다.

Algorithm 1 Variational Autoencoder for sensing user location and complete data distribution

Input: $d_l(\Phi, \Theta)$, (Φ, Θ) , δ

Output: $\hat{d}_l(\Phi', \Theta')$, $d_l \odot \delta + (1 - \delta) \odot \hat{d}_l(\Phi', \Theta')$

Initialization: $d_l(\Phi, \Theta)$, (Φ, Θ) , δ , $\hat{d}_l(\Phi', \Theta')$

```

1: while  $I_{Loss}(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta')$  function not converged do
2:   Find: m samples  $d_l(\Phi, \Theta)$  from  $\{d_l(\Phi, \Theta; i)\}_{i=1}^m$ ;
3:   Find: m i.i.d. samples  $z$  from prior,  $\{z(i)\}_{i=1}^m$ ;
4:   Find: m i.i.d. samples  $\nu$  from  $N(0,1)$ ,  $\{\nu(i)\}_{i=1}^m$ ;
5:   for  $\forall j \in m$  do
6:      $z(i)_{p(\Phi', \Theta', z|d_l \leftarrow E(d_l(\Phi, \Theta) \odot \delta, \nu))}$  using (13);
7:      $\hat{d}_l(\Phi', \Theta'; i) \leftarrow F(z_{p(\Phi', \Theta', z|d_l)}(z|d_l))$  using (13);
8:     Evaluate constraint: (12e) and (12f)
9:     Calculate:  $\underset{(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta')}{\operatorname{argmin}} I(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta'; d_l)$  using eq.
        (10), and (16);
10:   end for
11:   Compute  $(\Phi, \Theta)$ - gradient using (16) :
       $g_r(\Phi, \Theta) \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \nabla(\Phi, \Theta) I_{Loss}(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta')$ ;
12:   Compute  $(\Phi', \Theta')$ - gradient using (16) :
       $g_r(\Phi', \Theta') \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \nabla(\Phi', \Theta') I_{Loss}(\Phi, \Theta, \Phi', \Theta')$ ;
13:   Perform stochastic gradient descent (SGD) to update
      parameters:
       $(\Phi, \Theta) \leftarrow (\Phi, \Theta) + \alpha_r * g_r(\Phi, \Theta)$ ,
       $(\Phi', \Theta') \leftarrow (\Phi', \Theta') + \alpha_r * g_r(\Phi', \Theta')$ ;
14: end while
15: return  $\hat{d}_l(\Phi', \Theta')$  and  $d_l \odot \delta + (1 - \delta) \odot \hat{d}_l(\Phi', \Theta')$ 

```

[0154]

[0155] 제1 기계 학습 모델(110)은 사용자 단말의 위치를 기반으로 잠재 공간 표현 z 로 거리 벡터를 학습하고 그리드 안테나 어레이(104)로부터 사용자 단말과의 거리를 재구성할 수 있도록 한다(알고리즘 1의 1 ~ 7줄). 제1 기계 학습 모델(110)은 MIMO 통신 시스템(100)의 최소화된 손실을 계산하고(알고리즘 1의 8 ~ 9줄), 센싱 및 통신 과정 동안 기울기 하강법을 사용하여 매개변수를 업데이트 하며(알고리즘 1의 11 ~ 13줄), 센싱 및 통신 과정에서 거리 벡터(d_l), 방향 (Φ, Θ) , 및 재구성 벡터($F(z)$)를 기반으로 사용자 단말의 재구성된 거리를 반환할 수 있다

(알고리즘 1의 15줄).

[0157] 한편, 제2 기계 학습 모델(120)은 제1 기계 학습 모델(110)를 통해 예측한 재구성 거리를 기반으로 최소 개수의 그리드(즉, 안테나)를 활성화하는데 필요한 전력을 예측하여 할당 할 수 있다. 일 실시예에서, 제2 기계 학습 모델(120)은 GRU(Gated Recurrent Unit)으로 구성될 수 있다. 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 제2 기계 학습 모델(120)의 구성을 나타낸 도면이다. GRU(Gated Recurrent Unit)는 입력, 리셋 게이트(r_t), 및 업데이트 게이트(z_t)가 있는 신경망 및 메모리 블록으로 구성될 수 있다.

[0158] 리셋 게이트(r_t)는 신경망이 처리를 위해 기억하려는 이전 상태 정보의 양을 결정할 수 있다. 업데이트 게이트(z_t)는 새 상태가 고려하길 원하는 이전 상태의 복사본을 제어할 수 있다. 리셋 게이트(r_t)와 업데이트 게이트(z_t)의 출력은 0과 1 사이의 값을 갖는 시그모이드 활성화 함수를 갖는 완전 연결층(fully connected layer)에 의해 제공될 수 있다. GRU(Gated Recurrent Unit)는 히든 상태(h_t)를 업데이트 하기 위해 하기 수학적 식 18과 같이 유지될 수 있다.

[0159] (수학적 식 18)

[0160]
$$h_t = (1 - z_t) \otimes \tilde{h}_t + z_t \otimes h_t$$

[0161] h_t : 시간 t에서의 히든 상태

[0162] $\tilde{h}_t$: 시간 t-1에서의 히든 상태

[0163] 제2 기계 학습 모델(120)은 빔포밍에 필요한 전력을 예측하기 위해 수학적 식 19와 같은 평균 절대 오차(Mean Absolute Error: MAE)와 같은 손실 함수를 가질 수 있다.

[0164] (수학적 식 19)

[0165]
$$MAE = \frac{\sum_{j=1}^J |\text{Predicted value} - \text{True value}|}{\text{Number of data points}}$$

[0166] 여기서, $J = \{1, \dots, j, \dots, J\}$ 는 GRU 모델로 입력되는 입력 데이터 셋을 의미할 수 있다. 알고리즘 2는 제2 기계 학습 모델(120)의 동작 절차를 나타낸 것이다.

Algorithm 2 Communication Resource Allocation Algorithm**Input:** $\hat{d}_l, \Phi', \Theta', P, \forall l \in \mathcal{L}$;**Output:** Φ, Θ, P^* ;**Initialization:** Neural Network Parameters;

```

1: while (Episode == Maximum) do
2:   for  $\forall l \in \mathcal{L}$  do
3:     if (Training == True) then
4:       Evaluate constraint: (12a), (12b), (12c) and (12d)
5:       Calculate: Mean Absolute Error using (19);
6:       Save: Trained Model Parameters;
7:     else
8:       Evaluate:  $P^*$  from Trained Model;
9:       Calculate:  $X = P^*(\sin\Theta)(\cos\Phi)$ ,
 $Y = P^*(\sin\Theta)(\sin\Phi)$ , and  $Z = P^*(\cos\Theta)$ 
        for beamforming in (X, Y, Z) surface;
10:      Obtain: Target Oriented Holographic Beams
        utilizing X, Y, and Z in (X, Y, Z) surface;
11:    end if
12:  end for
13: end while

```

[0167]

[0168]

제2 기계 학습 모델(120)은 평균 절대 오차(MAE) 계산을 통해 학습된 파라미터를 저장하고(알고리즘 2의 5~6 줄), 제2 기계 학습 모델(120)을 통해 예측된 전력(P^*)을 평가하고 (X, Y, Z) 표면에서 빔포밍을 위한 각 좌표 값을 계산할 수 있다(알고리즘 2의 8 ~ 10줄).

[0169]

개시되는 실시예에 의하면, 복수 개의 사용자 단말과 센싱 및 통신하는 과정에서 발생하는 손실을 최소화하여 통신 성능을 향상시킬 수 있게 된다. 또한, 제1 기계 학습 모델을 통해 사용자 단말의 이동에 따른 사용자 단말과의 거리를 재구성하여 사용자 단말과의 통신을 효율적으로 수행할 수 있게 된다. 또한, 제2 기계 학습 모델을 통해 사용자 단말과의 재구성된 거리에 기초하여 빔포밍 시 필요한 전력을 예측함에 따라 통신 자원을 효과적으로 할당할 수 있게 된다.

[0171]

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 MIMO 통신 시스템의 통신 방법을 나타낸 흐름도이다. 도시된 흐름도에서는 상기 방법을 복수 개의 단계로 나누어 기재하였으나, 적어도 일부의 단계들은 순서를 바꾸어 수행되거나, 다른 단계와 결합되어 함께 수행되거나, 생략되거나, 세부 단계들로 나뉘어 수행되거나, 또는 도시되지 않은 하나 이상의 단계가 부가되어 수행될 수 있다.

[0172]

도 6을 참조하면, MIMO 통신 시스템(100)은 그리드 안테나 어레이(102)를 통해 파일럿 신호를 송신하고, 사용자 단말로부터 파일럿 신호에 대응하는 에코 신호를 수신하여 사용자 단말을 감지할 수 있다(S 101).

[0173]

다음으로, MIMO 통신 시스템(100)은 사용자 단말을 감지하는 과정에서 획득된 센싱 정보에 기초하여 그리드 안테나 어레이(102) 중 하나 이상의 안테나를 활성화시켜 빔포밍을 수행할 수 있다(S 103).

[0175]

도 7은 예시적인 실시예들에서 사용되기에 적합한 컴퓨팅 장치를 포함하는 컴퓨팅 환경(10)을 예시하여 설명하기 위한 블록도이다. 도시된 실시예에서, 각 컴포넌트들은 이하에 기술된 것 이외에 상이한 기능 및 능력을 가질 수 있고, 이하에 기술된 것 이외에도 추가적인 컴포넌트를 포함할 수 있다.

[0176]

도시된 컴퓨팅 환경(10)은 컴퓨팅 장치(12)를 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨팅 장치(12)는 MIMO 통신 시스템(100)일 수 있다. 또한, 컴퓨팅 장치(12)는 기지국 장치(104)일 수 있다.

[0177]

컴퓨팅 장치(12)는 적어도 하나의 프로세서(14), 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16) 및 통신 버스(18)를 포함한다. 프로세서(14)는 컴퓨팅 장치(12)로 하여금 앞서 언급된 예시적인 실시예에 따라 동작하도록 할 수 있

다. 예컨대, 프로세서(14)는 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)에 저장된 하나 이상의 프로그램들을 실행할 수 있다. 상기 하나 이상의 프로그램들은 하나 이상의 컴퓨터 실행 가능 명령어를 포함할 수 있으며, 상기 컴퓨터 실행 가능 명령어는 프로세서(14)에 의해 실행되는 경우 컴퓨팅 장치(12)로 하여금 예시적인 실시예에 따른 동작들을 수행하도록 구성될 수 있다.

[0178] 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)는 컴퓨터 실행 가능 명령어 내지 프로그램 코드, 프로그램 데이터 및/또는 다른 적합한 형태의 정보를 저장하도록 구성된다. 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)에 저장된 프로그램(20)은 프로세서(14)에 의해 실행 가능한 명령어의 집합을 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)는 메모리(랜덤 액세스 메모리와 같은 휘발성 메모리, 비휘발성 메모리, 또는 이들의 적절한 조합), 하나 이상의 자기 디스크 저장 디바이스들, 광학 디스크 저장 디바이스들, 플래시 메모리 디바이스들, 그 밖에 컴퓨팅 장치(12)에 의해 액세스되고 원하는 정보를 저장할 수 있는 다른 형태의 저장 매체, 또는 이들의 적합한 조합일 수 있다.

[0179] 통신 버스(18)는 프로세서(14), 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)를 포함하여 컴퓨팅 장치(12)의 다른 다양한 컴포넌트들을 상호 연결한다.

[0180] 컴퓨팅 장치(12)는 또한 하나 이상의 입출력 장치(24)를 위한 인터페이스를 제공하는 하나 이상의 입출력 인터페이스(22) 및 하나 이상의 네트워크 통신 인터페이스(26)를 포함할 수 있다. 입출력 인터페이스(22) 및 네트워크 통신 인터페이스(26)는 통신 버스(18)에 연결된다. 입출력 장치(24)는 입출력 인터페이스(22)를 통해 컴퓨팅 장치(12)의 다른 컴포넌트들에 연결될 수 있다. 예시적인 입출력 장치(24)는 포인팅 장치(마우스 또는 트랙패드 등), 키보드, 터치 입력 장치(터치패드 또는 터치스크린 등), 음성 또는 소리 입력 장치, 다양한 종류의 센서 장치 및/또는 촬영 장치와 같은 입력 장치, 및/또는 디스플레이 장치, 프린터, 스피커 및/또는 네트워크 카드와 같은 출력 장치를 포함할 수 있다. 예시적인 입출력 장치(24)는 컴퓨팅 장치(12)를 구성하는 일 컴포넌트로서 컴퓨팅 장치(12)의 내부에 포함될 수도 있고, 컴퓨팅 장치(12)와는 구별되는 별개의 장치로 컴퓨팅 장치(12)와 연결될 수도 있다.

[0182] 이상에서 본 발명의 대표적인 실시예들을 상세하게 설명하였으나, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는 상술한 실시예에 대하여 본 발명의 범주에서 벗어나지 않는 한도 내에서 다양한 변형이 가능함을 이해할 것이다. 그러므로 본 발명의 권리범위는 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 안 되며, 후술하는 특허 청구범위뿐만 아니라 이 특허청구범위와 균등한 것들에 의해 정해져야 한다.

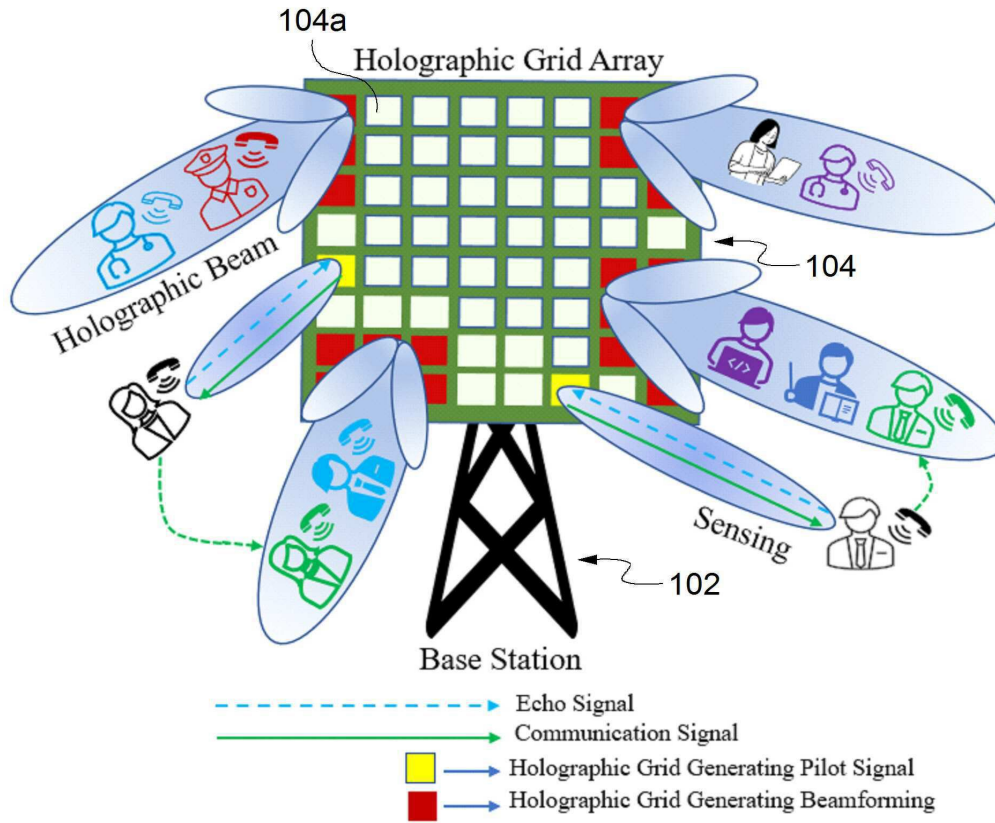
부호의 설명

[0184] 10 : 컴퓨팅 환경
12 : 컴퓨팅 장치
14 : 프로세서
16 : 컴퓨터 판독 가능 저장 매체
18 : 통신 버스
20 : 프로그램
22 : 입출력 인터페이스
24 : 입출력 장치
26 : 네트워크 통신 인터페이스
100 : MIMO 통신 시스템
102 : 기지국 장치
104 : 그리드 안테나 어레이
104a : 안테나

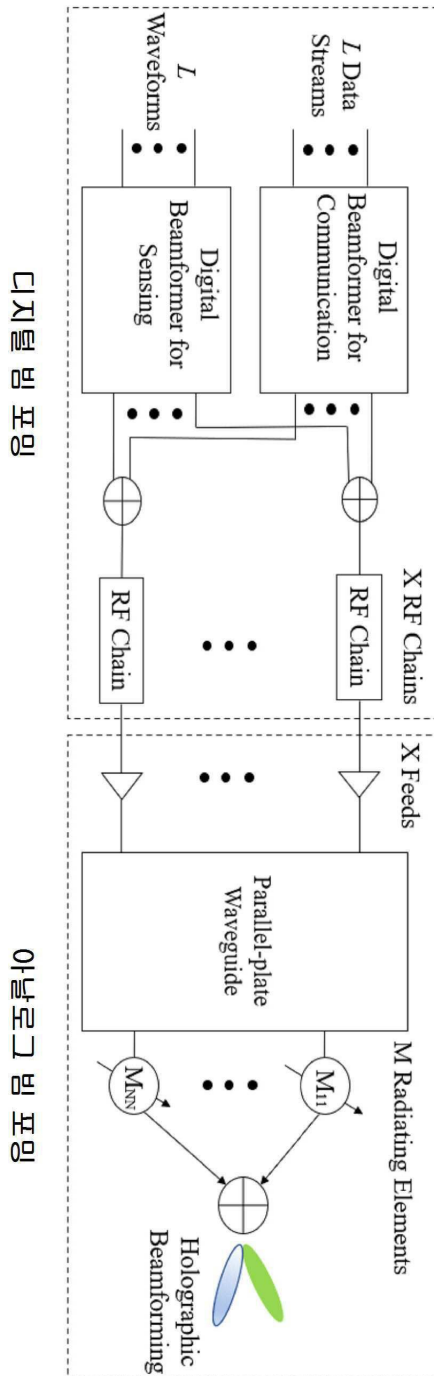
도면

도면1

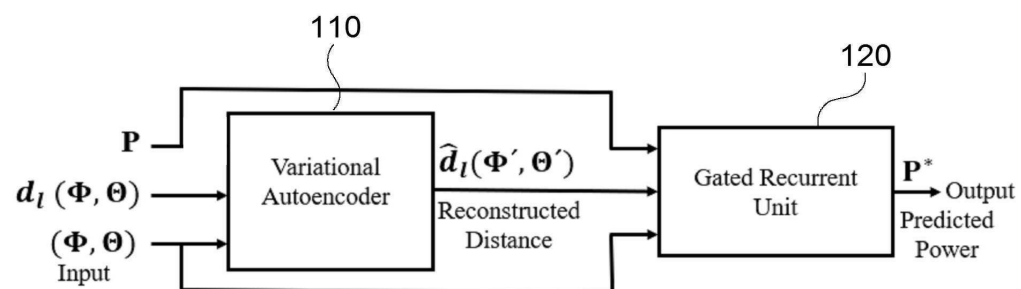
100



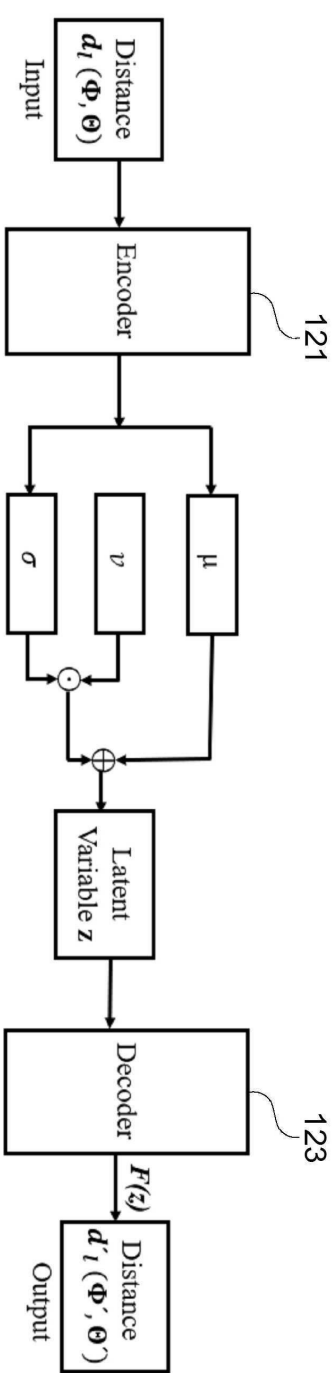
도면2



도면3

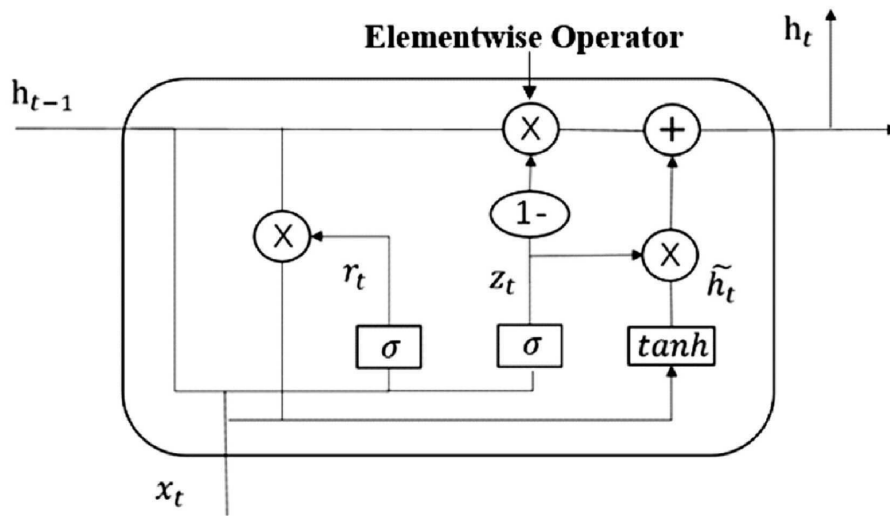


도면4

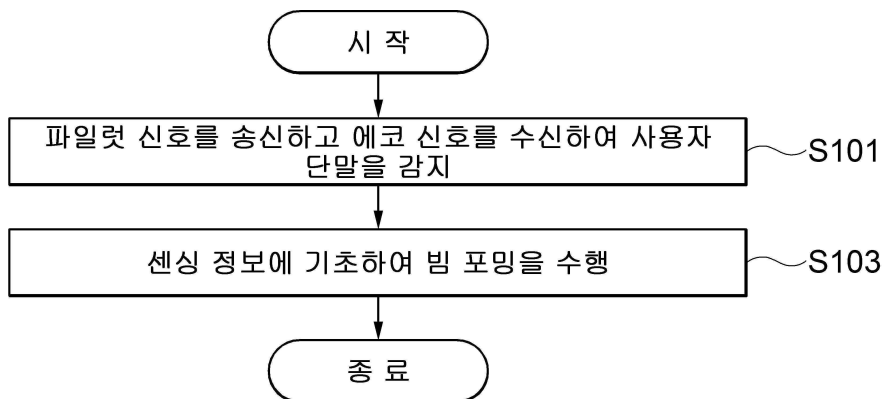


도면5

120



도면6



도면7

10

