



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0036328
(43) 공개일자 2023년03월14일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
H04B 7/06 (2017.01) G06N 3/08 (2023.01)
G06N 5/04 (2023.01) H04B 7/0413 (2017.01)
(52) CPC특허분류
H04B 7/0626 (2013.01)
G06N 3/08 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2021-0119057
(22) 출원일자 2021년09월07일
심사청구일자 없음

(71) 출원인
서강대학교산학협력단
서울특별시 마포구 백범로 35 (신수동, 서강대학교)
(72) 발명자
소재우
서울특별시 마포구 백범로 35, R관 709호
조상욱
서울특별시 은평구 백련산로 67, 105동 601호(응암동, 백련산파크자이)
(74) 대리인
특허법인로얄

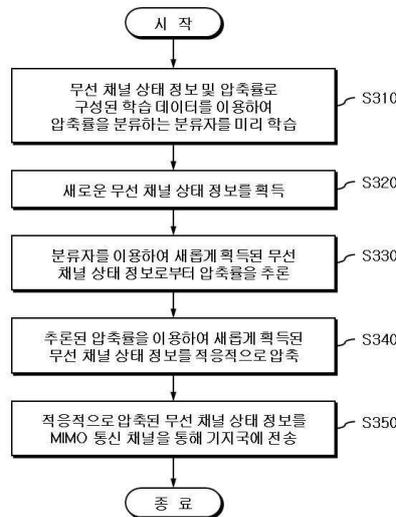
전체 청구항 수 : 총 20 항

(54) 발명의 명칭 머신 러닝 기반의 무선 채널 상태 정보의 처리 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명은 이동 통신 시스템에서 단말과 기지국 간의 무선 채널 상태 정보(channel state information, CSI)를 처리하는 기술에 관한 것으로, 단말에 의해, 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 압축률을 분류하는 분류자(classifier)를 미리 학습시키고, 새로운 무선 채널 상태 정보를 획득하고, 분류자를 이용하여 새롭게 획득된 무선 채널 상태 정보로부터 압축률을 추론하며, 추론된 압축률을 이용하여 새롭게 획득된 무선 채널 상태 정보를 적응적으로 압축한다.

대표도 - 도3



(52) CPC특허분류

G06N 5/04 (2023.01)

H04B 7/0413 (2013.01)

H04B 7/0658 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711117692
과제번호	2020R1F1A106510912
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	밀리미터파 차량통신 네트워크에서 무선 상황인식 기반 빔관리 요소기술 연구
기여율	1/1
과제수행기관명	서강대학교 산학협력단
연구기간	2021.03.01 ~ 2022.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

단말이 무선 채널 상태 정보(Channel State Information, CSI)를 처리하는 방법에 있어서,

단말이 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 압축률을 분류하는 분류자(classifier)를 미리 학습시키는 단계;

상기 단말이 새로운 무선 채널 상태 정보를 획득하는 단계;

상기 단말이 상기 분류자를 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 압축률을 추론하는 단계; 및

상기 단말이 추론된 상기 압축률을 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보를 적응적으로 압축하는 단계;를 포함하는, 무선 채널 상태 정보의 처리 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 분류자를 미리 학습시키는 단계는,

미리 설정된 오차를 만족하도록 지정된 압축률을 레이블(label)로 설정하여 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 지도 학습(supervised learning) 방식으로 학습시키는, 무선 채널 상태 정보의 처리 방법.

청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 분류자를 미리 학습시키는 단계는,

상기 분류자를 통해 추론된 압축률이 사전 정의되어 레이블로 설정된 압축률이 되도록 소프트맥스 회귀(softmax regression)를 통해 학습시키는, 무선 채널 상태 정보의 처리 방법.

청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 분류자를 미리 학습시키는 단계는,

CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 머신 러닝에 따라 수행되는, 무선 채널 상태 정보의 처리 방법.

청구항 5

제 1 항에 있어서,

상기 압축률을 추론하는 단계는,

미리 학습된 상기 분류자를 통해 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 교차 엔트로피 오차(cross entropy error)를 산출함으로써 적어도 하나 이상의 압축률을 도출하는 단계; 및

도출된 압축률 중에서 가장 높은 압축률을 나타내는 값을 선택하여 추론된 압축률로서 출력하는 단계;를 포함하는, 무선 채널 상태 정보의 처리 방법.

청구항 6

제 1 항에 있어서,

상기 적응적으로 압축하는 단계는,

추론된 상기 압축률에 따라 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 압축하여 감소된 차원의 코드워드(codeword)를 출력하는, 무선 채널 상태 정보의 처리 방법.

청구항 7

제 1 항에 있어서,

적응적으로 압축된 상기 무선 채널 상태 정보를 다중-입력 다중-출력(multiple-input multiple-output, MIMO) 통신 채널을 통해 기지국에 전송하는 단계;를 더 포함하는, 무선 채널 상태 정보의 처리 방법.

청구항 8

기지국이 무선 채널 상태 정보(Channel State Information, CSI)를 처리하는 방법에 있어서,

기지국이 압축된 무선 채널 상태 정보에 관한 코드워드(codeword)를 수신하는 단계; 및

상기 기지국이 상기 압축된 무선 채널 상태 정보에 대한 압축률을 이용하여 상기 코드워드로부터 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원하는 단계;를 포함하고,

상기 코드워드는,

단말에 의해, 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 압축률을 분류하는 분류자(classifier)를 미리 학습시키고, 새로운 무선 채널 상태 정보를 획득하고, 상기 분류자를 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 압축률을 추론하며, 추론된 상기 압축률을 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보를 적응적으로 압축함으로써 생성되는, 무선 채널 상태 정보의 처리 방법.

청구항 9

제 8 항에 있어서,

상기 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원하는 단계는,

상기 압축된 무선 채널 상태 정보에 대한 압축률을 획득하는 단계; 및

획득된 상기 압축률에 따라 상기 코드워드로부터 채널 행렬의 감축된 차원을 압축되기 이전의 차원으로 복원하는 단계;를 포함하는, 무선 채널 상태 정보의 처리 방법.

청구항 10

제 9 항에 있어서,

상기 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원하는 단계는,

컨볼루션 헤더(convolution header)로 1×1 컨볼루션을 사용하여 특징 맵(feature map)을 확장하는 단계;

2개의 그룹으로 분할하는 필터 뱅크(filter banks) 구조를 이용하여 각각의 그룹별로 컨볼루션 연산을 연속하여 수행하는 단계;

2개 그룹의 연산 결과를 연결하는(concatenate) 단계; 및

활성화 함수를 통해 원래의 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 복원하는 단계;를 더 포함하는, 무선 채널 상태 정보의 처리 방법.

청구항 11

제 10 항에 있어서,

상기 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원하는 단계는,

상기 필터 뱅크 구조를 생략하고 입력을 그대로 출력에 더하는 적어도 하나의 숏컷 연결(shortcut connections)을 추가하는 단계;를 더 포함하는, 무선 채널 상태 정보의 처리 방법.

청구항 12

제 8 항에 있어서,

상기 코드워드는,

단말에 의해, 미리 설정된 오차를 만족하도록 지정된 압축률을 레이블(label)로 설정하여 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 머신 러닝에 따라 분류자를 미리 학습시킴으로써 생성되는, 무선 채널 상태 정보의 처리 방법.

청구항 13

제 1 항 내지 제 12 항 중에 어느 한 항의 방법을 컴퓨터에서 실행시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체.

청구항 14

단말에 구비되어 무선 채널 상태 정보(Channel State Information, CSI)를 처리하는 장치에 있어서,

다중-입력 다중-출력(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)을 수행하는 통신 모듈;

무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 압축률을 분류하는 분류자(classifier)를 미리 학습시키고, 새로운 무선 채널 상태 정보를 획득하며, 상기 분류자를 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 압축률을 추론하는 분류 모듈; 및

추론된 상기 압축률을 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보를 적응적으로 압축하여 상기 통신 모듈을 통해 기지국에 전송하는 인코더(encoder) 모듈;을 포함하는, 무선 채널 상태 정보의 처리 장치.

청구항 15

제 14 항에 있어서,

상기 분류 모델은,

미리 설정된 오차를 만족하도록 지정된 압축률을 레이블(label)로 설정하여 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 머신 러닝에 따라 미리 학습시키는, 무선 채널 상태 정보의 처리 장치.

청구항 16

제 14 항에 있어서,

상기 분류 모델은,

미리 학습된 상기 분류자를 통해 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 교차 엔트로피 오차(cross entropy error)를 산출함으로써 적어도 하나 이상의 압축률을 도출하고,

도출된 압축률 중에서 가장 높은 압축률을 나타내는 값을 선택하여 추론된 압축률로서 출력하는, 무선 채널 상태 정보의 처리 장치.

청구항 17

기지국에 구비되어 무선 채널 상태 정보(Channel State Information, CSI)를 처리하는 장치에 있어서,

다중-입력 다중-출력(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)을 수행하는 통신 모듈; 및

상기 통신 모듈을 통해 압축된 무선 채널 상태 정보에 관한 코드워드(codeword)를 수신하고, 상기 압축된 무선 채널 상태 정보에 대한 압축률을 이용하여 상기 코드워드로부터 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원하는 디코더(decoder) 모듈;를 포함하고,

상기 코드워드는,

단말에 의해, 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 압축률을 분류하는 분류자(classifier)를 미리 학습시키고, 새로운 무선 채널 상태 정보를 획득하고, 상기 분류자를 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 압축률을 추론하며, 추론된 상기 압축률을 이용하여 새롭게 획득된 상기

무선 채널 상태 정보를 적응적으로 압축함으로써 생성되는, 무선 채널 상태 정보의 처리 장치.

청구항 18

제 17 항에 있어서,

상기 디코더 모듈은,

상기 압축된 무선 채널 상태 정보에 대한 압축률을 획득하고,

획득된 상기 압축률에 따라 상기 코드워드로부터 채널 행렬의 감축된 차원을 압축되기 이전의 차원으로 복원하는, 무선 채널 상태 정보의 처리 장치.

청구항 19

제 18 항에 있어서,

상기 디코더 모듈은,

컨볼루션 헤더(convolution header)로 1×1 컨볼루션을 사용하여 특징 맵(feature map)을 확장하고,

2개의 그룹으로 분할하는 필터 뱅크(filter banks) 구조를 이용하여 각각의 그룹별로 컨볼루션 연산을 연속하여 수행하고,

2개 그룹의 연산 결과를 연결하며(concatenate),

활성화 함수를 통해 원래의 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 복원하는, 무선 채널 상태 정보의 처리 장치.

청구항 20

제 19 항에 있어서,

상기 디코더 모듈은,

상기 필터 뱅크 구조를 생략하고 입력을 그대로 출력에 더하는 적어도 하나의 숏컷 연결(shortcut connections)을 추가하는, 무선 채널 상태 정보의 처리 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 이동 통신 시스템에서 단말과 기지국 간의 무선 채널 상태 정보(channel state information, CSI)를 처리하는 기술에 관한 것으로, 특히 다중-입력 다중-출력(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO) 이동 통신 시스템에서 머신 러닝(machine learning)에 기반하여 무선 채널 정보를 피드백(feedback)하는 경우 데이터 압축 및 복원을 적응적으로 경량화하는 데이터 처리 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] MIMO는 미래 무선 통신의 핵심 기술이다. 기지국은 대량의 안테나 어레이를 사용하는 대량(Massive) MIMO를 사용하여 스펙트럼 효율성과 에너지 효율성을 증대시킬 수 있다. 대량 MIMO 시스템에서 사용자 단말(User Equipment, UE)은 기지국의 다중 안테나들에서 수신되는 신호들의 채널 상태 정보를 주기적으로 피드백하고, 기지국은 사용자 단말이 피드백하는 채널 상태 정보를 기반으로 순방향 스케줄링 내지 MIMO 서비스를 제공한다. 그러나, 기지국의 안테나 개수가 증가할수록 사용자 단말이 피드백하여야 하는 데이터의 양이 기하급수적으로 증가하는 문제가 지적되었다.

[0003] 또한, 대량 MIMO 시스템에서 높은 데이터 전송률을 달성하기 위하여 기지국은 채널 일관성 시간(channel coherence time) 내에 각 단말의 무선 채널 상태 정보를 획득해야 한다. 그러나 실제 환경에서는 제한적이거나 유한한 속도로 단말의 무선 채널 상태 정보 피드백이 이루어지기 때문에 대량 MIMO 사용은 피드백 오버헤드(overhead)의 큰 증가를 가져왔다. 이러한 피드백 오버헤드를 줄이기 위해 이하에서 제시되는 선행기술문헌에는 CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 머신 러닝을 이용한 피드백 기법이 제안되었다.

선행기술문헌

비특허문헌

- [0004] (비특허문헌 0001) C.-K. Wen, W.-T. Shih, and S. Jin, "Deep learning for massive MIMO CSI feedback," IEEE Wireless Communications Letters, vol. 7, no. 5, pp. 748-751, Oct. 2018.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0005] 본 발명이 해결하고자 하는 기술적 과제는, 종래의 CNN 등의 머신 러닝에 기반하여 단말이 무선 채널 상태 정보의 피드백을 수행함에 있어서 무선 채널 상태 정보의 압축 과정에서 나타나는 비효율을 해소하고, 기지국이 압축된 무선 채널 상태 정보를 수신하여 이를 복원함에 있어서 발견되는 머신 러닝의 복잡도를 개선하고자 한다.

과제의 해결 수단

- [0006] 상기 기술적 과제를 해결하기 위하여, 본 발명의 일 실시예에 따른 단말이 무선 채널 상태 정보(Channel State Information, CSI)를 처리하는 방법은, 단말이 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 압축률을 분류하는 분류자(classifier)를 미리 학습시키는 단계; 상기 단말이 새로운 무선 채널 상태 정보를 획득하는 단계; 상기 단말이 상기 분류자를 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 압축률을 추론하는 단계; 및 상기 단말이 추론된 상기 압축률을 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보를 적응적으로 압축하는 단계;를 포함한다.

- [0007] 일 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 방법에서, 상기 분류자를 미리 학습시키는 단계는, 미리 설정된 오차를 만족하도록 지정된 압축률을 레이블(label)로 설정하여 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 지도 학습(supervised learning) 방식으로 학습시킬 수 있다. 또한, 상기 분류자를 미리 학습시키는 단계는, 상기 분류자를 통해 추론된 압축률이 사전 정의되어 레이블로 설정된 압축률이 되도록 소프트맥스 회귀(softmax regression)를 통해 학습시킬 수 있다.

- [0008] 일 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 방법에서, 상기 분류자를 미리 학습시키는 단계는, CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 머신 러닝에 따라 수행될 수 있다.

- [0009] 일 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 방법에서, 상기 압축률을 추론하는 단계는, 미리 학습된 상기 분류자를 통해 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 교차 엔트로피 오차(cross entropy error)를 산출함으로써 적어도 하나 이상의 압축률을 도출하는 단계; 및 도출된 압축률 중에서 가장 높은 압축률을 나타내는 값을 선택하여 추론된 압축률로서 출력하는 단계;를 포함할 수 있다.

- [0010] 일 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 방법에서, 상기 적응적으로 압축하는 단계는, 추론된 상기 압축률에 따라 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 압축하여 감소된 차원의 코드워드(codeword)를 출력할 수 있다.

- [0011] 일 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 방법은, 적응적으로 압축된 상기 무선 채널 상태 정보를 다중-입력 다중-출력(multiple-input multiple-output, MIMO) 통신 채널을 통해 기지국에 전송하는 단계;를 더 포함할 수 있다.

- [0012] 상기 기술적 과제를 해결하기 위하여, 본 발명의 일 실시예에 따른 기지국이 무선 채널 상태 정보(Channel State Information, CSI)를 처리하는 방법은, 기지국이 압축된 무선 채널 상태 정보에 관한 코드워드(codeword)를 수신하는 단계; 및 상기 기지국이 상기 압축된 무선 채널 상태 정보에 대한 압축률을 이용하여 상기 코드워드로부터 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원하는 단계;를 포함하고, 상기 코드워드는, 단말에 의해, 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 압축률을 분류하는 분류자(classifier)를 미리 학습시키고, 새로운 무선 채널 상태 정보를 획득하고, 상기 분류자를 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 압축률을 추론하며, 추론된 상기 압축률을 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보를 적응적으로 압축함으로써 생성될 수 있다.

- [0013] 일 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 방법에서, 상기 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원하는 단계는, 상기 압축된 무선 채널 상태 정보에 대한 압축률을 획득하는 단계; 및 획득된 상기 압축률에 따라 상기 코드워

드로부터 채널 행렬의 감축된 차원을 압축되기 이전의 차원으로 복원하는 단계;를 포함할 수 있다.

- [0014] 또한, 일 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 방법에서, 상기 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원하는 단계는, 컨볼루션 헤더(convolution header)로 1×1 컨볼루션을 사용하여 특징 맵(feature map)을 확장하는 단계; 2개의 그룹으로 분할하는 필터 뱅크(filter banks) 구조를 이용하여 각각의 그룹별로 컨볼루션 연산을 연속하여 수행하는 단계; 2개 그룹의 연산 결과를 연결하는(concatenate) 단계; 및 활성화 함수를 통해 원래의 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 복원하는 단계;를 더 포함할 수 있다.
- [0015] 나아가, 일 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 방법에서, 상기 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원하는 단계는, 상기 필터 뱅크 구조를 생략하고 입력을 그대로 출력에 더하는 적어도 하나의 숏컷 연결(shortcut connections)을 추가하는 단계;를 더 포함할 수 있다.
- [0016] 일 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 방법에서, 상기 코드워드는, 단말에 의해, 미리 설정된 오차를 만족하도록 지정된 압축률을 레이블(label)로 설정하여 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 머신 러닝에 따라 분류자를 미리 학습시킴으로써 생성될 수 있다.
- [0017] 한편, 이하에서는 상기 기재된 무선 채널 상태 정보의 처리 방법들을 컴퓨터에서 실행시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체를 제공한다.
- [0018] 상기 기술적 과제를 해결하기 위하여, 본 발명의 다른 실시예에 따른 단말에 구비되어 무선 채널 상태 정보(Channel State Information, CSI)를 처리하는 장치는, 다중-입력 다중-출력(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)을 수행하는 통신 모듈; 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 압축률을 분류하는 분류자(classifier)를 미리 학습시키고, 새로운 무선 채널 상태 정보를 획득하며, 상기 분류자를 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 압축률을 추론하는 분류 모듈; 및 추론된 상기 압축률을 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보를 적응적으로 압축하여 상기 통신 모듈을 통해 기지국에 전송하는 인코더(encoder) 모듈;을 포함한다.
- [0019] 다른 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 장치에서, 상기 분류 모델은, 미리 설정된 오차를 만족하도록 지정된 압축률을 레이블(label)로 설정하여 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 머신 러닝에 따라 미리 학습시킬 수 있다.
- [0020] 다른 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 장치에서, 상기 분류 모델은, 미리 학습된 상기 분류자를 통해 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 교차 엔트로피 오차(cross entropy error)를 산출함으로써 적어도 하나 이상의 압축률을 도출하고, 도출된 압축률 중에서 가장 높은 압축률을 나타내는 값을 선택하여 추론된 압축률로서 출력할 수 있다.
- [0021] 상기 기술적 과제를 해결하기 위하여, 본 발명의 다른 실시예에 따른 기지국에 구비되어 무선 채널 상태 정보(Channel State Information, CSI)를 처리하는 장치는, 다중-입력 다중-출력(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)을 수행하는 통신 모듈; 및 상기 통신 모듈을 통해 압축된 무선 채널 상태 정보에 관한 코드워드(codeword)를 수신하고, 상기 압축된 무선 채널 상태 정보에 대한 압축률을 이용하여 상기 코드워드로부터 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원하는 디코더(decoder) 모듈;를 포함하고, 상기 코드워드는, 단말에 의해, 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 압축률을 분류하는 분류자(classifier)를 미리 학습시키고, 새로운 무선 채널 상태 정보를 획득하고, 상기 분류자를 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 압축률을 추론하며, 추론된 상기 압축률을 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보를 적응적으로 압축함으로써 생성된다.
- [0022] 다른 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 장치에서, 상기 디코더 모듈은, 상기 압축된 무선 채널 상태 정보에 대한 압축률을 획득하고, 획득된 상기 압축률에 따라 상기 코드워드로부터 채널 행렬의 감축된 차원을 압축되기 이전의 차원으로 복원할 수 있다.
- [0023] 또한, 다른 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 장치에서, 상기 디코더 모듈은, 컨볼루션 헤더(convolution header)로 1×1 컨볼루션을 사용하여 특징 맵(feature map)을 확장하고, 2개의 그룹으로 분할하는 필터 뱅크(filter banks) 구조를 이용하여 각각의 그룹별로 컨볼루션 연산을 연속하여 수행하고, 2개 그룹의 연산 결과를 연결하며(concatenate), 활성화 함수를 통해 원래의 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 복원할 수 있다.
- [0024] 나아가, 다른 실시예에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 장치에서, 상기 디코더 모듈은, 상기 필터 뱅크 구조

를 생략하고 입력을 그대로 출력에 더하는 적어도 하나의 숏컷 연결(shortcut connections)을 추가할 수 있다.

발명의 효과

[0025] 본 발명의 실시예들은, 머신 러닝에 기반하여 단말이 무선 채널 상태 정보의 피드백을 수행함에 있어서 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 분류자를 미리 학습시키고 이를 통해 단말의 압축률을 적응적으로 결정함으로써 최적화된 압축률에 따른 압축 성능을 보장할 수 있으며, 기지국을 통해 경량화된 구조를 활용하여 압축된 무선 채널 상태 정보를 복원함으로써 머신 러닝의 복잡도를 크게 감소시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0026] 도 1은 본 발명의 실시예들이 구현되는 이동 통신 시스템에서 무선 채널 상태 정보의 피드백을 위해 단말과 기지국이 주고받는 신호와 동작을 개략적으로 도시한 도면이다.

도 2는 본 발명의 실시예들이 제안하는 MIMO 이동 통신 시스템에서 머신 러닝에 기반하여 무선 채널 상태 정보를 피드백하는 과정을 개괄적으로 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 단말이 머신 러닝 기반의 무선 채널 상태 정보를 처리하는 방법을 도시한 흐름도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 기지국이 머신 러닝 기반의 무선 채널 상태 정보를 처리하는 방법을 도시한 흐름도이다.

도 5는 본 발명의 실시예들에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 과정을 CNN에 기반하여 구현한 피드백 기법을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 본 발명의 다른 실시예에 따른 단말과 기지국에서 각각 무선 채널 상태 정보를 처리하는 장치를 도시한 블록도이다.

도 7 내지 도 9는 본 발명의 실시예들이 제안하는 무선 채널 상태 정보의 프로토타입을 구현하여 학습 시간의 경과에 따른 성능을 비교한 시뮬레이션 결과를 예시한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0027] 본 발명의 실시예들을 설명하기에 앞서, MIMO 이동 통신 환경에서 종래의 무선 채널 상태 정보의 피드백 전송할 경우 나타날 수 있는 물리적 한계와 예상되는 문제점을 살펴본 후, 이를 해결하기 위해 본 발명의 실시예들이 채택하고 있는 아이디어와 기술적 수단을 순차적으로 소개하도록 한다.

[0028] 도 1은 본 발명의 실시예들이 구현되는 이동 통신 시스템에서 무선 채널 상태 정보의 피드백을 위해 단말(10)과 기지국(20)이 주고받는 신호와 동작을 개략적으로 도시한 도면이다.

[0029] 앞서 간략히 소개한 바와 같이, MIMO 이동 통신 시스템의 단말(10)은 기지국(20)으로부터 수신되는 신호들의 무선 채널 상태 정보를 기지국에 주기적으로 피드백한다. 그러면, 기지국(20)은 단말(10)이 피드백하는 무선 채널 상태 정보를 기반으로 순방향 스케줄링 내지 MIMO 서비스를 제공하게 된다. 이때, 기지국(20)은 MIMO 안테나를 통해 신호의 세기(magnitude)와 위상(phase)에 관한 정보를 파악하여 간섭을 피하고자 한다. 그런데, MIMO 안테나로 인해 데이터의 수와 양이 폭발적으로 증가하게 되므로 필연적으로 전송 오버헤드 발생의 우려가 존재한다. 이를 방지하기 위해 무선 채널 상태 정보의 피드백에서 데이터의 압축이 요구되게 되었다.

[0030] 한편, 피드백 데이터를 압축하기 위해 다양한 머신 러닝 기법이 활용될 수 있다. 예를 들어, CNN(Convolutional Neural Network)을 적용하여 무선 채널 상태 정보의 특징 추출을 통해 데이터를 압축할 수 있다. 다른 예로서, 오토 인코더(Auto-Encoder)를 적용하여 무선 채널 상태 정보 데이터의 압축 후 복원시 원본 데이터와의 차이가 최소화되도록 제어하는 것도 가능하다. 본 발명의 실시예들은 다양한 머신 러닝 모델 중 CNN을 일례로서 데이터 처리 과정을 설명하도록 한다. 그러나, 본 발명의 효과적인 데이터 압축 방법에 관한 기술적 사상이 유지되는 한 다양한 머신 러닝 모델이 응용될 수 있으며, 단지 CNN 기법에 한정되는 것이 아니다.

[0031] 도 2는 본 발명의 실시예들이 제안하는 MIMO 이동 통신 시스템에서 머신 러닝에 기반하여 무선 채널 상태 정보를 피드백하는 과정을 개괄적으로 설명하기 위한 도면이다.

[0032] 앞서 살펴본 바와 같이, MIMO 이동 통신 시스템의 단말(10)은 기지국(20)으로부터 수신되는 신호들의 무선 채널 상태 정보(CSI)를 기지국에 주기적으로 피드백한다. 본 발명의 실시예들은 대량 MIMO 시스템에서 예상되는 높은

피드백 오버헤드를 억제하기 위해 머신 러닝을 활용하여 무선 채널 상태 정보를 압축하는 방법을 채택한다. 즉, 단말(10)은 압축된 무선 채널 상태 정보를 MIMO 무선 통신 네트워크를 통해 기지국(20)에 전송한다. 그러면, 기지국(20)에서는 머신 러닝을 활용하여 압축된 무선 채널 상태 정보로부터 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원하게 된다.

[0033] 이상의 과정에서 크게 2가지 이슈가 발견되었다.

[0034] 첫째, 무선 채널 상태 정보를 압축할 때 압축의 정도(압축률)를 어떻게 설정한 것인지에 대한 고민이 존재하지 않았다. 종래 기술들에서는 미리 설정된 압축률 값을 활용할 수 있었는데 이는 무선 채널 상태 정보의 특징을 고려하지 않은 것으로, 이러한 고정된 압축률에 따라 압축된 무선 채널 상태 정보는 압축의 정도가 필요보다 작아 불필요하게 큰 압축 데이터의 크기를 갖는 경우도 있으며, 반대로 압축의 정도가 필요보다 너무 커서 지나치게 작은 압축 데이터의 크기를 갖는 경우도 존재하였다.

[0035] 둘째, 기지국에서 압축된 정보를 복원할 때 활용되는 머신 러닝의 구조가 무선 채널 상태 정보의 피드백에 적합한 구조가 아니었다. 예를 들어, CNN을 활용한 복원의 경우 복원 과정에서 통상적으로 사용되는 3×3 컨볼루션의 경우 그 성능은 우수할 수 있으나, 파라미터의 수가 지나치게 증가한다는 문제점이 발견되었다.

[0036] 따라서, 상기된 문제점을 고려하여 안출되는 본 발명의 실시예들은, 단말에서 머신 러닝을 활용하는 압축률 분류자(classifier)를 통해 측정된 무선 채널 상태 정보를 바탕으로 압축률을 학습하고, 이를 통해 현재의 무선 채널 상태 정보에 적합한 압축률을 추론함으로써 무선 채널 상태 정보에 대해 적응적인 압축을 도모하였다. 또한, 기지국에서 무선 채널 상태 정보를 복원함에 있어서 보다 경량화된 구조를 제안함으로써 머신 러닝의 복잡도를 크게 감소시키고자 하였다.

[0037] 이하에서는 도면을 참조하여 본 발명의 실시예들을 보다 구체적으로 기술하도록 한다. 단일 셀 환경에서 N_c 개의 부반송파가 있는 대규모 MIMO 직교 주파수 분할 다중화(MIMO-OFDM) 시스템을 고려한다. 기지국에는 N_t 개의 안테나가 장착되어 있고 단말에는 단일 안테나가 장착되어 있다. i 번째 부반송파로부터 단말이 수신하는 다운 링크 신호는 다음의 수학적 식 1과 같이 표현될 수 있다.

수학적 식 1

$$y_i = \tilde{\mathbf{h}}_i^H x_i + z_i$$

[0038] 여기서 $x_i \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ 은 송신 신호, $\tilde{\mathbf{h}}_i \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ 은 주파수 도메인 채널 벡터, $z_i \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ 은 가산 백색 가우스 잡음(Additive White Gaussian Noise, AWGN)이다. 따라서, 공간 주파수 영역 벡터의 채널 행렬은

$$\mathbf{H} = [\tilde{\mathbf{h}}_1 \dots \tilde{\mathbf{h}}_{N_c}]^H \in \mathbb{C}^{N_c \times N_t}$$

로 나타낼 수 있다. 2D 이산 푸리에 변환(Discrete Fourier Transform, DFT)을 사용하면 $\tilde{\mathbf{H}}$ 는 다음의 수학적 식 2와 같이 각 지연 도메인에서 희소화될 수 있다.

수학적 식 2

$$\mathbf{H} = \mathbf{W}_d \tilde{\mathbf{H}} \mathbf{W}_a^H$$

[0040] 여기서 \mathbf{W}_d 와 \mathbf{W}_a 는 각각 $N_c \times N_c$ 및 $N_t \times N_t$ DFT 행렬을 나타낸다. 다중 경로 시간 지연을 제한하여 \mathbf{H} 의 전체 행에서 N_d 개의 행만을 사용하면 피드백 오버헤드를 줄일 수 있다. 따라서, 잘린 행렬 \mathbf{H} 를 사용하여 피드백 파라미터의 갯수를 $N_c \times N_t$ 에서 $N_d \times N_t$ 으로 감소시킬 수 있다.

[0041] 앞서 가정한 바와 같이, 본 발명의 실시예들에서는 무선 채널 상태 정보의 피드백을 위해서 CNN 기반의 머신 러닝을 사용한다고 예시하였다. 단말의 머신 러닝 구조는 분류 블록과 인코더(encoder)를 제안하였는데, 인코더는

무선 채널 상태 정보를 M 차원의 부호로 압축한다. 단말의 인코더는 무선 채널 상태 정보를 압축할 때 적응적으로 결정된 압축률을 사용하여 압축을 진행한다. 이러한 적응적 압축률 결정을 위해 인코더의 판단에 분류 블록을 마련하였다. 이제, 기지국이 압축된 M 차원의 부호를 수신하면, 기지국은 수신한 신호를 원래의 무선 채널 상태 정보로 복원한다. $f_{enc}(\cdot)$ 는 인코더이며 무선 채널 상태 정보를 압축된 표현(M 차원의 부호)로 만들도록 훈련된다. $f_{dec}(\cdot)$ 는 디코더(decoder)이며 수신한 압축된 표현(M 차원의 부호)을 원래의 무선 채널 상태 정보로 복원하도록 훈련된다. 따라서 무선 채널 상태 정보의 압축과 복원은 다음의 수학적 식 3과 같이 표현된다.

수학적 식 3

$$\hat{\mathbf{H}} = f_{dec}(f_{enc}(\mathbf{H}, \theta_e), \theta_d)$$

[0043]

여기서, θ_e 및 θ_d 는 각각 머신 러닝의 인코딩 파라미터 및 디코딩 파라미터이다.

[0044]

이하에서는 상기된 압축 및 복원 과정에서 어떻게 단말의 압축률을 적응적으로 결정하고, 또한 어떻게 기지국에서의 머신 러닝의 구조를 경량화할 수 있는지를 보다 구체적으로 기술하도록 한다.

[0045]

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 단말이 머신 러닝 기반의 무선 채널 상태 정보(Channel State Information, CSI)를 처리하는 방법을 도시한 흐름도이다.

[0046]

S310 단계에서, 단말은 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 압축률을 분류하는 분류자(classifier)를 미리 학습시킨다. 이 과정에서는, 머신 러닝의 분류 블록(classification block)을 통해, 미리 설정된 오차를 만족하도록 지정된 압축률을 레이블(label)로 설정하여 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 지도 학습(supervised learning) 방식으로 학습시키는 것이 바람직하다. 이러한 학습 과정은, CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 머신 러닝에 따라 수행될 수 있다. 또한, 구현의 관점에서 상기 분류자를 통해 추론된 압축률이 사전 정의되어 레이블로 설정된 압축률이 되도록 소프트맥스 회귀(softmax regression)를 통해 학습시킬 수 있다.

[0047]

분류 블록은 입력 데이터(무선 채널 상태 정보)를 기반으로 적응적으로 압축률을 결정한다. N 개의 사전 정의된 압축률에서 압축률을 분류하는 분류자는 다음의 수학적 식 4와 같이 계산된다.

[0048]

수학적 식 4

$$\hat{\rho} = f_{cls}(\mathbf{H}, \theta)$$

[0049]

여기서, \mathbf{H} 는 채널 상태 정보의 채널 행렬이고, θ 는 인코딩 파라미터로서 활용되는 압축률로서 미리 설정된 오차 내지 정확도를 만족하는 값으로 입력될 수 있다. 즉, 분류자를 위한 학습 데이터는 채널 상태 정보의 채널 행렬 및 미리 설정된 오차 내지 정확도를 만족하는 압축률의 조합으로 구성된다. 이러한 학습 데이터를 통해 학습되면(training) 채널 블록의 학습 모델이 구축된다.

[0050]

또한, $\hat{\rho}$ 은 분류 블록의 출력이고 추론된 압축률이다. 레이블 $\rho = [\rho_1 \cdots \rho_N]$ 은 인코더를 위한 압축률을 나타내고 원-핫 인코딩 방식이 사용된다. 따라서 i 번째 요소는 $\rho_i \in [0, 1]$ 의 범위를 가지게 된다. 반면에 추론된 압축률의 경우 $\hat{\rho} = [\hat{\rho}_1 \cdots \hat{\rho}_N]$ 로 나타낼 수 있다.

[0051]

따라서 분류 블록은 $\hat{\rho} = [\hat{\rho}_1 \cdots \hat{\rho}_N]$ 가 $\rho = [\rho_1 \cdots \rho_N]$ 이 되도록 학습시킨다. 이것은 다중 클래스 분류로 소프트맥스 회귀를 통해 해결한다. 교차 엔트로피는 엔트로피에 기반한 확률 분포의 거리를 계산할 때 유리하고 분류 문제에서 수렴속도를 더 빠르게 한다.

[0052]

S320 단계에서, 상기 단말은 새로운 무선 채널 상태 정보를 획득한다. 이러한 무선 채널 상태 정보는 단말로부터

[0053]

터 기지국으로 피드백하고자 하는 실제의 대상 데이터로서, 앞서 학습된 모델을 활용하여 적절한 압축률이 결정되어야 한다.

[0054] S330 단계에서, 상기 단말은 S310 단계를 통해 미리 학습된 상기 분류자를 이용하여 S320 단계를 통해 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 압축률을 추론한다. 즉, 새로운 채널 상태 정보의 채널 행렬 \mathbf{H} 가 입력되면, 그에 부합하는 압축률이 출력되어 인코딩 블록에 전달된다. 이 과정에서는, 미리 학습된 상기 분류자를 통해 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 교차 엔트로피 오차(cross entropy error)를 산출함으로써 적어도 하나 이상의 압축률을 도출하고, 도출된 압축률 중에서 가장 높은 압축률을 나타내는 값을 선택하여 추론된 압축률로서 출력할 수 있다.

[0055] 학습된 분류 블록에서는 범주형 교차 엔트로피가 다음의 수학적 식 5와 같이 사용된다.

수학적 식 5

$$\text{Loss} = - \sum_{i=1}^N \rho_i \log(\hat{\rho}_i)$$

[0056]

분류 블록의 마지막 층은 결정층으로 다음과 같이 압축률을 결정한다.

수학적 식 6

$$\hat{r} = \operatorname{argmax}_i \hat{\rho}_i$$

[0058]

[0059] \hat{r} 은 분류 블록의 출력 요소 중 가장 큰 값으로서 이 값이 추론된 압축률로 인코더에 전달된다. 이때, 분류 블록의 출력 요소는 미리 설정된 오차 내지 정확도를 만족하는 압축률이 적어도 하나 이상 도출되는데, 이러한 압축률 중에서 가장 높은 값을 선택함으로써, 요구되는 정확도 및 작은 데이터 크기를 동시에 만족시켜 압축 성능을 극대화할 수 있다.

[0060] S340 단계에서, 상기 단말은 S330 단계를 통해 추론된 상기 압축률을 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보를 적응적으로 압축한다. 이 과정에서는, 앞서 분류 블록을 통해 추론된 상기 압축률에 따라 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 인코더가 압축하여 감소된 차원의 코드워드(codeword)를 출력할 수 있다. 즉, 인코더는 분류 블록으로부터 전달받은 압축률을 통해 무선 채널 상태 정보를 압축된 M 차원의 부호로 압축한다.

[0061] S350 단계에서, 상기 단말은 S340 단계를 통해 적응적으로 압축된 상기 무선 채널 상태 정보를 다중-입력 다중-출력(multiple-input multiple-output, MIMO) 통신 채널을 통해 기지국에 전송할 수 있다. 이렇게 전송되는 압축된 무선 채널 상태 정보는 종래의 고정된 크기의 압축률에 따라 압축된 데이터와는 다르게 개별 무선 채널 상태 정보의 특징에 따라 서로 다른 압축률이 적용되며 결과적으로 서로 다른 크기를 갖게 된다. 물론 이때의 압축 데이터는 미리 설정된 오차 내지 정확도를 만족함과 동시에 가장 큰 압축률이 적용된 값으로 결정된다.

[0062] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 기지국이 머신 러닝 기반의 무선 채널 상태 정보를 처리하는 방법을 도시한 흐름도로서, 단말의 관점에서 처리 과정이 기술된 도 3에 연속하여 기지국에서 수행하는 처리 과정을 제시하였다.

[0063] S410 단계에서, 기지국은 압축된 무선 채널 상태 정보에 관한 코드워드(codeword)를 수신한다. 이때, 상기 코드워드는, 단말에 의해, 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 압축률을 분류하는 분류자(classifier)를 미리 학습시키고, 새로운 무선 채널 상태 정보를 획득하고, 상기 분류자를 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 압축률을 추론하며, 추론된 상기 압축률을 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보를 적응적으로 압축함으로써 생성된다. 또한, 상기 코드워드는, 단말에 의해, 미리 설정된 오차를 만족하도록 지정된 압축률을 레이블(label)로 설정하여 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을

CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 머신 러닝에 따라 분류자를 미리 학습시킴으로써 생성되는 것이 바람직하다. 구체적인 단말에서의 처리 과정은 앞서 도 3을 통해 기술한 바와 같다.

- [0064] S420 단계에서, 상기 기지국은 상기 압축된 무선 채널 상태 정보에 대한 압축률을 이용하여 상기 코드워드로부터 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원한다. 이 과정에서는, 상기 압축된 무선 채널 상태 정보에 대한 압축률을 획득하고, 획득된 상기 압축률에 따라 상기 코드워드로부터 채널 행렬의 감축된 차원을 압축되기 이전의 차원으로 복원할 수 있다.
- [0065] 대부분의 CNN 등과 같은 머신 러닝 기반의 무선 채널 상태 정보 피드백 기법에서 피드백 정확도는 피드백 오버헤드를 고정하였을 때, 단말의 무선 채널 상태 정보를 기지국이 얼마나 정확히 복원하는 것을 말하며, 피드백 정확도를 높이는 것이 피드백 기법의 주요 목표였다. 그러나 정확도를 높이기 위해서는 머신 러닝의 복잡도가 높아지고 학습에 소요되는 시간이 증가하는 문제점이 발견되었다. 예를 들어, 피드백의 정확도를 높이는 대신 flops(floating point arithmetic) 계산량이 증가할 우려가 발견되었고, 정확도를 높이기 위한 다른 경우에 더 많은 시간 epochs 가 요구되는 단점이 지적되었다.
- [0066] 5G 시스템에서는 LTE 시스템 대비 10배 많은 연결 밀도를 지원해야 한다. 따라서 기지국이 처리해야 하는 단말의 무선 채널 상태 정보가 기하급수적으로 증가한다. 따라서 기지국이 무선 채널 상태 정보를 복원할 때 계산 복잡도가 중요한 요소가 된다. 본 발명의 실시예들에서는 주어진 정확도를 유지하면서 기존의 CNN 등 머신 러닝 기반의 피드백에 비해 더 적은 파라미터로 경량화하는 구조를 설계하였다.
- [0067] 본 발명의 실시예들이 제안하는 머신 러닝 기반의 무선 채널 상태 정보의 피드백 경량화 기법은 디코더에서 크게 3가지 방향으로 제안되었다.
- [0068] 첫째, 디코더에서 무선 채널 상태 정보의 복원을 위해서는 특징 맵(feature map)의 확장이 필요하다. 본 발명의 실시예들에서는 특징 맵 확장을 위한 컨볼루션 헤더(convolution header)로 1×1 컨볼루션을 사용하였다. 대부분의 머신 러닝에서는 1×1 컨볼루션을 차원을 축소하는 기법으로 적용하지만, 본 발명의 실시예들에서는 1×1 컨볼루션과 ReLU 등의 활성화 함수를 사용하여 필터 공간(filter space)의 차원을 확장한다. 1×1 컨볼루션의 경우 종래의 3×3 컨볼루션에 비해 9 배나 적은 파라미터의 감소를 가져오기 때문에 본 발명의 실시예들은 더 적은 파라미터를 통해 특징 맵을 확장할 수 있다.
- [0069] 둘째, 필터 뱅크(Filter banks) 구조를 채택하였다. 디코더의 각 유닛은 입력 무선 채널 정보의 일부에 해당하는 것으로 가정하고 이러한 단위는 필터 뱅크로 그룹화된다. 본 발명의 실시예들에서는 계산 복잡성의 감소에 집중하였기 때문에 필터의 크기를 3×3 컨볼루션으로 제한하였다.
- [0070] 셋째, 추가적인 숏컷 연결(shortcut connections)을 사용하였다. 본 발명의 실시예들에서는 동일한 구조의 디코더를 적층하는 계단(step) 구조를 채택하지 않았다. 구조 내지 계층을 더욱 깊게 만드는 것은 피드백 정확도를 높일 수는 있으나 디코더의 파라미터를 선형적으로 증가시키는 문제를 발생시킨다. 따라서 본 발명의 실시예들에서는 동일한 디코더를 적층하는 대신 몇 가지 컨볼루션을 추가하였고 이를 통해 발생할 수 있는 기울기 소실 문제(vanishing gradient problem)를 추가적인 숏컷 연결을 통해 해결하였다.
- [0071] 요약하건대, 도 4의 S420 단계에서 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원하는 단계는, 컨볼루션 헤더(convolution header)로 1×1 컨볼루션을 사용하여 특징 맵(feature map)을 확장하고, 2개의 그룹으로 분할하는 필터 뱅크(filter banks) 구조를 이용하여 각각의 그룹별로 컨볼루션 연산을 연속하여 수행하고, 2개 그룹의 연산 결과를 연결하며(concatenate), 활성화 함수를 통해 원래의 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 복원할 수 있다. 또한, 이 과정에서는, 상기 필터 뱅크 구조를 생략하고 입력을 그대로 출력에 더하는 적어도 하나의 숏컷 연결(shortcut connections)을 추가함으로써 기울기 소실 문제를 방지할 수 있다.
- [0072] 도 5는 본 발명의 실시예들에 따른 무선 채널 상태 정보의 처리 과정을 CNN에 기반하여 구현한 피드백 기법을 설명하기 위한 도면이다. 통신 채널을 통한 무선 연결을 기준으로, 단말에서 구현될 수 있는 분류 블록(classification block)과 인코더 블록(encoder block)이 구성되었으며, 또한 기지국에서 구현될 수 있는 디코더 블록(decoder block)이 구성되었다.
- [0073] 분류 블록을 학습시키기 위해 지정된 압축률을 레이블로 하되 입력 무선 채널 상태 정보 데이터를 사용하여 분류 블록을 학습시킨다. 새롭게 입력된 무선 채널 상태 정보에 대해 분류 블록이 압축률을 결정하고, 결정된 압축률을 인코더 블록으로 전달하여 압축된 표현(코드워드)을 생성한다. 그러면, 단말은 압축률과 함께 압축된 표현을 기지국에 피드백한다.

- [0074] 한편, 기지국은 단말로부터 수신된 압축된 표현과 그에 대한 압축률을 이용하여 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원한다. 이때, 경량화를 위해 도입된 1×1 컨볼루션을 사용함으로써 상대적으로 더 적은 파라미터를 통해 특징 맵을 확장한다. 그런 다음, 2개의 그룹으로 분할하는 필터 뱅크 구조를 이용하여 각각의 그룹별로 컨볼루션 연산을 연속하여 수행한다. 도 5에서는 각각의 그룹별로 3×3 컨볼루션을 적층/중첩하는 것이 아니라 연속적으로 2회 연산을 수행하도록 연결하였다. 이제, 2개 그룹의 연산 결과를 연결하며(concatenate), 활성화 함수를 통해 원래의 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 복원하게 된다.
- [0075] 도 6은 본 발명의 다른 실시예에 따른 단말(10)과 기지국(20)에서 각각 무선 채널 상태 정보를 처리하는 장치를 도시한 블록도로서, 앞서 기술한 도 3 및 도 4의 시계열적인 처리 과정을 하드웨어 구현의 관점에서 재구성한 것이다. 따라서, 여기서는 설명의 중복을 피하고자 각 구성의 개요만을 요약하였다.
- [0076] 무선 채널 상태 정보의 피드백을 위해, 단말(10)은 통신 모듈(17), 분류 모듈(13) 및 인코더 모듈(15)을 포함한다.
- [0077] 통신 모듈(17)은 다중-입력 다중-출력(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)을 수행하는 구성이다.
- [0078] 분류 모듈(13)은 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 압축률을 분류하는 분류자(classifier)를 미리 학습시키고, 새로운 무선 채널 상태 정보를 획득하며, 상기 분류자를 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 압축률을 추론하는 구성이다. 분류 모듈(13)은, 미리 설정된 오차를 만족하도록 지정된 압축률을 레이블(label)로 설정하여 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 CNN(Convolutional Neural Network) 기반의 머신 러닝에 따라 미리 학습시키는 것이 바람직하다. 또한, 분류 모듈(13)은, 미리 학습된 상기 분류자를 통해 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 교차 엔트로피 오차(cross entropy error)를 산출함으로써 적어도 하나 이상의 압축률을 도출하고, 도출된 압축률 중에서 가장 높은 압축률을 나타내는 값을 선택하여 추론된 압축률로서 출력할 수 있다.
- [0079] 인코더(encoder) 모듈(15)은 추론된 상기 압축률을 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보를 적응적으로 압축하여 상기 통신 모듈(17)을 통해 기지국에 전송하는 구성이다. 구현의 관점에서 분류 모듈(13)과 인코더 모듈(15)은 하나의 프로세서를 통해 통합되거나 복수 개의 프로세서로 분리되어 설계될 수 있으며, 상기된 모듈은 기능의 수행 단위로서 명명되었다.
- [0080] 한편, 무선 채널 상태 정보의 피드백을 위해, 기지국(20)은 통신 모듈(27) 및 디코더 모듈(25)을 포함한다.
- [0081] 기지국(20)의 통신 모듈(27)은 단말기(10)의 통신 모듈(17)에 대응하여 다중-입력 다중-출력(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)을 수행하는 구성이다.
- [0082] 디코더(decoder) 모듈(25)은 상기 통신 모듈(27)을 통해 압축된 무선 채널 상태 정보에 관한 코드워드(codeword)를 수신하고, 상기 압축된 무선 채널 상태 정보에 대한 압축률을 이용하여 상기 코드워드로부터 원래의 무선 채널 상태 정보를 복원한다. 여기서, 상기 코드워드는, 단말에 의해, 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 압축률을 분류하는 분류자(classifier)를 미리 학습시키고, 새로운 무선 채널 상태 정보를 획득하고, 상기 분류자를 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보로부터 압축률을 추론하며, 추론된 상기 압축률을 이용하여 새롭게 획득된 상기 무선 채널 상태 정보를 적응적으로 압축함으로써 생성된다.
- [0083] 디코더 모듈(25)은, 상기 압축된 무선 채널 상태 정보에 대한 압축률을 획득하고, 획득된 상기 압축률에 따라 상기 코드워드로부터 채널 행렬의 감축된 차원을 압축되기 이전의 차원으로 복원한다. 또한, 디코더 모듈(25)은, 컨볼루션 헤더(convolution header)로 1×1 컨볼루션을 사용하여 특징 맵(feature map)을 확장하고, 2개의 그룹으로 분할하는 필터 뱅크(filter banks) 구조를 이용하여 각각의 그룹별로 컨볼루션 연산을 연속하여 수행하고, 2개 그룹의 연산 결과를 연결하며(concatenate), 활성화 함수를 통해 원래의 무선 채널 상태 정보의 채널 행렬을 복원할 수 있다. 나아가, 디코더 모듈(25)은, 상기 필터 뱅크 구조를 생략하고 입력을 그대로 출력에 더하는 적어도 하나의 숏컷 연결(shortcut connections)을 추가할 수 있다.
- [0084] 본 발명의 실시예들이 제안하는 기술 원리에 따라 프로토타입(prototype)을 구현하고, 구현된 성능을 확인하기 위한 모의 실험을 수행하였다. 3.65GHz의 중심 주파수와 50MHz의 대역폭에서 두 가지 유형의 채널 매트릭스를 생성한다. MIMO 채널 모델에는 대표적으로 COST 2100 채널 모델과 QuaDRiGa 채널 모델이 있다. 첫 번째로 COST 2100 채널 모델에서 semiurban NLOS 시나리오를 가정한다. 여기서 단말은 여러 방향으로 이동하며 기지국의 안테나 수는 $N_t = 32$ 개이다. 두 번째로 QuaDRiGa 채널 모델에서 UMA (Berlin Urban Macro) NLOS 시나리오를 가정

한다. 무선 채널 환경 데이터 세트 \mathbf{H} 의 크기는 $N_d \times N_t$ 이고 이것은 분류 블록과 경량화 블록을 학습하는데 동일하게 사용된다. 본 발명의 실시예들에서는 무선 채널 환경 데이터 세트 \mathbf{H} 를 정규화를 사용하여 [0, 1]의 범위로 조정하였다. 학습을 위한 학습률(learning rate)은 0.001, epoch은 1000, 배치 크기는 100으로 공통적으로 적용되었다. 그리고 Adam optimizer 를 사용하였으며, 프로그램은 파이썬 언어로 구현하였다.

[0086] (1) 제안하는 분류 블록의 정확도

[0087] 분류 블록에 대한 학습, 검증 및 테스트를 위한 채널 벡터 데이터 세트의 크기를 각각 12,000, 6,000, 및 6,000으로 생성하였다. 데이터 세트는 COST 2100 채널 모델로부터 50%를 가져오고 QuaDRiGa 채널모델로부터 50%를 가져왔다. 압축률로서 1/4, 1/8, 1/16 및 1/32을 고려하였다. 분류 블록의 압축률에 대한 성능은 범주 정확도(categorical accuracy)로 판단하며 다음의 수학적 식 7과 같이 표현된다.

수학적 식 7

[0088]
$$\text{Accuracy} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^N \text{XNOR}(\hat{r}_j, r_j)$$

[0089] 여기서 r_j 는 j 번째 테스트 데이터 세트의 단말 레이블이고, \hat{r}_j 는 분류 블록을 통해 예측된 레이블이다. 마지막으로 K 는 테스트 데이터 세트의 개수다. $\text{XNOR}(a, b)$ 는 두 개의 입력 값 a 와 b 가 동일하다면 '1'이고 그렇지 않으면 '0'이다. 본 발명에서의 압축률 결정을 위한 분류 블록은 362 개의 파라미터만을 가지고 있으며 10 번의 epochs 만으로 0.9998의 정확도를 보여주었다. 따라서 단말에 분류 블록을 포함하더라도 복잡도가 크게 높아지지 않는다는 것을 의미한다.

[0091] (2) 제안하는 경량화 CNN 성능

[0092] 다음으로 경량화 CNN의 성능 확인을 위해 학습, 검증 및 테스트를 위한 채널 벡터 데이터 세트의 크기를 각각 60,000, 20,000 및 20,000로 생성하였다. 머신 러닝 기반의 무선 채널 상태 피드백 기법의 성능은 단말이 측정 한 무선 채널 상태 정보 \mathbf{H} 와 기지국에서 재구성한 무선 채널 상태 정보 $\hat{\mathbf{H}}$ 의 차이로 나타낼 수 있다. 본 발명의 실시예들에서는 정규화된 평균 제곱 오차(Normalized Mean Squared Error, NMSE)로 평가하였고 다음의 수학적 식 8과 같이 표현된다.

수학적 식 8

[0093]
$$\text{NMSE} = \mathbf{E}\left\{\|\mathbf{H} - \hat{\mathbf{H}}\|_2^2 / \|\mathbf{H}\|_2^2}\right\}$$

[0094] 또한, 코사인 유사도(Cosine similarity)는 다중 안테나 빔포밍 벡터의 정확도를 평가하는데 사용할 수 있고 다음의 수학적 식 9와 같다.

수학식 9

$$\rho = \mathbf{E} \left\{ \frac{1}{N_c} \sum_{n=1}^{N_c} \frac{|\hat{\mathbf{h}}_n^H \mathbf{h}_n|}{\|\hat{\mathbf{h}}_n\|_2 \|\mathbf{h}_n\|_2} \right\}$$

[0095]

[0096]

마지막 성능 평가 기준으로 공간 복잡도와 시간 복잡도를 고려하였다. 공간 복잡도의 경우, 차원 문제에서 사용된 파라미터의 수로 필요한 메모리의 양으로 볼 수 있다. 반면에 시간 복잡도의 경우 곱셈-누산기(multiply-accumulate)의 연산수의 합으로 나타낼 수 있다. 다음의 표 1은 본 발명의 실시예들이 제안하는 경량화 CNN과 종래 기법의 CsiNet의 정규화된 평균 제곱 오차와 코사인 유사도의 결과를 보여준다.

표 1

압축률	기법	COST 2100		QuaDRiGa	
		NMSE (dB)	유사도	NMSE (dB)	유사도
1/4	종래 기법 CsiNet	-17.38	0.99	-12.11	0.97
	발명 기법 경량화 CNN	-18.41	0.99	-12.53	0.97
1/8	종래 기법 CsiNet	-15.13	0.98	-7.68	0.91
	발명 기법 경량화 CNN	-15.28	0.98	-7.89	0.91
1/16	종래 기법 CsiNet	-11.85	0.96	-5.25	0.84
	발명 기법 경량화 CNN	-12.06	0.96	-5.26	0.84
1/32	종래 기법 CsiNet	-9.79	0.93	-3.15	0.73
	발명 기법 경량화 CNN	-9.92	0.93	-3.24	0.73

[0097]

[0098]

Epochs 는 200번이 수행되었다. 본 발명의 실시예들이 제안하는 경량화 CNN 은 종래 기법의 CsiNet 과 비교했을 때 공간 복잡도 및 시간 복잡도를 상당히 감소시킨다.

[0099]

첫 번째로 지지국의 디코더 파라미터 수는 종래 기법의 4,026 개 대비 2,488 개로 감소하였다. 종래 기법의 CsiNet 은 고비용의 컨볼루션을 각 층에 배치했지만 본 발명의 실시예들이 제안하는 경량화 CNN 은 2개의 필터뱅크 구조로 분리하여 각 층간의 회소 연결이 가능하게 하였다. 따라서 본 발명의 실시예들이 제안하는 경량화 CNN 은 종래 기법의 CsiNet 대비 38.2%의 디코더 복잡도 감소가 가능하였다.

[0100]

두 번째로 시간 복잡도 측면에서의 결과를 표 2에서 확인할 수 있다.

표 2

기법	압축률			
	1/4	1/8	1/16	1/32
종래 기법 CsiNet	5,414,912	4,366,336	3,842,048	3,579,904
발명 기법 경량화 CNN	3,727,360	2,678,784	2,154,496	1,892,352

[0101]

[0102]

[0103]

[0104]

[0105]

[0106]

[0107]

[0108]

[0109]

표 2에서처럼 압축률 1/4, 1/8, 1/16 및 1/32 일 때 각각 곱셈-누산기의 연산수가 31.1%, 38.6%, 43.9% 그리고 47.1% 감소하는 것을 확인하였다.

도 7 내지 도 9는 본 발명의 실시예들이 제안하는 무선 채널 상태 정보의 프로토타입을 구현하여 학습 시간의 경과에 따른 성능을 비교한 시뮬레이션 결과를 예시한 도면이다.

도 7은 코드워드의 크기가 512 일 때 경량화 CNN 과 기존 방법의 훈련 epoch 수가 증가함에 따라 각각의 채널에서 성능을 보여준다. 제안된 경량화 CNN 은 더 적은 파라미터를 사용하기 때문에 학습 시간을 단축시킬 수 있고 수렴 속도 또한 더 빠르게 달성할 수 있다. 게다가 성능적인 측면에서도 경량화 CNN 이 기존 방법의 CsiNet 보다 우위에 있는 것을 확인할 수 있다.

도 8 및 도 9는 코드워드의 길이가 64에서 512로 증가함에 따른 성능을 보여주는데, 도 8은 QuaDRiGa 채널 환경에서의 학습 시간 경과에 따른 성능 비교를 나타냈으며, 도 9는 COST 2100 채널 환경에서의 학습 시간 경과에 따른 성능 비교를 나타내었다. 압축률이 낮을수록 단말은 더 많은 양의 데이터를 피드백한다. 따라서 압축률이 낮아질수록 피드백 오버헤드는 증가하지만 정확도는 향상된다. 도 8 및 도 9 에서 확인할 수 있듯이 채널 환경에 따른 적절한 압축률이 중요한 것을 알 수 있다. 예를 들면, 목표하는 NMSE 가 0.0011 dB 인 경우 QuaDRiGa 채널 모델은 1/8 의 압축률로 설정해야 하지만, COST 2100 채널 모델은 1/32 의 압축률로도 목표표하는 NMSE 성능 확보가 가능하다. 본 발명의 실시예들이 제안하는 압축률 분류 블록은 목표 성능 달성을 위한 압축률을 적응적으로 찾아내며, 이는 동적으로 변하는 무선 채널 상태에서 매우 중요한 동작임을 알 수 있다.

상기된 본 발명의 실시예들에 따르면, 머신 러닝에 기반하여 단말이 무선 채널 상태 정보의 피드백을 수행함에 있어서 무선 채널 상태 정보 및 압축률로 구성된 학습 데이터를 이용하여 분류자를 미리 학습시키고 이를 통해 단말의 압축률을 적응적으로 결정함으로써 최적화된 압축률에 따른 압축 성능을 보장할 수 있으며, 기지국을 통해 경량화된 구조를 활용하여 압축된 무선 채널 상태 정보를 복원함으로써 머신 러닝의 복잡도를 크게 감소시킬 수 있다.

한편, 본 발명의 실시예들은 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록 매체에 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드로 구현하는 것이 가능하다. 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록 매체는 컴퓨터 시스템에 의하여 읽혀질 수 있는 데이터가 저장되는 모든 종류의 기록 장치를 포함한다.

컴퓨터가 읽을 수 있는 기록 매체의 예로는 ROM, RAM, CD-ROM, 자기 테이프, 플로피디스크, 광 데이터 저장장치 등을 포함한다. 또한, 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록 매체는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템에 분산되어, 분산 방식으로 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드가 저장되고 실행될 수 있다. 그리고 본 발명을 구현하기 위한 기능적인 (functional) 프로그램, 코드 및 코드 세그먼트들은 본 발명이 속하는 기술 분야의 프로그래머들에 의하여 용이하게 추론될 수 있다.

이상에서 본 발명에 대하여 그 다양한 실시예들을 중심으로 살펴보았다. 본 발명에 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 본 발명이 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 변형된 형태로 구현될 수 있음을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 개시된 실시예들은 한정적인 관점이 아니라 설명적인 관점에서 고려되어야 한다. 본 발명의 범위는 전술한 설명이 아니라 특허청구범위에 나타나 있으며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 차이점은 본 발명에 포함된 것으로 해석되어야 할 것이다.

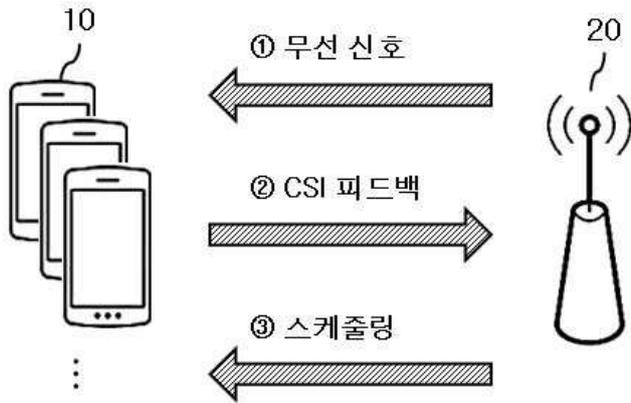
부호의 설명

[0110]

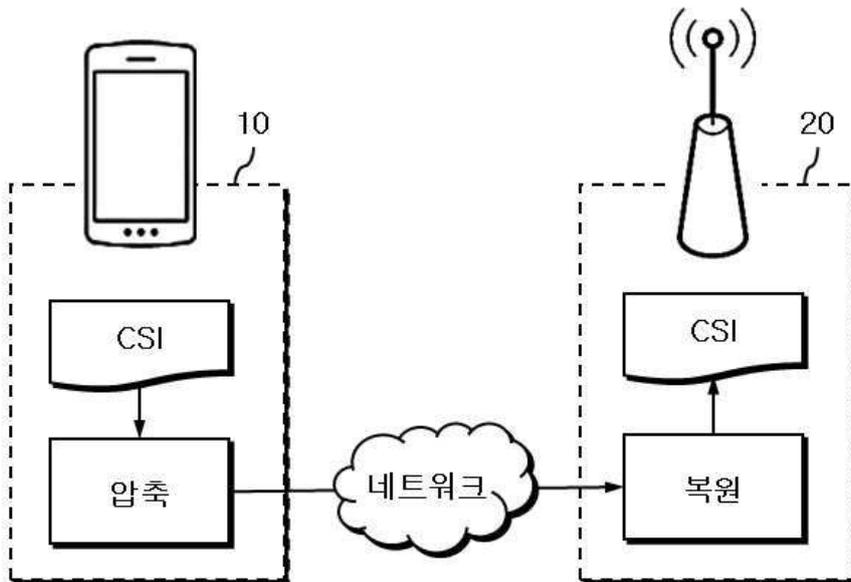
- 10: 단말
- 11: 무선 채널 상태 정보 13: 분류 모듈
- 15: 인코더 모듈 17: 통신 모듈
- 20: 기지국
- 21: 복원된 무선 채널 상태 정보
- 25: 디코더 모듈 27: 통신 모듈

도면

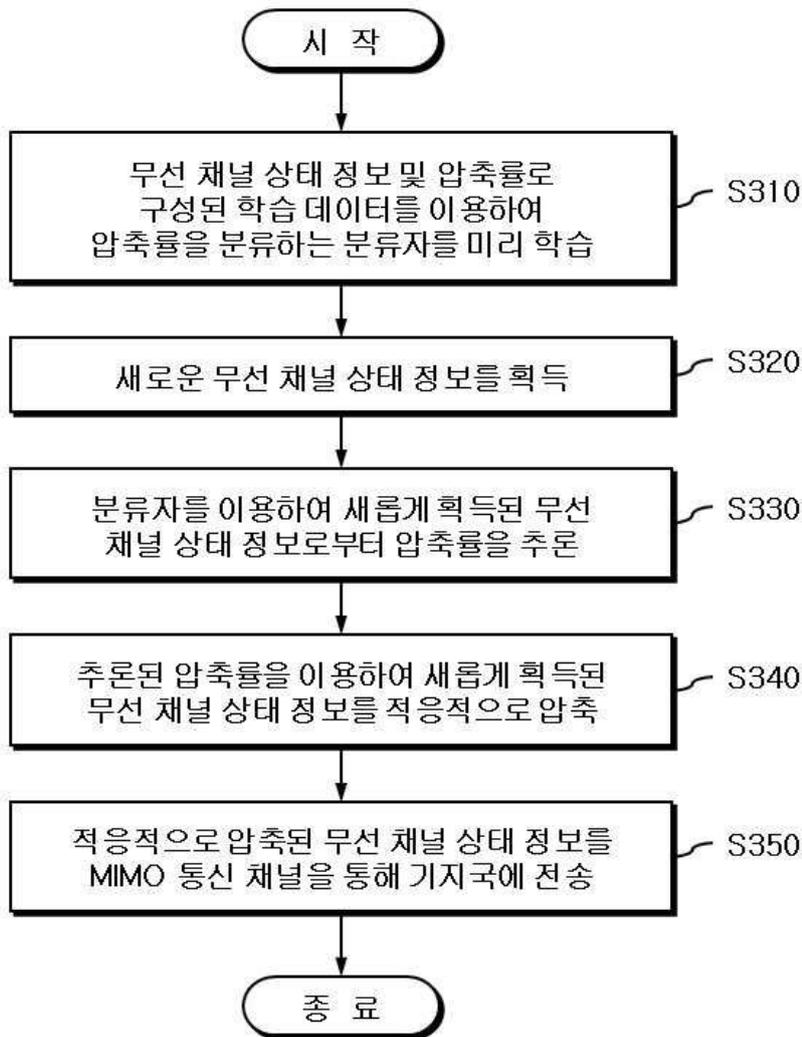
도면1



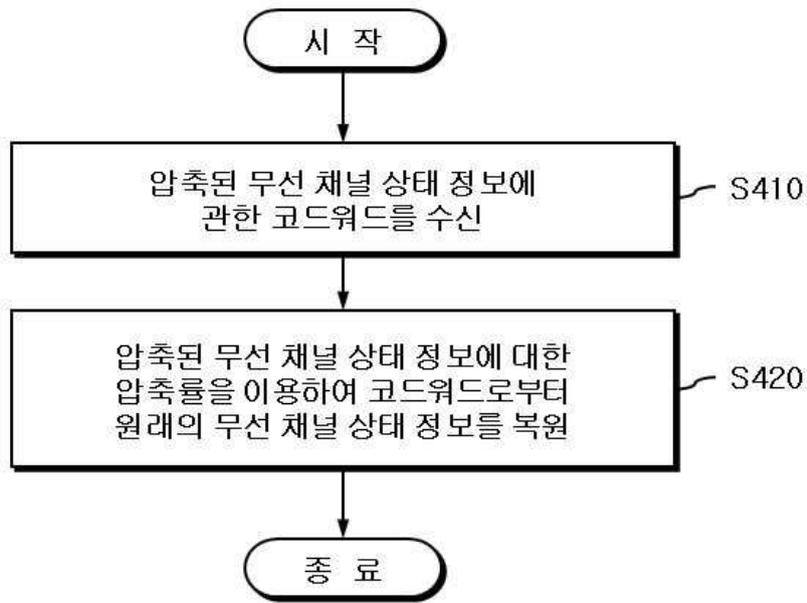
도면2



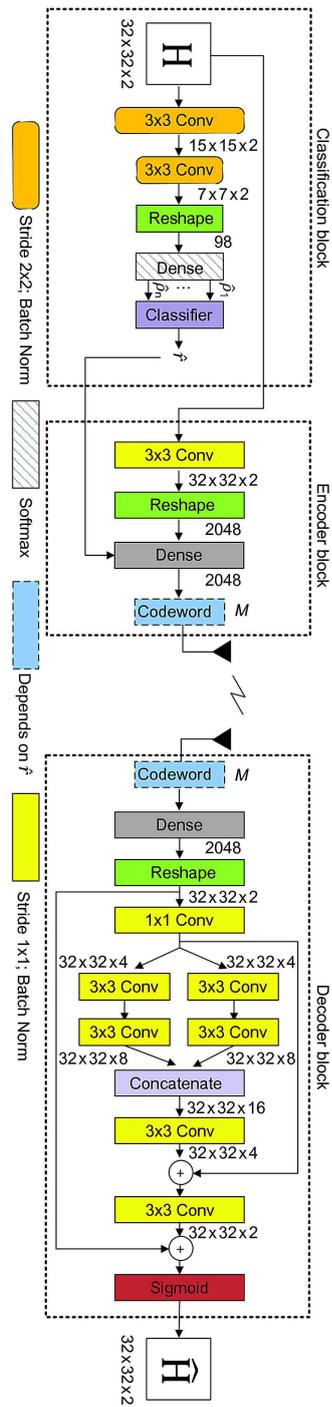
도면3



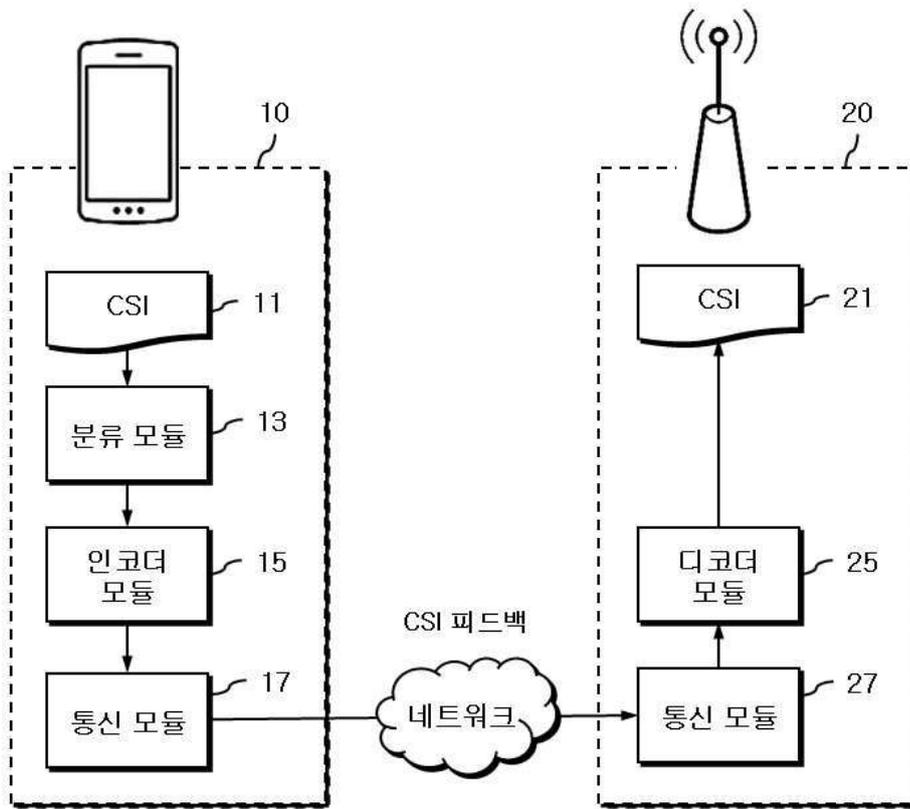
도면4



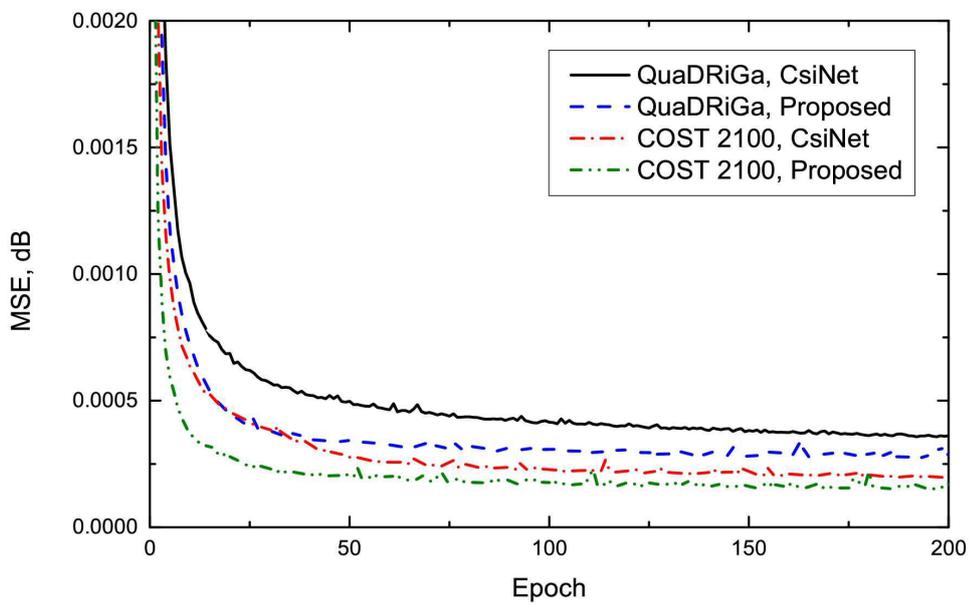
도면5



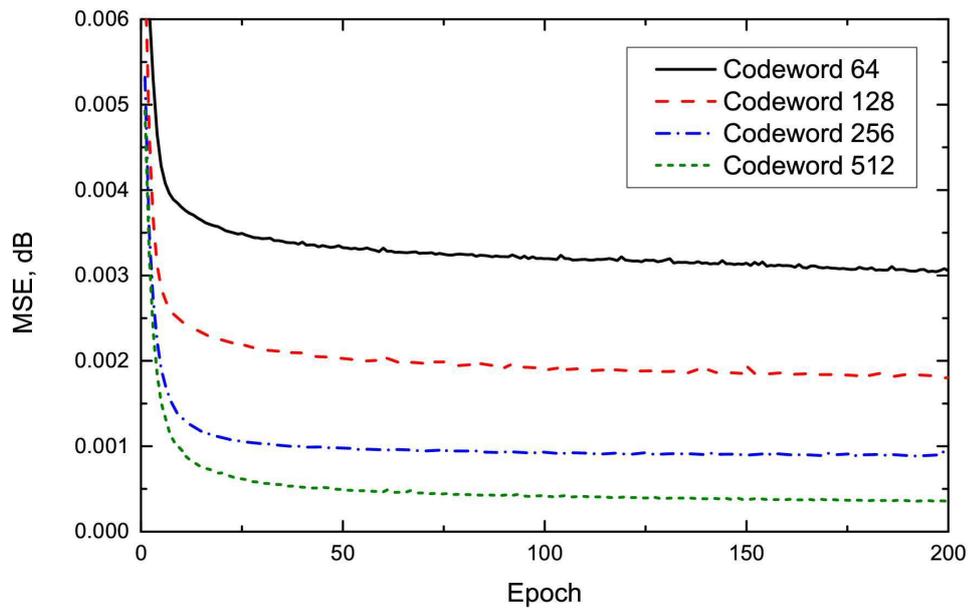
도면6



도면7



도면8



도면9

