



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2020년05월07일
(11) 등록번호 10-2107571
(24) 등록일자 2020년04월28일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
H04B 7/0413 (2017.01) G06N 3/08 (2006.01)
H04B 17/309 (2014.01)
- (52) CPC특허분류
H04B 7/0413 (2013.01)
G06N 3/08 (2013.01)
- (21) 출원번호 10-2019-0075450
(22) 출원일자 2019년06월25일
심사청구일자 2019년06월25일
- (56) 선행기술조사문헌
A. Elgabli et al, "Two-Stage LASSO ADMM Signal Detection Algorithm For Large Scale MIMO", 2017 51st Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, 29 Oct.- 1 Nov. 2017(2017.10.29.)*
G.Franca et al, "A Dynamical Systems Perspective on Nonsmooth Constrained Optimization", arXiv.org > math > arXiv:1808.04048, (2019.01.29.)*
KR1020150080049 A
KR101903293 B1
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

- (73) 특허권자
인하대학교 산학협력단
인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대학교)
- (72) 발명자
박대영
인천광역시 연수구 신송로118번길 6, 113동 603호(송도동, 송도풍림아이원1단지아파트)
- 김민식
경기도 수원시 영통구 동수원로 448, 105동 401호(매탄동, 현대아파트)
- (74) 대리인
양성보

전체 청구항 수 : 총 3 항

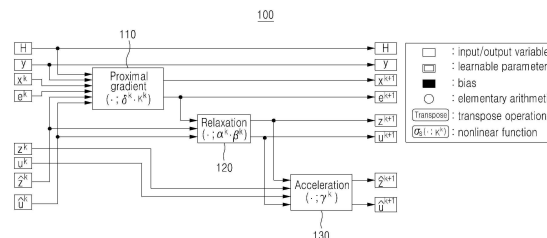
심사관 : 이미현

(54) 발명의 명칭 깊은 신경망을 이용한 대용량 MIMO 신호 검출 방법 및 장치

(57) 요약

다양한 실시예들에 따른 깊은 신경망을 이용한 대용량 MIMO 신호 검출 방법 및 장치는, 수신 신호와 수신 신호에 대한 채널을 기반으로, 송신 신호를 추정하고, 수신 신호, 채널 및 송신 신호를 기반으로, MIMO 검출 문제를 도출하고, MIMO 검출 문제의 증강 라그랑주를 검출하고, 증강 라그랑주에 R-A-ADMM 알고리즘을 적용하고, 프록시멀 항을 적용하여, 송신 신호를 최적화하고, 이로 인해 R-A-ADMM을 도출하고, R-A-ADMM에 미분 가능한 비 선형 함수를 적용하여, 송신 신호를 최적화하고, 이로 인해 학습 파라미터를 갖는 R-A-ADMM 네트워크를 구현하도록 구성될 수 있다.

대표도



(52) CPC특허분류

H04B 17/309 (2015.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711093227 (세부과제번호 2014-1-00729-006)

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 정보통신기획평가원

연구사업명 대학 IT연구센터 육성·지원

연구과제명 [IITP-ezbaro][정부] 스마트한 주파수 이용을 위한 스펙트럼 및 전파기술(6차년도)

기 여 율 1/1

주관기관 인하대학교 산학협력단

연구기간 2019.01.01 ~ 2019.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

삭제

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

삭제

청구항 5

삭제

청구항 6

MIMO 시스템에서, 수신기가 수신 신호로부터 송신기의 송신 신호를 검출하는 방법에 있어서,

수신 신호와 상기 수신 신호에 대한 채널을 기반으로, 송신 신호를 추정하는 동작;

상기 수신 신호, 채널 및 송신 신호를 기반으로, MIMO 검출 문제를 도출하는 동작;

상기 MIMO 검출 문제의 증강 라그랑주를 검출하는 동작;

상기 증강 라그랑주에 R-A-ADMM(Relaxed Accelerated Alternating Direction Method of Multipliers) 알고리즘을 적용하는 동작; 및

프록시멀 항을 적용하여, 상기 송신 신호를 최적화하고, 이로 인해 R-A-ADMM을 도출하는 동작을 포함하고,

상기 R-A-ADMM에 미분 가능한 비 선형 함수를 적용하여, 상기 송신 신호를 최적화하고, 이로 인해 학습 파라미터를 갖는 R-A-ADMM 네트워크를 구현하는 동작을 더 포함하고,

상기 수신 신호, 채널 및 송신 신호는 아래의 수학적식과 같은 관계를 갖고,

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}$$

여기서, 상기 $\mathbf{y}$ 는 상기 수신 신호를 나타내고, 상기 $\mathbf{H}$ 는 상기 채널을 나타내고, 상기 $\mathbf{x}$ 는 상기 송신 신호를 나타내며, 상기 $\mathbf{n}$ 은 가산성 백색 가우시안 잡음을 나타냄.

상기 MIMO 검출 문제 도출 동작은,

상기 MIMO 검출 문제를 아래의 수학적식과 같이 도출하고,

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{z}} I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}) + \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{z}\|_2^2, \quad \text{s.t. } \mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y}$$

여기서, 상기 $I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x})$ 는 성파도 집합 $\mathcal{S}$ 에 대한 지시(indicator) 함수를 나타내고, 상기 λ 는 상기 $\mathbf{z}$ 와 상기 $I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x})$ 중 어느 곳에 더 중요성을 두는 지 정하는 변수를 나타냄.

상기 증강 라그랑주 검출 동작은,

상기 증강 라그랑주를 아래의 수학적식과 같이 검출하고,

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{z}, \mathbf{u}) = I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}) + \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{z}\|_2^2 + \rho \mathbf{u}^T (\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y} - \mathbf{z}) + (\rho/2) \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y} - \mathbf{z}\|_2^2$$

여기서, 상기 ρ 는 상기 수학적식 내 항들에 대한 중요성을 나타내는 지표를 나타내고, 상기 $\mathbf{u}$ 는 라그랑주 승수(Lagrange multiplier 또는 dual variable)를 나타냄.

상기 R-A-ADMM 알고리즘 적용 동작은,

상기 증강 라그랑주에 상기 R-A-ADMM 알고리즘을 아래의 수학적식과 같이 적용하고,

$$\mathbf{x}^{k+1} = \arg \min_{\mathbf{x}} I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y} - \hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k\|_2^2$$

$$\begin{aligned} \mathbf{z}^{k+1} &= \arg \min_{\mathbf{z}} \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{z}\|_2^2 + \frac{\rho}{2} \|\alpha(\mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{y}) + (1 - \alpha)\hat{\mathbf{z}}^k - \mathbf{z} + \hat{\mathbf{u}}^k\|_2^2 \\ &= \frac{\lambda\rho}{1 + \lambda\rho} (\alpha(\mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{y}) + (1 - \alpha)\hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k) \end{aligned}$$

$$\mathbf{u}^{k+1} = \hat{\mathbf{u}}^k + \alpha(\mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{y}) + (1 - \alpha)\hat{\mathbf{z}}^k - \mathbf{z}^{k+1}$$

$$\hat{\mathbf{z}}^{k+1} = \mathbf{z}^{k+1} + \Upsilon^k (\mathbf{z}^{k+1} - \mathbf{z}^k)$$

$$\hat{\mathbf{u}}^{k+1} = \mathbf{u}^{k+1} + \Upsilon^k (\mathbf{u}^{k+1} - \mathbf{u}^k)$$

상기 프록시멀 항이 아래의 수학적식들과 같이 정의되고,

$$h(\mathbf{x}) = \frac{\rho}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y} - \hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k\|_2^2,$$

$$h(\mathbf{x}) \leq h(\mathbf{x}^k) + \nabla h(\mathbf{x}^k)^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}^k) + \frac{1}{2\delta} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^k\|_2^2$$

상기 R-A-ADMM 도출 동작은,

상기 프록시멀 항을 적용하여, 상기 송신 신호를 아래의 수학적식과 같이 최적화하고,

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^{k+1} &= \arg \min_{\mathbf{x}} I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}) + \rho \nabla h(\mathbf{x}^k)^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}^k) + \frac{\rho}{2\delta} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^k\|_2^2 \\ &= \Pi_{\mathcal{S}} (\mathbf{x}^k - \delta^k \nabla h(\mathbf{x}^k)) \\ &= \Pi_{\mathcal{S}} (\mathbf{x}^k - \delta^k \mathbf{H}^T (\mathbf{H}\mathbf{x}^k - \mathbf{y} - \hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k)) \end{aligned}$$

상기 R-A-ADMM을 아래의 수학적식과 같이 도출하는 방법.

$$\mathbf{x}^{k+1} = \Pi_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}^k - \delta^k \mathbf{H}^T(\mathbf{e}^k - \hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k))$$

$$\mathbf{e}^{k+1} = \mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{y}$$

$$\mathbf{z}^{k+1} = \frac{\lambda\rho}{1+\lambda\rho}(\alpha\mathbf{e}^{k+1} + (1-\alpha)\hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k)$$

$$\mathbf{u}^{k+1} = \hat{\mathbf{u}}^k + \alpha\mathbf{e}^{k+1} + (1-\alpha)\hat{\mathbf{z}}^k - \mathbf{z}^{k+1}$$

$$\hat{\mathbf{z}}^{k+1} = \mathbf{z}^{k+1} + \Upsilon^k(\mathbf{z}^{k+1} - \mathbf{z}^k)$$

$$\hat{\mathbf{u}}^{k+1} = \mathbf{u}^{k+1} + \Upsilon^k(\mathbf{u}^{k+1} - \mathbf{u}^k)$$

여기서, 상기 $\mathbf{e}^k = \mathbf{H}\mathbf{x}^k - \mathbf{y}$ 을 나타냄.

청구항 7

제 6 항에 있어서,

상기 비 선형 함수는 아래의 수학적식과 같이 쌍곡 탄젠트로 구성되고,

$$\sigma_{\mathcal{S}}(x; \kappa) = \sum_{i=1}^{|S|-1} \tanh(\kappa(x - \tau_i))$$

$$\tau_i = (s_i + s_{i+1})/2$$

상기 R-A-ADMM 네트워크 구현 동작은,

상기 비 선형 함수를 적용하여, 상기 R-A-ADMM 네트워크를 아래의 함수와 같이 구현하는 방법.

$$\mathbf{x}^{k+1} = \sigma_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}^k - \delta^k \mathbf{H}^T(\mathbf{e}^k - \hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k); \kappa^k)$$

$$\mathbf{e}^{k+1} = \mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{y}$$

$$\mathbf{z}^{k+1} = \beta^k(\alpha^k\mathbf{e}^{k+1} + (1-\alpha^k)\hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k)$$

$$\mathbf{u}^{k+1} = \hat{\mathbf{u}}^k + \alpha^k\mathbf{e}^{k+1} + (1-\alpha^k)\hat{\mathbf{z}}^k - \mathbf{z}^{k+1}$$

$$\hat{\mathbf{z}}^{k+1} = \mathbf{z}^{k+1} + \Upsilon^k(\mathbf{z}^{k+1} - \mathbf{z}^k)$$

$$\hat{\mathbf{u}}^{k+1} = \mathbf{u}^{k+1} + \Upsilon^k(\mathbf{u}^{k+1} - \mathbf{u}^k)$$

청구항 8

제 7 항에 있어서,

상기 학습 파라미터는 레이어 별로 다른 값을 학습하고, 아래의 수학적식과 같이 구성되는 방법.

$$\theta = \{\delta^k, \alpha^k, \beta^k, \gamma^k, \kappa^k\}_{k=1}^L$$

청구항 9

삭제

청구항 10

삭제

발명의 설명

기술 분야

[0001] 다양한 실시예들은 깊은 신경망을 이용한 대용량 MIMO 신호 검출 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 최근 4차 산업 혁명이 이슈가 되면서 사물 인터넷(Internet of Things, IoT), 자율 주행, 인공지능 등의 기술이 발전하였고, 무선 통신 시스템에서 높은 전송률에 대한 수요가 계속해서 증가하고 있다. 전송률을 높이기 위해 많은 방법들이 연구되고 있지만 대역폭이 제한적이기 때문에, 전송률과 성능을 동시에 향상시키기에는 트레이드 오프(trade-off) 관계로 한계가 있다. 따라서, 추가적인 대역폭 및 전송 전력 없이 채널 용량을 높일 수 있는 MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 시스템에 대한 관심이 높아지고 있다.

[0003] MIMO 시스템은 단일 입력 단일 출력(Single Input Single Output, SISO) 시스템과 달리 송신 측에서 여러 개의 심볼을 동시에 전송하기 때문에, 수신 측에서는 랜덤 잡음이나 간섭의 영향을 받은 심볼을 수신하게 된다. 따라서, MIMO 시스템을 설계할 때, 수신 측에 송신 신호에 대한 신호 검출기가 필요하다. 하지만, 대용량 MIMO 시스템은 다수의 안테나를 사용함에 따라 시스템의 복잡도가 지수적으로 증가하여, 현실에서의 구현이 어렵다. 따라서, 낮은 복잡도로 신호 검출을 수행하기 위해 ZF(zero forcing), SDR-RBR(semidefinite relaxation-row by row), SD(sphere decoding)과 같은 알고리즘들이 연구되어 왔다.

[0004] 4차 산업 혁명의 또 다른 이슈는 기계학습(Machine Learning)이다. 하드웨어 장비 및 심층 신경망(deep neural network; DNN)의 발전으로 기계학습에 대한 관심이 높아지게 되었고, 공학 분야의 문제를 해결하기 위해서 많이 사용되고 있다. 그 결과, 대부분의 공학 분야에서 기계학습에 대한 성공 스토리가 폭발적으로 증가하고 있다. 통신 분야에서도 다방면으로 기계학습을 적용하고 있으며, 채널 추정 및 블라인드 검출 등에서 좋은 성과를 보여주었고 MIMO 검출 문제에 순환 신경망(recurrent neural network; RNN)을 적용하여 높은 검출 정확도를 가지는 방법도 제시되고 있다.

선행기술문헌

비특허문헌

(비특허문헌 0001) G. Franca, D. P. Robinson, and R. Vidal, "A dynamical systems perspective on nonsmooth constrained optimization," arXiv:1808.04048, 2019.

(비특허문헌 0002) S. Boyd, N. Parikh, E. Chu, B. Peleato, and J. Eckstein, "Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers," Foundations and Trends in Machine Learning, 2010.

(비특허문헌 0003) T. Goldstein, B. O'Donoghue, S. Setzer, R. Baraniuk, "Fast Alternating Direction Optimization Methods," SIAM Im. Sci., 2014.

(비특허문헌 0004)
https://kgatsis.github.io/learning_for_control_workshop_CDC2018/assets/slides/Vidal_CDC18.pdf

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 다양한 실시예들은 최적화 알고리즘에 심층 신경망을 적용하여 낮은 복잡도에서 높은 검출 성능을 가지는 새로운 MIMO 검출 방법 및 장치를 제안한다.

과제의 해결 수단

[0006] 다양한 실시예들에 따른 깊은 신경망을 이용한 대용량 MIMO 신호 검출 방법은, MIMO 시스템에서 수신기가 수신 신호로부터 송신기의 송신 신호를 검출하는 방법에 관한 것으로, 수신 신호와 상기 수신 신호에 대한 채널을 기반으로, 송신 신호를 추정하는 동작, 상기 수신 신호, 채널 및 송신 신호를 기반으로, MIMO 검출 문제를 도출하는 동작, 상기 MIMO 검출 문제의 증강 라그랑주를 검출하는 동작, 상기 증강 라그랑주에 R-A-ADMM 알고리즘을 적용하는 동작, 및 프록시멀 항을 적용하여, 상기 송신 신호를 최적화하고, 이로 인해 R-A-ADMM을 도출하는 동작을 포함할 수 있다.

[0007] 다양한 실시예들에 따른 깊은 신경망을 이용한 대용량 MIMO 신호 검출 장치는, MIMO 시스템의 수신기에서 수신 신호로부터 송신기의 송신 신호를 검출하는 장치에 관한 것으로, 수신 신호가 입력되는 복수 개의 수신 안테나들, 및 상기 수신 신호로부터 송신 신호를 검출하도록 구성되는 검출기를 포함하며, 상기 검출기는, 수신 신호와 상기 수신 신호에 대한 채널을 기반으로, 송신 신호를 추정하고, 상기 수신 신호, 채널 및 송신 신호를 기반으로, MIMO 검출 문제를 도출하고, 상기 MIMO 검출 문제의 증강 라그랑주를 검출하고, 상기 증강 라그랑주에 R-A-ADMM 알고리즘을 적용하고, 프록시멀 항을 적용하여, 상기 송신 신호를 최적화하고, 이로 인해 R-A-ADMM을 도출하도록 구성될 수 있다.

발명의 효과

[0008] 다양한 실시예들에 따르면, 낮은 복잡도에서 높은 성능을 가지는 새로운 MIMO 검출 기법이 제안된다. 다양한 실시예들에 따른 장치는 최적화 알고리즘을 기반으로 구현하였기에 기존의 인공지능 검출기 보다 훨씬 적은 양의 학습 파라미터를 가질 수 있다. 따라서, 적은 시간 내에 학습이 가능하다. 또한 한번에 많은 양의 데이터를 처리할 수 있도록 설계하여 기존의 알고리즘 보다 빠른 처리 시간을 가질 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0009] 도 1은 다양한 실시예들에 따른 수신기의 검출기를 도시하는 도면이다.

도 2는 도 1의 프록시멀 그라디언트 부분을 도시하는 도면이다.

도 3은 도 1의 릴렉세이션 부분을 도시하는 도면이다.

도 4는 도 1의 가속화 부분을 도시하는 도면이다.

도 5는 4-PAM에서의 $\Pi_s(x)$ 와 $\sigma_s(x; \kappa)$ 함수를 보여주는 그래프이다.

도 6은 BPSK와 변하는 30×60 MIMO채널에서 SNR에 따른 비트 오류율을 보여주는 그래프이다.

도 7은 4QAM와 변하는 20×30 MIMO채널에서 SNR에 따른 심볼 오류율을 보여주는 그래프이다.

도 8은 16QAM과 변하는 15×25 MIMO채널에서 SNR에 따른 심볼 오류율을 보여주는 그래프이다.

도 9는 배치의 크기에 따른 알고리즘 실행시간을 보여주는 그래프이다.

도 10은 레이어 개수에 따른 심볼 오류율을 보여주는 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0010] 이하, 본 문서의 다양한 실시예들이 첨부된 도면을 참조하여 설명된다.

[0012] 이하에서, 다양한 실시예들에 따른 깊은 신경망을 이용한 대용량 MIMO 신호 검출 방법 및 장치가 제안된다. 다양한 실시예들에 따르면, MIMO 시스템에서, 수신기가 수신 신호로부터 송신기의 송신 신호를 검출하는 방법 및 장치가 제안된다. 다양한 실시예들에서는 낮은 복잡도에서 높은 성능을 가지는 새로운 MIMO 검출 기법을 제안한

다. 다양한 실시예들에 따른 장치는 최적화 알고리즘을 기반으로 구현하였기에 기존의 인공지능 검출기 보다 훨씬 적은 양의 학습 파라미터를 가질 수 있다. 따라서, 적은 시간 내에 학습이 가능하다. 또한 한번에 많은 양의 데이터를 처리할 수 있도록 설계하여 기존의 알고리즘 보다 빠른 처리 시간을 가질 수 있다.

[0014] MIMO 시스템에서 수신 신호는 하기 [수학식 1]과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 1

[0015]
$$\bar{\mathbf{y}} = \bar{\mathbf{H}}\bar{\mathbf{x}} + \bar{\mathbf{n}}$$

[0016] 여기서, 송신 안테나 $\bar{M}$ 개와 수신 안테나 $\bar{N}$ 개를 사용한다면, $\bar{\mathbf{y}} \in \mathbb{C}^{\bar{N}}$ 는 수신 신호 벡터를 나타내고, $\bar{\mathbf{H}} \in \mathbb{C}^{\bar{N} \times \bar{M}}$ 는 MIMO 채널 행렬을 나타내고, $\bar{\mathbf{x}} \in \mathbb{C}^{\bar{M}}$ 는 송신 신호 벡터를 나타내고, $\bar{\mathbf{n}} \in \mathbb{C}^{\bar{N}}$ 은 가산성 백색 가우시안 잡음(Additive White Gaussian Noise, AWGN)을 나타낼 수 있다. $\bar{\mathcal{S}}$ 는 성상도에서 표현되는 점들의 집합을 나타내며, $\mathbb{C}$ 는 복소수 집합을 나타낼 수 있다.

[0017] MIMO 시스템의 채널 행렬 $\bar{\mathbf{H}}$ 는 수신기에서 알고 있으며 원소들은 가우시안 분포로 이루어져 있을 수 있다. $\bar{\mathbf{H}}$ 는 $\bar{N} \times \bar{M}$ 크기의 채널 행렬로 i 번째 행, j 번째 열의 원소는 i 번째 수신 안테나에서 j 번째 송신 안테나 사이의 채널 이득을 나타낼 수 있다. 수신기의 MIMO 신호 검출기는 잡음이 섞인 수신 신호 벡터 $\bar{\mathbf{y}}$ 와 채널 행렬 $\bar{\mathbf{H}}$ 를 사용하여 송신 신호 벡터 $\bar{\mathbf{x}}$ 를 복원할 수 있다.

[0018] 상기 [수학식 1]에서 복소수 변수를 피하기 위해서, 하기 [수학식 2]를 적용할 수 있다. 이때 상기 [수학식 1]은 하기 [수학식 3]과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 2

[0019]
$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} \Re(\bar{\mathbf{y}}) \\ \Im(\bar{\mathbf{y}}) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} \Re(\bar{\mathbf{x}}) \\ \Im(\bar{\mathbf{x}}) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{n} = \begin{bmatrix} \Re(\bar{\mathbf{n}}) \\ \Im(\bar{\mathbf{n}}) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \Re(\bar{\mathbf{H}}) - \Im(\bar{\mathbf{H}}) \\ \Im(\bar{\mathbf{H}}) \quad \Re(\bar{\mathbf{H}}) \end{bmatrix}$$

수학식 3

[0020]
$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}$$

[0021] 상기 [수학식 3]을 MIMO 검출 문제로 다시 표현하면, 하기 [수학식 4]와 같이 나타낼 수 있다.

수학식 4

[0022]
$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{z}} I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}) + \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{z}\|_2^2$$

$$\text{s.t. } \mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y}$$

[0023] 여기서, $I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x})$ 는 성좌도 집합 $\mathcal{S}$ 에 대한 지시(indicator) 함수일 수 있다. 즉, $\mathbf{x} \in \mathcal{S}$ 을 만족하면 $I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}) = 0$ 이고, $\mathbf{x} \notin \mathcal{S}$ 을 만족하면 $I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}) = \infty$ 일 수 있다. λ 는 $\mathbf{z}$ 와 $I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x})$ 중 어느 곳에 더 중요성을 두는 지 정하는 변수일 수 있다. 즉, λ 가 작을수록, $\mathbf{z}$ 에 대한 중요성이 증가하고, λ 가 클수록, $I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x})$ 에 대한 중요성이 증가할 수 있다.

[0024] 상기 [수학식 4]에 대한 증강 라그랑주 승수법(augmented Lagrangian)이 하기 [수학식 5]와 같이 나타낼 수 있다.

수학식 5

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{z}, \mathbf{u}) = I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}) + \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{z}\|_2^2 + \rho \mathbf{u}^T (\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y} - \mathbf{z}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y} - \mathbf{z}\|_2^2$$

[0025]

[0026] 여기서, ρ 는 페널티 변수로서, λ 와 같이 중요성을 나타내는 지표일 수 있다. 즉, ρ 가 클수록, $(\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y} \rightarrow \mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y} - \mathbf{z} = \mathbf{0})$ 을 더 만족하도록 결과가 도출되며, ρ 가 작을수록, $(I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}) + \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{z}\|_2^2)$ 에 초점을 맞춰서 최적화가 수행될 수 있다. $\mathbf{u}$ 는 라그랑주 승수(Lagrange multiplier 또는 dual variable)를 나타낼 수 있다.

상기 [수학식 5]와 같은 MIMO 검출 문제에 R-A-ADMM(Relaxed Accelerated Alternating Direction Method of Multipliers) 알고리즘을 적용하면, 하기 [수학식 6]과 같이 표현될 수 있다.

수학식 6

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^{k+1} &= \arg \min_{\mathbf{x}} I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y} - \hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k\|_2^2 \\ \mathbf{z}^{k+1} &= \arg \min_{\mathbf{z}} \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{z}\|_2^2 + \frac{\rho}{2} \|\alpha(\mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{y}) + (1 - \alpha)\hat{\mathbf{z}}^k - \mathbf{z} + \hat{\mathbf{u}}^k\|_2^2 \\ &= \frac{\lambda\rho}{1+\lambda\rho} (\alpha(\mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{y}) + (1 - \alpha)\hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k) \\ \mathbf{u}^{k+1} &= \hat{\mathbf{u}}^k + \alpha(\mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{y}) + (1 - \alpha)\hat{\mathbf{z}}^k - \mathbf{z}^{k+1} \\ \hat{\mathbf{z}}^{k+1} &= \mathbf{z}^{k+1} + \gamma^k (\mathbf{z}^{k+1} - \mathbf{z}^k) \\ \hat{\mathbf{u}}^{k+1} &= \mathbf{u}^{k+1} + \gamma^k (\mathbf{u}^{k+1} - \mathbf{u}^k) \end{aligned}$$

[0027]

[0028] 여기서, $\alpha \in (0, 2)$ 및 $\gamma^k = k/(k + \mu)$ 가 만족될 수 있다. $\alpha = 1$ 인 경우 A-ADMM이며, $\alpha = 1, \gamma = 0$ 인 경우 ADMM 알고리즘에 해당한다.

[0029] 상기 [수학식 6]에서 $\mathbf{x}$ 에 대하여 최적화하는 문제는 행렬의 역행렬을 구하는 문제와 관련되어 복잡할 수 있다. 따라서, 다양한 실시예들에서는 프록시멀 항(proximal term)을 사용하여 압축 센싱(Compressive Sensing, CS) 문제를 해결한 것과 유사하게, $\mathbf{x}$ 에 대하여 최적화하는 문제를 해결하고자 한다. 이를 위해, 하기 [수학식 7]과

같이 $h(\mathbf{x})$ 가 정의될 수 있다. 이 때 $h(\mathbf{x})$ 는 매끄러운 함수(smooth function)로, 하기 [수학식 8]과 같은 조건을 만족할 수 있다.

수학식 7

$$h(\mathbf{x}) = \frac{\rho}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y} - \hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k\|_2^2$$

수학식 8

$$h(\mathbf{x}) \leq h(\mathbf{x}^k) + \nabla h(\mathbf{x}^k)^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}^k) + \frac{1}{2\delta} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^k\|_2^2$$

이를 기반으로, $\mathbf{x}$ 에 대하여 최적화하는 문제는, 하기 [수학식 9]와 같이 표현될 수 있다.

수학식 9

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^{k+1} &= \arg \min_{\mathbf{x}} I_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}) + \rho \nabla h(\mathbf{x}^k)^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}^k) + \frac{\rho}{2\delta} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^k\|_2^2 \\ &= \Pi_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}^k - \delta^k \nabla h(\mathbf{x}^k)) \\ &= \Pi_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}^k - \delta^k \mathbf{H}^T (\mathbf{H}\mathbf{x}^k - \mathbf{y} - \hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k)) \end{aligned}$$

여기서, $\delta \leq 1/L$ ($\mathbf{H}^T \mathbf{H}$ 고유 값 중 가장 큰 값)가 만족되어야 한다.

프록시멀 항을 적용하여, 상기 [수학식 9]와 같이 표현되는 문제를 해결한 (inexact) R-A-ADMM이 하기 [수학식 10]과 같이 표현될 수 있다.

수학식 10

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^{k+1} &= \Pi_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}^k - \delta^k \mathbf{H}^T (\mathbf{H}\mathbf{x}^k - \mathbf{y} - \hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k)) \\ \mathbf{z}^{k+1} &= \frac{\lambda\rho}{1+\lambda\rho} (\alpha(\mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{y}) + (1-\alpha)\hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k) \\ \mathbf{u}^{k+1} &= \hat{\mathbf{u}}^k + \alpha(\mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{y}) + (1-\alpha)\hat{\mathbf{z}}^k - \mathbf{z}^{k+1} \\ \hat{\mathbf{z}}^{k+1} &= \mathbf{z}^{k+1} + \Upsilon^k(\mathbf{z}^{k+1} - \mathbf{z}^k) \\ \hat{\mathbf{u}}^{k+1} &= \mathbf{u}^{k+1} + \Upsilon^k(\mathbf{u}^{k+1} - \mathbf{u}^k) \end{aligned}$$

여기서, $\mathbf{e}^k = \mathbf{H}\mathbf{x}^k - \mathbf{y}$ 를 도입하여, 상기 [수학식 10]을 간단히 하면, 하기 [수학식 11]과 같이 표현될 수 있다.

수학식 11

$$\mathbf{x}^{k+1} = \Pi_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}^k - \delta^k \mathbf{H}^T(\mathbf{e}^k - \hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k))$$

$$\mathbf{e}^{k+1} = \mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{y}$$

$$\mathbf{z}^{k+1} = \frac{\lambda \rho}{1 + \lambda \rho} (\alpha \mathbf{e}^{k+1} + (1 - \alpha) \hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k)$$

$$\mathbf{u}^{k+1} = \hat{\mathbf{u}}^k + \alpha \mathbf{e}^{k+1} + (1 - \alpha) \hat{\mathbf{z}}^k - \mathbf{z}^{k+1}$$

$$\hat{\mathbf{z}}^{k+1} = \mathbf{z}^{k+1} + \gamma^k (\mathbf{z}^{k+1} - \mathbf{z}^k)$$

$$\hat{\mathbf{u}}^{k+1} = \mathbf{u}^{k+1} + \gamma^k (\mathbf{u}^{k+1} - \mathbf{u}^k)$$

[0038]

[0039] $\mathbf{x}$ 를 최적화하는 과정에서, $\Pi_{\mathcal{S}}(\mathbf{x})$ 는 미분 가능하지 않게 때문에 학습 모델로 구현할 수 없다. 따라서, 다양한 실시예들에서는, $\Pi_{\mathcal{S}}(\mathbf{x})$ 를 비 선형 함수 $\sigma_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}; \kappa)$ 로 제안한다. $\sigma_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}; \kappa)$ 는 쌍곡 탄젠트(hyperbolic tangent)로 구성되어 있으며, κ 에 따라서 성장도 δ 로 매핑하는 정도를 다르게 설정할 수 있다. $\sigma_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}; \kappa)$ 는 하기 [수학식 12]와 같이 표현될 수 있다.

수학식 12

$$\sigma_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}; \kappa) = \sum_{i=1}^{|\mathcal{S}|-1} \tanh(\kappa(x - \tau_i))$$

$$\tau_i = (s_i + s_{i+1})/2$$

[0040]

[0041] 여기서, τ_i 는 쌍곡 탄젠트를 평행 이동시키는 역할을 할 수 있다. 예를 들어, 4진 진폭 변조에서, $\mathcal{S} = \{-3, -1, 1, 3\}$ 일 때, $\sigma(\mathbf{x}; \kappa) = \tanh(\kappa(x - 2)) + \tanh(\kappa(x)) + \tanh(\kappa(x + 2))$ 일 수 있다. 이 때

$\sigma_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}; \kappa)$ 는, 도 5에 도시된 바와 같이 κ 에 따라 다르게 표현될 수 있다.

[0042] ADMM과 같은 알고리즘으로 최적화 문제를 해결하는 경우 성능은 알고리즘에서 등장한 파라미터 값에 민감하다. 최적의 성능을 가지는 값을 정하는 것은 알고리즘으로 문제를 해결하는 것보다 중요할 수도 있으며 정확한 값을 찾기 어려운 문제가 있다. 따라서, 다양한 실시예들에서는 알고리즘의 파라미터를 학습 가능한 파라미터로 하여, 하기 [수학식 13]과 같이 표현되는 R-A-ADMM 네트워크를 구현할 수 있다.

수학식 13

$$\mathbf{x}^{k+1} = \sigma_{\delta}(\mathbf{x}^k - \delta^k \mathbf{H}^T(\mathbf{e}^k - \hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k); \kappa^k)$$

$$\mathbf{e}^{k+1} = \mathbf{H}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{y}$$

$$\mathbf{z}^{k+1} = \beta^k(\alpha^k \mathbf{e}^{k+1} + (1 - \alpha^k)\hat{\mathbf{z}}^k + \hat{\mathbf{u}}^k)$$

$$\mathbf{u}^{k+1} = \hat{\mathbf{u}}^k + \alpha^k \mathbf{e}^{k+1} + (1 - \alpha^k)\hat{\mathbf{z}}^k - \mathbf{z}^{k+1}$$

$$\hat{\mathbf{z}}^{k+1} = \mathbf{z}^{k+1} + \Upsilon^k(\mathbf{z}^{k+1} - \mathbf{z}^k)$$

$$\hat{\mathbf{u}}^{k+1} = \mathbf{u}^{k+1} + \Upsilon^k(\mathbf{u}^{k+1} - \mathbf{u}^k)$$

[0043]

[0044] 이 때 상기 [수학식 13]은 R-A-ADMM 네트워크에서 한 개의 레이어에 대한 수학식일 수 있다. 학습 가능한 파라미터는 레이어 별로 다른 값을 학습할 수 있다. 학습 가능한 파라미터 및 손실함수는 하기 [수학식 14] 및 [수학식 15]와 같이 각각 표현될 수 있다.

수학식 14

$$\theta = \{\delta^k, \alpha^k, \beta^k, \Upsilon^k, \kappa^k\}_{k=1}^L$$

[0045]

수학식 15

$$l = \sum_{k=1}^L \|\sigma_{\delta}(\mathbf{x}^k; \bar{\kappa}) - \mathbf{x}^*\|_2^2$$

[0046]

[0047] 여기서, $\bar{\kappa}$ 는 고정된 상수로 100을 사용할 수 있다. 학습 가능한 파라미터의 초기 값은 R-A-ADMM의 조건을 만족하는 값일 수 있다.

[0049] 다양한 실시예들에서는 낮은 복잡도에서 높은 성능을 가지는 새로운 MIMO 검출 기법을 제안한다. 다양한 실시예들에 따른 MIMO 검출 장치는 최적화 알고리즘을 기반으로 구현하였기에 기존의 인공지능 검출기 보다 훨씬 적은 양의 학습 파라미터를 가질 수 있다. 따라서, 적은 시간 내에 학습이 가능하다. 또한 한번에 많은 양의 데이터를 처리할 수 있도록 설계하여 기존의 알고리즘 보다 빠른 처리 시간을 가질 수 있다.

[0051] 도 1은 다양한 실시예들에 따른 수신기의 검출기(100)를 도시하는 도면이다. 도 2는 도 1의 프록시멀 그라디언트 모듈(110)을 도시하는 도면이다. 도 3은 도 1의 릴렉세이션 모듈(120)을 도시하는 도면이다. 도 4는 도 1의 가속화 모듈(130)을 도시하는 도면이다.

[0052] 도 1을 참조하면, 다양한 실시예들에 따른 수신기의 검출기(100)는, 복수 개의 수신 안테나들을 통해 입력되는 수신 신호로부터 송신 신호에서 출력되는 송신 신호를 검출할 수 있다. 이를 위해, 검출기(100)는 상기 [수학식 13]에 표현되는 바와 같은 R-A-ADMM 네트워크를 구현하도록 구성될 수 있다. 검출기(100)는 프록시멀 그라디언트 모듈(110), 릴렉세이션 모듈(120) 및 가속화 모듈(130)을 포함할 수 있다. 프록시멀 그라디언트 모듈(110)은 도 2에 도시된 바와 같이 구성되고, 입력 변수들 $\mathbf{H}$, $\mathbf{y}$, $\mathbf{x}^k$, $\mathbf{e}^k$, $\hat{\mathbf{z}}^k$, $\hat{\mathbf{u}}^k$ 에 대해 학습 파라미터들 δ^k 와 κ^k 를 사용하여 연산을 수행함으로써, 해들 $\mathbf{x}^{k+1}$, $\mathbf{e}^{k+1}$ 을 구할 수 있다. 릴렉세이션 모듈(120)은 도 3에 도시된 바와 같이 구성되고, 입력 변수들 $\mathbf{e}^{k+1}$, $\hat{\mathbf{z}}^k$, $\hat{\mathbf{u}}^k$ 에 대해 학습 파라미터들 α^k 와 β^k 를 사용하여 연산

을 수행함으로써, 해들 $\mathbf{z}^{k+1}$, $\mathbf{u}^{k+1}$ 을 구할 수 있다. 가속화 모듈(130)은 도 4에 도시된 바와 같이 구성되고, 입력 변수들 $\mathbf{z}^{k+1}$, $\mathbf{z}^k$, $\mathbf{u}^{k+1}$, $\mathbf{u}^k$ 에 대해 학습 파라미터 γ^k 를 사용하여 연산을 수행함으로써, 해들 $\hat{\mathbf{z}}^{k+1}$, $\hat{\mathbf{u}}^{k+1}$ 을 구할 수 있다.

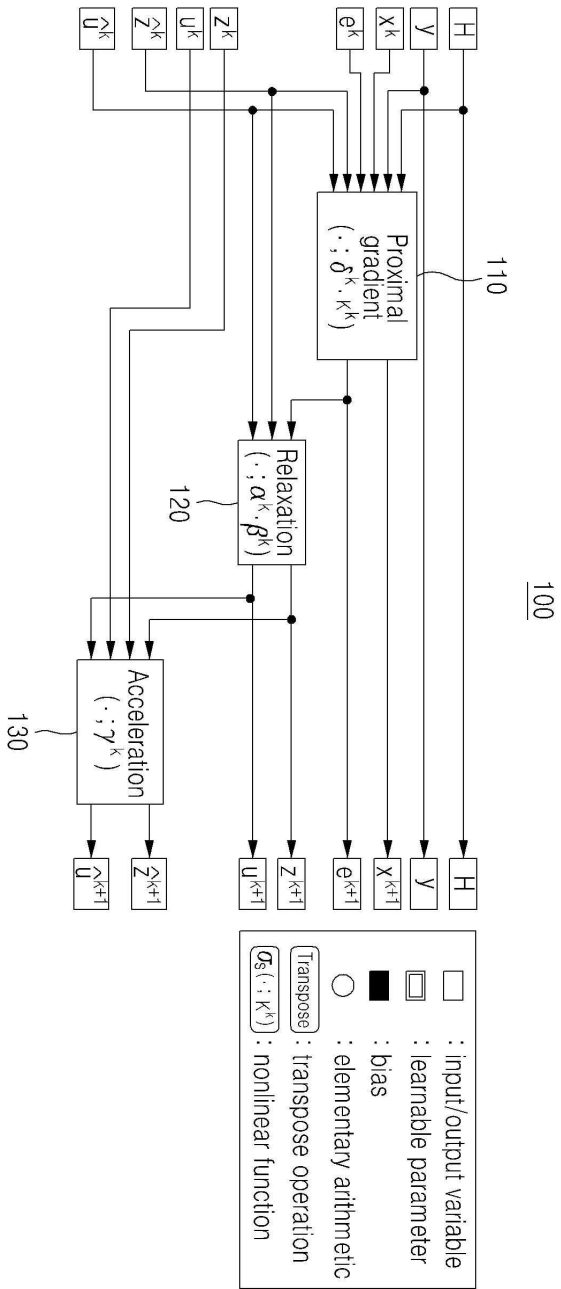
- [0054] 다양한 실시예들에 따른 MIMO 시스템의 수신기에서 수신 신호로부터 송신기의 송신 신호를 검출하는 장치는, 수신 신호가 입력되는 복수 개의 수신 안테나들, 및 상기 수신 신호로부터 송신 신호를 검출하도록 구성되는 검출기(100)를 포함할 수 있다.
- [0055] 다양한 실시예들에 따르면, 상기 검출기(100)는, 수신 신호와 상기 수신 신호에 대한 채널을 기반으로, 송신 신호를 추정하고, 상기 수신 신호, 채널 및 송신 신호를 기반으로, MIMO 검출 문제를 도출하고, 상기 MIMO 검출 문제의 증강 라그랑주를 검출하고, 상기 증강 라그랑주에 R-A-ADMM 알고리즘을 적용하고, 프록시밀 항을 적용하여, 상기 송신 신호를 최적화하고, 이로 인해 R-A-ADMM을 도출하도록 구성될 수 있다.
- [0056] 다양한 실시예들에 따르면, 상기 검출기(100)는, 상기 R-A-ADMM에 미분 가능한 비 선형 함수를 적용하여, 상기 송신 신호를 최적화하고, 이로 인해 학습 파라미터를 갖는 R-A-ADMM 네트워크를 구현하도록 구성될 수 있다.
- [0058] 다양한 실시예들에 따른 MIMO 시스템에서, 수신기가 수신 신호로부터 송신기의 송신 신호를 검출하는 방법은, 수신 신호와 상기 수신 신호에 대한 채널을 기반으로, 송신 신호를 추정하는 동작, 상기 수신 신호, 채널 및 송신 신호를 기반으로, MIMO 검출 문제를 도출하는 동작, 상기 MIMO 검출 문제의 증강 라그랑주를 검출하는 동작, 상기 증강 라그랑주에 R-A-ADMM 알고리즘을 적용하는 동작, 및 프록시밀 항을 적용하여, 상기 송신 신호를 최적화하고, 이로 인해 R-A-ADMM을 도출하는 동작을 포함할 수 있다.
- [0059] 다양한 실시예들에 따르면, 상기 방법은, 상기 R-A-ADMM에 미분 가능한 비 선형 함수를 적용하여, 상기 송신 신호를 최적화하고, 이로 인해 학습 파라미터를 갖는 R-A-ADMM 네트워크를 구현하는 동작을 더 포함할 수 있다.
- [0061] 도 6, 도 7, 도 8, 도 9 및 도 10은 다양한 실시예들에 따른 수신기의 성능을 설명하기 위한 도면들이다.
- [0062] 도 6은 변하는 채널에서 송신 안테나 30개 수신 안테나 60개를 사용하였으며 BPSK 디지털 변조 기법을 사용했을 때의 SNR에 따른 BER 성능을 보여주는 그래프이다. 도 6을 참조하면, 전체적인 성능은 SD, R-A-ADMM 네트워크, DetNet, R-A-ADMM, ZF 순서로 우수하게 나타날 수 있다. 학습을 하지 않는 R-A-ADMM의 초반 성능은 DetNet보다 우수하지 않지만, 13dB에서의 성능은 적은 데이터를 학습한 DetNet의 성능과 유사할 수 있다. 학습을 하는 R-A-ADMM 네트워크의 성능은 DetNet의 성능 보다 항상 우수하며, SNR이 증가할수록 DetNet의 성능과 더 큰 차이를 나타낼 수 있다.
- [0063] 도 7은 변하는 채널에서 송신 안테나 20개 수신 안테나 30개를 사용하였으며 4QAM 디지털 변조 기법을 사용했을 때의 SNR에 따른 SER 성능을 보여주는 그래프이다. 도 7을 참조하면, 전체적인 성능은 SD, R-A-ADMM 네트워크, DetNet, R-A-ADMM, ZF 순서로 우수하게 나타날 수 있다. SNR이 증가할수록 R-A-ADMM 네트워크의 성능과 DetNet의 성능 차이는 클 수 있다. SNR이 13 dB일 때, R-A-ADMM 네트워크의 성능과 충분히 학습한 DetNet의 성능 차이는 약 0.2 dB이며, R-A-ADMM 네트워크의 성능과 같은 시간을 학습한 DetNet의 성능 차이는 약 0.8 dB 정도일 수 있다.
- [0064] 도 8은 변하는 채널에서 송신 안테나 15개 수신 안테나 25개를 사용하였으며 16QAM 디지털 변조 기법을 사용했을 때의 SNR에 따른 SER 성능을 보여주는 그래프이다. 도 8을 참조하면, 전체적인 성능은 SD, R-A-ADMM 네트워크, R-A-ADMM, DetNet, ZF 순서로 우수하게 나타날 수 있다. 학습을 하지 않는 R-A-ADMM의 초반 성능은 DetNet의 성능과 유사하며, 10 dB에서의 성능은 DetNet의 성능보다 우수할 수 있다. 학습을 하는 R-A-ADMM 네트워크의 성능은 DetNet의 성능 보다 항상 우수하며, SNR이 10 dB 보다 높아지면, DetNet의 성능과 1 dB 이상 우수할 수 있다.
- [0065] 도 9는 배치(batch)의 크기에 따른 실행시간을 보여주는 그래프이다. SD는 하나의 데이터를 처리하는데 복잡한 연산이 수행될 수 있다. 따라서, SD는 여러 데이터를 묶은 배치 단위로 일괄처리하는 것은 어렵다. 이에, 도 9에 도시된 바와 같이, SD는 1 개의 데이터에 대한 실행시간을 나타낼 수 있다. ZF와 DetNet 그리고 R-A-ADMM의 경우, 단순한 연산들로 이루어져 있기 때문에, 일괄처리가 가능하다. 이 때 R-A-ADMM과 R-A-ADMM 네트워크는 같은 연산을 하므로 실행시간이 같을 수 있다. 이에, 도 9에 도시된 바와 같이, 일괄처리가 가능한 알고리즘은 배치의 크기에 따라서 실행시간이 비례하여 감소할 수 있다. 배치의 크기가 100 이상이면, R-A-ADMM은 SD보다 100

배 이상 빠른 실행 시간을 가질 수 있다.

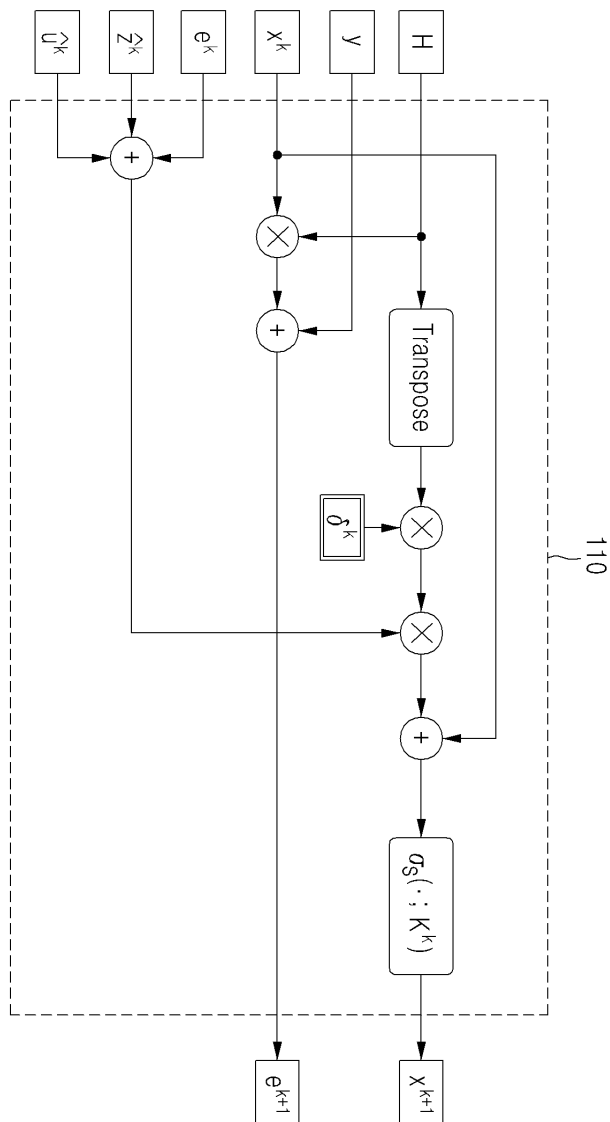
- [0066] 도 10은 R-A-ADMM 네트워크의 레이어 개수에 따른 신호 오류율에 대한 그래프이다. 도 10을 참조하면, R-A-ADMM 네트워크의 레이어를 통과할수록 해가 수렴할 수 있다. 다양한 MIMO 채널과 디지털 변조기법을 적용한 상황에 대해서 R-A-ADMM 네트워크는 20 개 보다 적은 레이어에서 해가 수렴할 수 있다. MIMO 신호 검출에서 안정성을 위해 30 개의 레이어를 사용했지만, 만약 더 적은 레이어를 사용해서 해를 구한다면, 알고리즘의 실행 속도는 더욱 빨라질 수 있다.
- [0068] 다양한 실시예들에 따르면, 낮은 복잡도에서 높은 성능을 가지는 새로운 MIMO 검출 기법이 제안된다. 다양한 실시예들에 따른 장치는 최적화 알고리즘을 기반으로 구현하였기에 기존의 인공지능 검출기 보다 훨씬 적은 양의 학습 파라미터를 가질 수 있다. 따라서, 적은 시간 내에 학습이 가능하다. 또한 한번에 많은 양의 데이터를 처리할 수 있도록 설계하여 기존의 알고리즘 보다 빠른 처리 시간을 가질 수 있다.
- [0070] 본 문서에 개시된 다양한 실시예들에 따른 전자 장치는 다양한 형태의 장치가 될 수 있다. 전자 장치는, 예를 들면, 휴대용 통신 장치(예: 스마트폰), 컴퓨터 장치, 휴대용 멀티미디어 장치, 휴대용 의료 기기, 카메라, 웨어러블 장치, 또는 가전 장치를 포함할 수 있다. 본 문서의 다양한 실시예들에 따른 전자 장치는 전술한 기기들에 한정되지 않는다.
- [0071] 본 문서의 다양한 실시예들 및 이에 사용된 용어들은 본 문서에 기재된 기술을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 해당 실시 예의 다양한 변경, 균등물, 및/또는 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 도면의 설명과 관련하여, 유사한 구성요소에 대해서는 유사한 참조 부호가 사용될 수 있다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함할 수 있다. 본 문서에서, "A 또는 B", "A 및/또는 B 중 적어도 하나", "A, B 또는 C" 또는 "A, B 및/또는 C 중 적어도 하나" 등의 표현은 함께 나열된 항목들의 모든 가능한 조합을 포함할 수 있다. "제 1", "제 2", "첫째" 또는 "둘째" 등의 표현들은 해당 구성요소들을, 순서 또는 중요도에 상관없이 수식할 수 있고, 한 구성요소를 다른 구성요소와 구분하기 위해 사용될 뿐 해당 구성요소들을 한정하지 않는다. 어떤(예: 제 1) 구성요소가 다른(예: 제 2) 구성요소에 "(기능적으로 또는 통신적으로) 연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 상기 어떤 구성요소가 상기 다른 구성요소에 직접적으로 연결되거나, 다른 구성요소(예: 제 3 구성요소)를 통하여 연결될 수 있다.
- [0072] 본 문서에서 사용된 용어 "모듈"은 하드웨어, 소프트웨어 또는 펌웨어로 구성된 유닛을 포함하며, 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 최소 단위 또는 그 일부가 될 수 있다. 예를 들면, 모듈은 ASIC(application-specific integrated circuit)으로 구성될 수 있다.
- [0073] 본 문서의 다양한 실시예들은 기기(machine)에 의해 읽을 수 있는 저장 매체(storage medium)에 저장된 하나 이상의 명령어들을 포함하는 소프트웨어로서 구현될 수 있다. 예를 들면, 기기의 프로세서는, 저장 매체로부터 저장된 하나 이상의 명령어들 중 적어도 하나의 명령을 호출하고, 그것을 실행할 수 있다. 이것은 기기가 호출된 적어도 하나의 명령어에 따라 적어도 하나의 기능을 수행하도록 운영되는 것을 가능하게 한다. 하나 이상의 명령어들은 컴파일러에 의해 생성된 코드 또는 인터프리터에 의해 실행될 수 있는 코드를 포함할 수 있다. 기기로부터 읽을 수 있는 저장매체는, 비일시적(non-transitory) 저장매체의 형태로 제공될 수 있다. 여기서, '비일시적'은 저장매체가 실재(tangible)하는 장치이고, 신호(signal)(예: 전자기파)를 포함하지 않는다는 것을 의미할 뿐이며, 이 용어는 데이터가 저장매체에 반영구적으로 저장되는 경우와 임시적으로 저장되는 경우를 구분하지 않는다.
- [0074] 다양한 실시예들에 따르면, 기술한 구성요소들의 각각의 구성요소(예: 모듈 또는 프로그램)는 단수 또는 복수의 개체를 포함할 수 있다. 다양한 실시예들에 따르면, 전술한 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.

도면

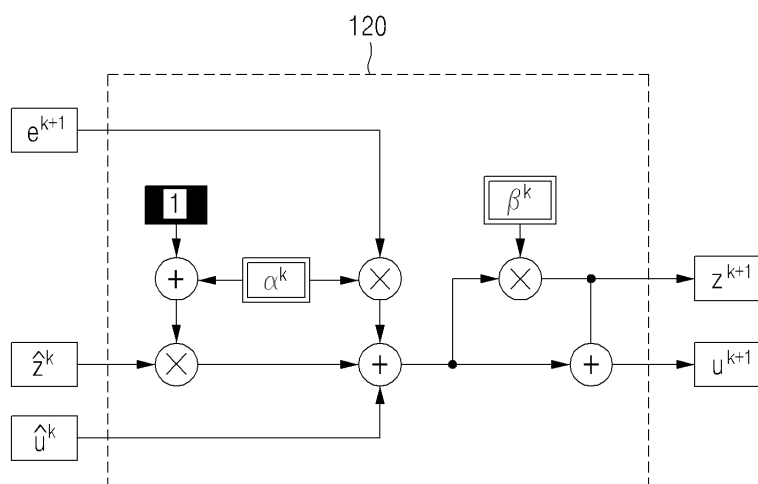
도면1



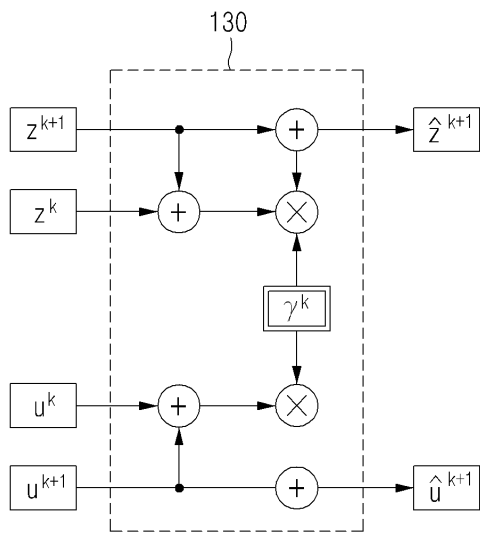
도면2



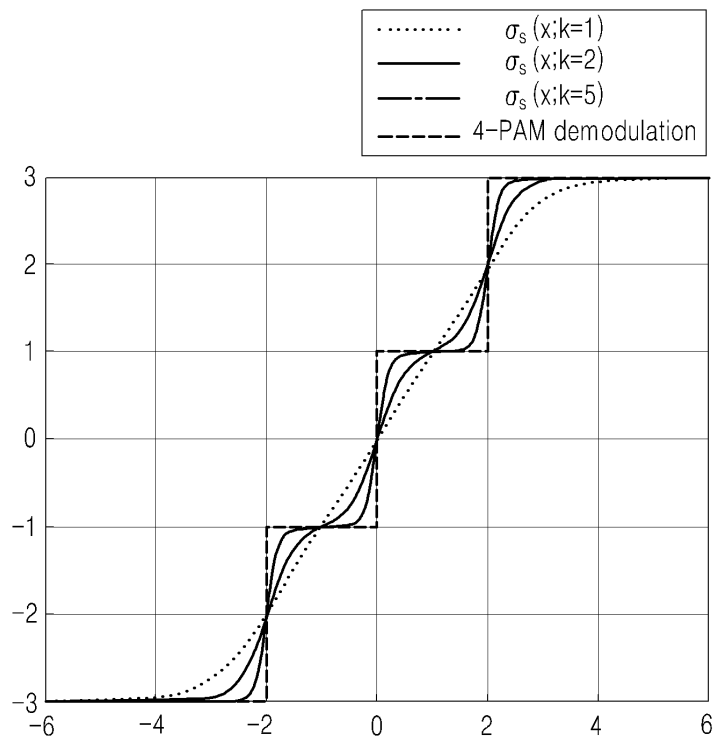
도면3



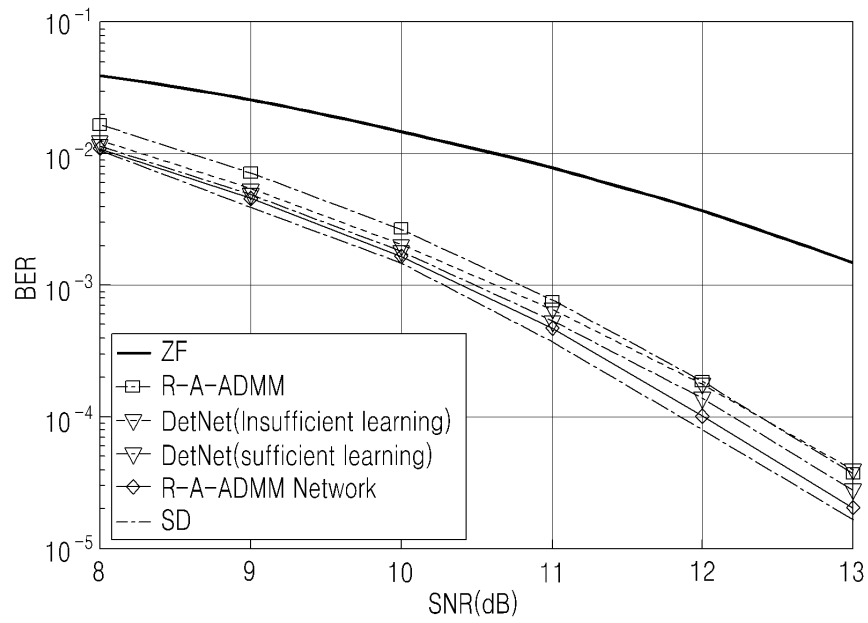
도면4



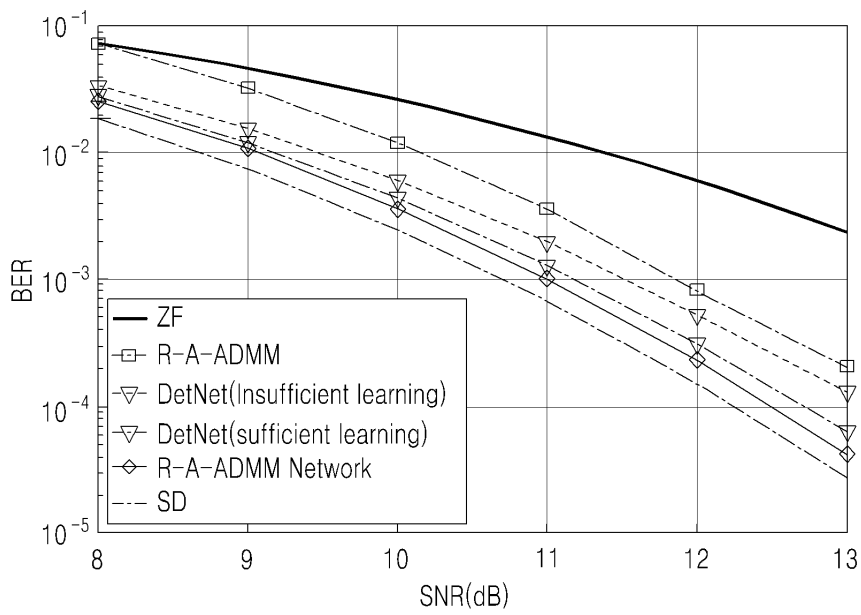
도면5



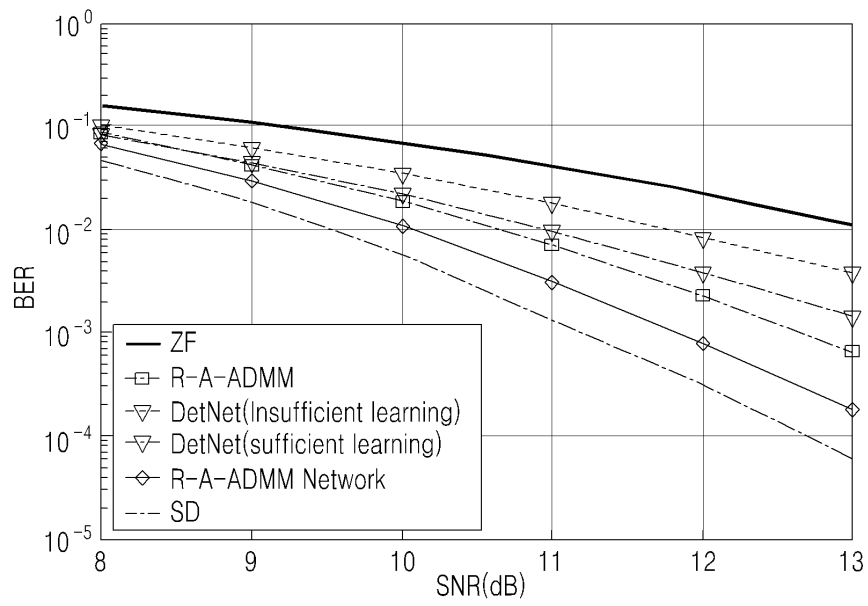
도면6



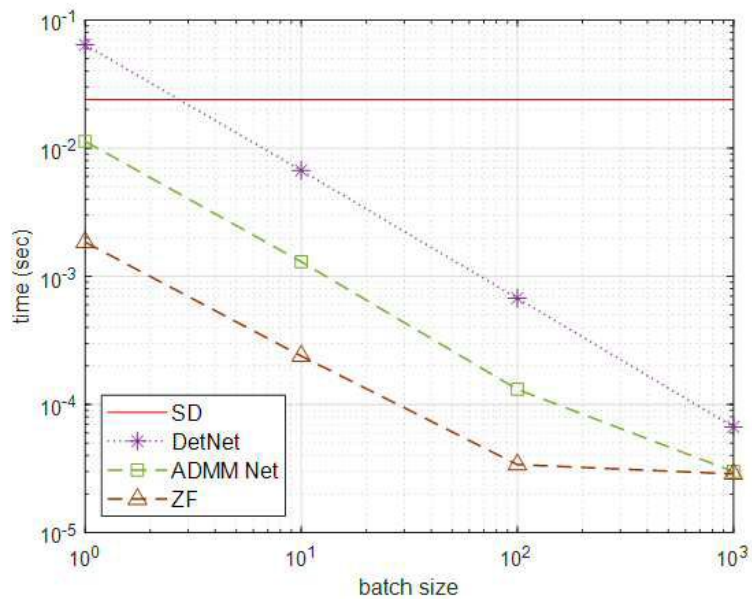
도면7



도면8



도면9



도면10

