(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0125328
(43) 공개일자 2024년08월19일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
H04W 52/34 (2009.01) *H04B 17/373* (2015.01)
H04B 17/391 (2015.01) *H04W 52/24* (2009.01)
(52) CPC특허분류
H04W 52/34 (2013.01)
H04B 17/373 (2023.05)
(21) 출원번호 10-2023-0018239
(22) 출원일자 2023년02월10일
심사청구일자 2023년02월10일

(71) 출원인
국립한밭대학교 산학협력단
대전광역시 유성구 동서대로 125 (덕명동)
(72) 발명자
이경재
대전광역시 유성구 노은동로 111, 1010동 701호(노은동, 열매마을10단지아파트)
프린스 아노치
대전광역시 유성구 학하서로 158 네오빌 105호
(74) 대리인
이은철, 이우영

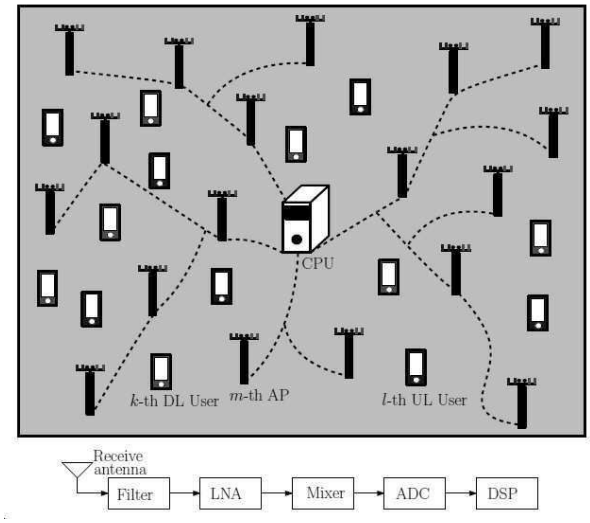
전체 청구항 수 : 총 5 항

(54) 발명의 명칭 **사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 방법 및 장치**

(57) 요 약

본 발명은 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 방법 및 장치에 관한 것으로써, 셀자유 거대 다중안테나 전이중 전송시스템에서 전송률을 최대화하기 위한 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 방법 및 장치에 관한 것이다. 본 발명은, Rician 페이딩 채널을 통해 전이중 무셀 대규모 다중 입력 다중 출력 네트워크의 스펙트럼 효율성(SE, spectral efficiency) 성능을 분석하는 분석부(100), AP당 다운링크/업링크 전송률을 추정하여 총 스펙트럼 효율성 최대화를 수행하는 최대화부(200) 및 상기 최대화부를 통한 전체 합계 스펙트럼 효율성에서 AP의 전력을 분배 할당하는 할당부(300)를 포함하여 셀자유 거대 다중안테나 전이중 전송시스템에서 전송률을 최대화하기 위해 전송률을 추정하고 이를 기반으로 최대 성능을 가지는 AP 전력량을 분배 할당할 수 있는 효과가 있다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
H04B 17/391 (2015.01)
H04W 52/243 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711152860
과제번호 2021-0-00841-002
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원
연구사업명 방송통신산업기술개발
연구과제명 전송률분할 다중접속 기반 셀자유 초거대 다중입출력 전이중 전송시스템 연구개발
기 여 율 1/2
과제수행기관명 한밭대학교산학협력단
연구기간 2021.04.01 ~ 2025.12.31
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711174097
과제번호 00156212
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원
연구사업명 정보통신방송혁신인재양성(R&D)
연구과제명 ICT혁신인재4.0 (한밭대학교)
기 여 율 1/2
과제수행기관명 한밭대학교산학협력단
연구기간 2022.07.01 ~ 2026.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

Rician 페이딩 채널을 통해 전이중 무셀 대규모 다중 입력 다중 출력 네트워크의 스펙트럼 효율성(SE, spectral efficiency) 성능을 분석하는 분석부(100),

AP당 다운링크/업링크 전송률을 추정하여 총 스펙트럼 효율성 최대화를 수행하는 최대화부(200) 및

상기 최대화부를 통한 전체 합계 스펙트럼 효율성에서 AP의 전력을 분배 할당하는 할당부(300)를 포함하는 것을 특징으로 하는 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 분석부는 전이중 액세스포인트 및 반이중 사용자를 고려하여 달성 가능한 업링크 또는 다운링크 스펙트럼 효율성에 대한 폐쇄형 표현을 도출하여 양자화 잡음, 잔여 SI/IAI 및 업링크-다운링크 간섭의 공동 영향을 특성화하는 것을 특징으로 하는 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 최대화부는 비볼록성으로 인해 하나의 변수가 최적화되고 다른 변수는 고정되는 교차 블록 최적화를 기반으로 sum SE 최대화를 수행하는 것을 특징으로 하는 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 최대화부(200)는

총 스펙트럼 효율성의 최적화에 대한 솔루션을 찾기 위해 라그랑주 승수를 최소화하는 제1 반복 알고리즘 모듈(210),

l번째 UL 사용자 및 k번째 DL 사용자와 관련된 전력량의 가중치로 재구성에 대한 솔루션을 찾기 위해 하나의 변수가 최적화되고 다른 변수는 고정되는 교차 블록 최적화를 기반으로 sum SE 최대화를 수행하는 제2 반복 알고리즘 모듈(220)을 포함하는 것을 특징으로 하는 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치.

청구항 5

사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치를 이용한 방법에 있어서,

(a)상기 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치가 분석부를 통해 Rician 페이딩 채널을 통해 전이중 무셀 대규모 다중 입력 다중 출력 네트워크의 스펙트럼 효율성(SE, spectral efficiency) 성능을 분석하는 단계,

(b)상기 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치가 AP당 다운링크/업링크 전송률을 추정하여 총 스펙트럼 효율성 최대화를 수행하는 단계 및

(c)상기 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치가 최대화부를 통한 전체 합계 스펙트럼 효율성에서 AP의 전력을 분배 할당하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 방법 및 장치에 관한 것으로써, 보다 상세하게는 셀자유 거대 다중안테나 전이중 전송시스템에서 전송률을 최대화하기 위한 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 방법 및 장치에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 분산 안테나 시스템(DAS)의 확장 가능한 구현인 셀 프리(CF) 대규모 다중 입력 다중 출력(mMIMO)은 5세대(5G)를 넘어선 6G 통신 시스템 기술을 구현하는 것으로 상당한 주목을 받았다. CF mMIMO에서는 다수의 액세스 포인트(AP)가 넓은 범위에 분산되어 있다.

[0003] 더 적은 수의 사용자에게 공동으로 서비스를 제공하기 위해 백홀 링크를 통해 중앙 처리 장치(CPU)에 연결된다.

[0004] CF mMIMO는 DAS(즉, 새도우 페이딩에 대한 거시적 다양성 제공) 및 셀룰러 mMIMO(즉, 유리한 전파 및 채널 강화 활용)의 이점을 얻는다. AP가 사용자에게 더 가깝기 때문에 CF mMIMO는 셀룰러 mMIMO에 비해 더 높은 커버리지 확률을 약속한다. 또한 셀 경계가 없으므로 핸드오버가 방지되고 사용자는 균일하게 우수한 서비스 품질(QoS)을 달성한다. CF mMIMO를 연구에서, CF mMIMO는 소형 셀 시스템보다 95% 가능성이 있는 사용자당 처리량에서 5배 향상을 제공하는 것으로 나타났다. 에너지 효율(EE) 최대화 문제는 MRT(Maximum Ratio Transmission)와 ZF(Zero-Forcing) 프리코딩을 가정하여 조사한다. Rician 채널의 위상 편이를 고려하여 위상 인식 최소 평균 제곱 오차(MMSE), 선형 MMSE 및 최소 제곱 추정기에 대한 업링크/다운링크(UL/DL) SE 표현을 유도한다. 요소별 MMSE 채널 추정기를 고려하여 확장한다. 도출된 추론은 CF mMIMO가 기존 셀룰러 시스템에 비해 SE/EE 개선을 제공한다는 것이다.

[0005] 그러나 위의 CF mMIMO 구현은 반이중(HD,half-duplex) 라디오를 기반으로 하며 속도 표현에 1/2 사전 로그 요소(pre-log factor)를 부과한다. HD 손실을 복구하기 위해 동일한 시간-주파수 자원에서 동시에 송수신할 수 있는 대역내 전이중(FD, full-duplex) 라디오가 제안되었다. 그러나 FD 무선의 주요 병목 현상은 송신 안테나 체인에서 동일한 단말의 수신 안테나로 신호 누출로 인해 발생하는 자기 간섭(SI,self interference)이다. SI 취소의 최근 발전으로 SI 전력이 노이즈 수준으로 감소했다. 그러나 불완전한 취소로 인해 잔차 SI가 지속된다.

[0006] 최근에 FD CF mMIMO가 연구되어, UL/DL SE에 대한 폐쇄형 솔루션을 도출하고 잔여 SI 및 IAI(Inter-AP Interference)가 주요 제한 사항으로 남아 있음을 보여준다. SE/EE 최대화 문제는 전력 제어, AP-사용자 연결 및 AP 선택이 공동으로 최적화된다. AP가 네트워크 부하에 따라 전송, 수신 또는 전송과 수신을 동시에 수행하도록 허용되는 네트워크 지원 FD CF mMIMO를 고려한다. FD CF mMIMO에 주요 과제를 제기하는 잔여 SI/IAI 및 UL-to-DL 간섭에도 불구하고 FD가 HD 모드에 비해 SE/EE에서 상당한 이득을 제공한다.

[0007] 종래에 의해 보고된 상당한 개선 사항은 고해상도 아날로그-디지털 변환기(ADC)의 암묵적인 가정으로 인해 증가된 하드웨어 비용 및 전력 소비 비용으로 발생한다. 자세히 설명하자면 분해능이 b이고 샘플링 주파수가 f_s인 ADC는 초당 $2^b f_s$ 변환 단계를 수행한다. 따라서 전력 소비는 분해능에 따라 기하급수적으로, 샘플링 주파수에 따라 선형적으로 증가한다. 또한 ADC 제작 비용은 해상도에 따라 달라진다. 많은 수의 AP(및 확장된 대규모 무선 주파수(RF) 체인)가 CF mMIMO에서 사용된다는 점을 고려하면, 이것은 각 수신 안테나가 수신된 신호의 실제 부분과 직교 부분을 양자화하기 위해 한 쌍의 ADC가 필요하기 때문에 재정적으로 금지될 수 있다. 또한 대역폭이 매우 높은 밀리미터파 애플리케이션의 샘플링 주파수를 줄이는 것은 적합하지 않다. 따라서 ADC의 분해능을 낮춰 전력 소모를 줄이는 것이 필수적이다. 또한 별도의 수신 및 송신 안테나 어레이가 있는 FD AP를 고려할 때 UL 파일럿 단계에서 수신 및 송신 안테나 모두에 더 많은 ADC가 필요하므로 저해상도 ADC 활용 가능성을 연구하는 것이 필수적이다. 그러나 저해상도 ADC를 사용하면 수신된 신호에 양자화 잡음(QN)이 도입되고 그 강도는 신호 전력에 비례하여 증가한다.

선행기술문헌

특허문헌

[0008] (특허문헌 0001) 등록특허 1697429 (2017.01.11)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 발명은 상술한 문제를 해결하고자, 셀자유 거대 다중안테나 전이중 전송시스템에서 전송률을 최대화하기 위해 전송률을 추정하고 이를 기반으로 최대 성능을 가지는 AP 전력량 분배 할당하는 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 방법 및 장치를 제공하는데 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0010] 상기 목적을 달성하기 위하여 본 발명은, Rician 페이딩 채널을 통해 전이중 무셀 대규모 다중 입력 다중 출력 네트워크의 스펙트럼 효율성(SE, spectral efficiency) 성능을 분석하는 분석부(100), AP당 다운링크/업링크 전송률을 추정하여 총 스펙트럼 효율성 최대화를 수행하는 최대화부(200) 및 상기 최대화부를 통한 전체 합계 스펙트럼 효율성에서 AP의 전력을 분배 할당하는 할당부(300)를 포함한다.

[0011] 분석부는 전이중 액세스포인트 및 반이중 사용자를 고려하여 달성 가능한 업링크 또는 다운링크 스펙트럼 효율성에 대한 폐쇄형 표현을 도출하여 양자화 잡음, 잔여 SI/IAI 및 업링크-다운링크 간섭의 공동 영향을 특성화한다.

[0012] 최대화부는 비볼록성으로 인해 하나의 변수가 최적화되고 다른 변수는 고정되는 교차 블록 최적화를 기반으로 sum SE 최대화를 수행한다.

[0013] 최대화부(200)는 총 스펙트럼 효율성의 최적화에 대한 솔루션을 찾기 위해 라그랑주 승수를 최소화하는 제1 반복 알고리즘 모듈(210), l번째 UL 사용자 및 k번째 DL 사용자와 관련된 전력량의 가중치로 재구성에 대한 솔루션을 찾기 위해 하나의 변수가 최적화되고 다른 변수는 고정되는 교차 블록 최적화를 기반으로 sum SE 최대화를 수행하는 제2 반복 알고리즘 모듈(220)을 포함한다.

[0014] 한편, 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치를 이용한 방법에 있어서, (a)상기 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치가 분석부를 통해 Rician 페이딩 채널을 통해 전이중 무셀 대규모 다중 입력 다중 출력 네트워크의 스펙트럼 효율성(SE, spectral efficiency) 성능을 분석하는 단계, (b)상기 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치가 AP당 다운링크/업링크 전송률을 추정하여 총 스펙트럼 효율성 최대화를 수행하는 단계 및 (c)상기 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치가 최대화부를 통한 전체 합계 스펙트럼 효율성에서 AP의 전력을 분배 할당하는 단계;를 포함한다.

발명의 효과

[0015] 본 발명에 따르면, 셀자유 거대 다중안테나 전이중 전송시스템에서 전송률을 최대화하기 위해 전송률을 추정하고 이를 기반으로 최대 성능을 가지는 AP 전력량을 분배 할당할 수 있는 효과가 있다.

[0016] 또한 무선통신 표준화에 적용 가능한 기술로 향후 6G 표준화에서 활용할 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0017] 도 1은 M AP, Lu UL 사용자 및 Ld DL 사용자가 있는 FD CF mMIMO 네트워크를 나타낸 것이다.

도 2는 서로 다른 M에 대한 시뮬레이션된 합계 SE 및 분석 결과 대 전송 전력의 플롯을 나타낸다.

도 3은 합계 SE 대 AP 수 M을 나타낸 것이다.

도 4는 합계 SE 대 정규화 잔여 SI를 나타낸 것이다.

도 5는 제안된 합 SE 최대화 알고리즘의 수렴을 나타낸다.

도 6은 총 SE 대 사용자 수를 나타낸 것이다.

도 7과 도 8은 합계 SE의 CDF(cumulative distribution function)를 나타낸 것이다.

도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치의 구성도이다.

도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당방법을 나타낸 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0018] 이하, 첨부된 도면들에 기재된 내용들을 참조하여 본 발명을 상세히 설명한다. 다만, 본 발명이 예시적 실시 예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 각 도면에 제시된 동일 참조부호는 실질적으로 동일한 기능을 수행하는 부재를 나타낸다.

[0019] 본 발명의 목적 및 효과는 하기의 설명에 의해서 자연스럽게 이해되거나 보다 분명해질 수 있으며, 하기의 기재만으로 본 발명의 목적 및 효과가 제한되는 것은 아니다. 또한, 본 발명을 설명함에 있어서 본 발명과 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이, 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다.

[0020] 본 발명의 일 실시예에 따른 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 방법 및 장치는 Full-Duplex 및 저해상도 ADC를 사용한 Cell-Free Massive MIMO의 전력 최적화에 관한 것이다.

[0021] Rician 페이딩 채널을 통해 전이중(FD,full-duplex) 무셀(CF,cell-free) 대규모 다중 입력 다중 출력 네트워크의 스펙트럼 효율성(SE, spectral efficiency) 성능을 분석한다. FD 라디오의 가정으로 인해 액세스 포인트(AP,access points)는 자체 간섭(SI,self-interference) 및 AP 간 간섭(IAI,inter-AP interference)을 겪고 있으며 다운링크(DL,downlink) 사용자의 신호는 업링크(UL,uplink) 사용자의 전송으로 인해 손상된다.

[0022] 저해상도(low-resolution) ADC(analog-to-digital converter)가 AP 및 DL 사용자에서 활용되는 경우를 고려하여 수신된 신호에 양자화 잡음(QN,quantization noise)을 도입한다. Rician k-인자, 잔여 SI/IAI, UL-to-DL 간섭, 다중 사용자 간섭 및 QN의 결합된 효과는 달성 가능한 UL/DL SE에 대한 폐쇄형 표현을 유도하는 것으로 특징지어진다. UL SE(uplink spectral efficiency)는 DL 전력의 증가에 의해 열화되는 반면, UL 전력의 증가는 DL SE(downlink spectral efficiency)를 열화시킨다는 점에 주목한다. 잔류 SI/IAI 및 UL-to-DL 간섭의 영향은 저해상도 ADC에 의해 악화된다. 네트워크의 전체 합 SE를 최대화하기 위해 UL/DL 전송 전력을 공동으로 최적화한다. 수치 결과로부터 제안된 전력 할당 알고리즘이 균일한 전력 할당의 경우와 비교할 때 상당한 총 SE 향상을 가져온다는 것을 관찰할 수 있다.

[0023] 최근 저해상도 ADC를 사용하는 CF mMIMO는 상당한 관심을 불러일으켰다. Rayleigh 채널을 통한 AP 및 DL 사용자의 저해상도 ADC를 고려하여 DL 속도에 대한 폐쇄형 솔루션을 도출하고 균일하게 우수한 QoS를 보장하기 위한 최대-최소 알고리즘을 제안합니다. 라이시안 페이딩 채널을 가정하고 AP에서만 저해상도 ADC를 사용하여 CF mMIMO에 대한 대략적인 UL/DL 속도 표현을 유도한다. 가산 양자화 노이즈 모델(AQNM)을 통해 저해상도 ADC의 효과를 모델링한다. Bussgang Theorem을 사용하여 파일럿 시퀀스와 아날로그 필터를 AP에서 1비트 ADC로 공동으로 최적화하고 1비트 ADC가 CSI 품질에 미치는 영향과 1비트 DAC가 DL SE에 미치는 영향을 분석한다. 앞서 언급한 작업은 HD 설정을 기반으로 하며 FD CF mMIMO가 잔여 SI/IAI 및 UL-to-DL 간섭의 존재로 인해 더 복잡하기 때문에 FD 모드에 직접 적용할 수 없다. 더욱이, 같은 위치에 있는 FD mMIMO에서 관찰된 바와 같이 잔여 SI의 영향은 저해상도 ADC를 사용함으로써 악화된다. 따라서 저해상도 ADC가 FD CF mMIMO의 성능에 미치는 영향을 확인하려면 더 많은 연구가 필요하다.

[0024] 위의 동기에 따라 본 실시예에서는 저해상도 ADC를 사용하여 FD CF mMIMO의 SE를 연구한다. 각 AP는 동일한 시간-주파수 리소스에서 전송과 수신이 동시에 발생하는 FD 라디오를 소유한다.

[0025] 이로 인해 AP의 수신 안테나 배열에서 SI 및 IAI 현상이 발생하고 DL 사용자에서 UL-to-DL 간섭이 발생한다. 저해상도 ADC는 AP뿐만 아니라 DL 사용자에서도 활용되므로 AP와 DL 사용자 모두에서 QN 효과가 발생한다. 에너지 제약 장치가 배치된 무선 센서 네트워크와 같은 애플리케이션의 경우 사용자에게 저해상도 ADC를 사용하여 회로 전력 소비를 축소할 수 있는 타당성을 연구하는 것이 중요하다. DL 사용자에서 저해상도 ADC를 사용하는 CF mMIMO가 HD 설정의 경우와 FD 모드의 경우에서 조사되었지만 모두의 분석은 다음으로 제한된다.

[0026] 여기서는 UL 및 DL 채널 모두에서 라이시안 분포를 고려한다. FD CF mMIMO의 경우 전력 할당 문제를 고려하지 않고 SE를 분석하고 순시 CSI를 기반으로 SE 및 EE 최대화 문제를 해결한다. 본 실시예에서는 저해상도 ADC로 FD CF MIMO의 합 SE를 최대화하기 위해 UL/DL 전력을 최적화한다. 최적화 문제는 쉽게 학습할 수 있는 장기 채널 통계를 기반으로 한다. 여기서, Rayleigh 채널을 기반으로 한다는 점은 주목할 가치가 있다. 본 실시예의 주요 기여는 다음과 같이 요약된다.

[0027] (1) FD AP 및 HD 사용자를 고려하여 달성 가능한 UL/DL SE에 대한 폐쇄형 표현을 도출하여 QN, 잔여 SI/IAI 및 UL-DL 간섭의 공동 영향을 특성화합니다. 폐쇄형 솔루션을 통해 AP, Rician k-인자, ADC 분해능, 잔류 SI/IAI 및 UL-to-DL 간섭의 영향을 확인할 수 있다. QN으로 인한 UL SE 손실은 AP를 증가시킴으로써 보상될 수 있음을 보여준다. 그러나 DL에서 원하는 신호와 QN은 AP 수에서 동일한 순서를 갖는다. 따라서 DL SE는 AP가 증가함에 따라 빠르게 포화된다. 이에, 순수 가시선(LoS,line-of-sight) 환경에서 UL 및 DL SE가 채널 추정 품질에 관계없이 고정된 값으로 수렴함을 알 수 있다.

[0028] (2) AP당 및 UL 사용자 전력 제약 조건에 따라 총 SE 최대화를 고려한다. 문제의 비볼록성으로 인해 sum SE 최대화와 WMMSE(Weighted MMSE) 최소화 문제 사이의 등가 관계를 이용하여 대체 최적화 프레임워크를 기반으로 반복 알고리즘을 제안한다.

[0029] (3) 수치 결과에서 제안된 전력 할당 알고리즘은 균일한 전력 할당 설정과 비교할 때 전체 합계 SE(저해상도 ADC가 있는 FD CF mMIMO의)에서 상당한 이득을 제공한다.

[0030] 본 실시예의 나머지 부분은 다음과 같이 구성되어 있다. 섹션 II에서는 시스템 모델에 대해 설명한다. 섹션 III에서는 달성 가능한 SE 표현을 제시하고 UL/DL SE에 대한 폐쇄형 솔루션을 도출한다. 섹션 IV는 UL/DL 전력 할당 문제를 설명한다. 수치 결과는 섹션 V에서 논의되고 섹션 VI는 결론을 제시한다. 표기법: 굵은 글꼴의 소문자와 대문자는 각각 벡터와 행렬을 나타낸다. $\mathbb{E}\{\cdot\}$, $\mathrm{Var}(\cdot)$ 및 $(\cdot)^H$ 는 각각 기대(expectation), 분산(variance) 및 에르미트(Hermitian) 연산자를 나타낸다. $\mathbf{a} \sim \mathbb{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{A})$ 는 평균이 0이고 공분산이 A인 원형 대칭 복소수 가우시안 확률 변수를 나타낸다. diag(A)는 A의 대각선 항목을 반환한다. $[\mathbf{A}]_{mn}$은 A의 m번째 행과 n번째 열에 있는 요소를 나타낸다.

[0031] II. 시스템 모델(SYSTEM MODEL)

[0032] 도 1은 M AP, Lu UL 사용자 및 Ld DL 사용자가 있는 FD CF mMIMO 네트워크를 나타낸 것이다.

[0033] M 다중 안테나 AP가 단일 안테나 L_u UL 사용자 및 L_d DL 사용자에게 서비스를 제공하는 도 1의 FD CF mMIMO 시스템을 고려한다.

[0034] AP는 오류가 없고 용량이 무제한인 백홀 링크를 통해 CPU에 함께 연결된다. 각 AP는 Nrx 수신 및 Ntx 송신 안테나를 가지며 FD 모드에서 작동한다. 즉, AP는 동일한 주파수 대역에서 송수신한다. 사용자는 HD 모드에서 작동한다. AP는 동일한 주파수로 송수신하기 때문에 SI와 IAI에 악화(suffer)된다. DL 사용자는 UL 사용자가 AP로 전송하는 동일한 주파수에서 수신하기 때문에 DL 사용자에서 수신된 신호는 UL 전송에 의해 손상되어 UL-DL 간섭을 초래한다. 또한 각 AP 및 DL 사용자의 수신 안테나에는 저해상도 ADC가 장착되어 전력 소비를 줄인다. 저해상도 ADC로 인해 수신된 신호에 QN이 도입된다. 주어진 일관성 간격 동안 채널 응답이 평탄한 표준 블록 페이딩을 가정한다. 코히어런스 구간 Tc에 대해 Tp 시간 슬롯은 UL 파일럿을 위해 예약되고 나머지 슬롯, 즉 Ts=Tc-Tp는 유용한 데이터를 위해 예약된다. 시분할 듀플렉스 프로토콜을 가정하면, UL 파일럿 시그널링을 통해 획득한 채널 추정치는 채널 상호성을 이용하여 DL 신호를 프리코딩하는데 사용된다.

[0035] A. 채널 모델(Channel Model)

[0036] l번째 UL 사용자와 k번째 DL 사용자로부터 m번째 AP까지의 채널을 각각 $\mathbf{h}_{ml} \in \mathbb{C}^{N_{rx} \times 1}$ 및 $\mathbf{g}_{mk} \in \mathbb{C}^{N_{tx} \times 1}$ 라고 하자.

[0037] AP와 사용자 사이에 LoS(가시선,line-of-sight)가 존재하는 조건과 같이 Rayleigh보다 더 많은 시나리오를 다루기 때문에 Rician 페이딩 채널을 가정한다.

[0038] 전형적인 예는 밀리미터파 애플리케이션이다. 따라서 채널은 다음과 같이 모델링된다.

[0039] (수학식 1)

[0040] $$\mathbf{g}_{mk} = \mathbf{g}_{L,mk}\kappa_{mk}^{1/2}\bar{\kappa}_{mk}^{-1/2} + \mathbf{g}_{w,mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-1/2}, \text{ and } \mathbf{h}_{ml} = \mathbf{h}_{L,ml}\kappa_{ml}^{1/2}\bar{\kappa}_{ml}^{-1/2} + \mathbf{h}_{w,ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1/2}$$

[0041] 여기서, $\mathbf{g}_{L,mk} = \beta_{mk}^{1/2}\bar{\mathbf{g}}_{L,mk}$와 $\mathbf{g}_{w,mk} = \beta_{mk}^{1/2}\bar{\mathbf{g}}_{w,mk}$는 gmk의 결정적 LoS 및 랜덤 레일리(random Rayleigh components) 구성요소를 각각 나타낸다.

[0042] β_{mk}는 경로 손실과 그림자 페이딩 효과를 구성하는 m번째 AP와 k번째 DL 사용자 사이의 대규모 페이딩 계수를 나타낸다.

[0043] 대규모 페이딩 계수는 여러 일관성 간격에 걸쳐 변경되지 않은 상태로 유지된다.

[0044] $\bar{\mathbf{g}}_{w,mk}$는 요소가 CN(0, 1)로 모델링되는 소규모 페이딩을 나타낸다.

[0045] κ_{mk}는 Rician k-인자를 나타내며 $\bar{\kappa}_{mk} \triangleq \kappa_{mk} + 1$이다.

[0046] 여기서, Rician k-factor는 결정론적 LoS 구성요소 대 분산 구성요소의 전력 비율을 측정한다.

[0047] 또한 $[\bar{\mathbf{g}}_{L,mk}]_n = e^{-j(n-1)(2\pi d/\lambda)\sin(\psi_{mk}^d)}$

[0048] 여기서, d, λ, ψ_{mk}^d는 k번째 DL 사용자에서 m번째 AP까지의 안테나 간격, 파장 및 AoA(도래각,angle of arrival)이다.

[0049] 마찬가지로 UL 채널의 경우, $\mathbf{h}_{L,ml} = \zeta_{ml}^{1/2}\bar{\mathbf{h}}_{L,ml}$와 $\mathbf{h}_{w,ml} = \zeta_{ml}^{1/2}\bar{\mathbf{h}}_{w,ml}$는 각각 결정론적 LoS와 무작위 레일리 구성요소를 나타낸다.

[0050] ζ_{ml}는 m번째 AP부터 l번째 UL 사용자(l-th UL user)까지의 대규모 페이딩 계수를 나타내고, $\bar{\mathbf{h}}_{w,ml}$은 원소가 CN(0, 1)로 분포된 소규모 페이딩 벡터를 나타낸다.

[0051] κ_{ml}은 Rician k-factor와 $\bar{\kappa}_{ml} = \kappa_{ml} + 1$이다.

[0052] 이에, $[\bar{\mathbf{h}}_{L,ml}]_n = e^{-j(n-1)(2\pi d/\lambda)\sin(\psi_{ml}^u)}$를 얻을 수 있다.

[0053] 여기서, ψ_{ml}^u는 l번째 UL 사용자에서 m번째 AP까지의 AoA이다. 일반성을 잃지 않고 $d = \lambda/2$라고 하자.

[0054] B. 채널 추정(Channel Estimation)

[0055] 선형 MMSE(LMMSE) 추정 방법을 사용하여 AP에서 $\mathbf{g}_{mk}$ 및 $\mathbf{h}_{ml}$의 채널 추정을 얻는다. Rician 채널의 경우 결정적 LoS 구성 요소가 선행적으로 알려져 있고 Rayleigh 구성 요소만 추정해야 한다고 가정한다.

[0056] k번째 DL 사용자 및 l번째 UL 사용자 실제 채널의 추정치는 각각 다음과 같이 주어진다.

[0057] (수학식 2)

[0058] $$\hat{\mathbf{g}}_{mk} = \mathbf{g}_{L,mk}\kappa_{mk}^{1/2}\bar{\kappa}_{mk}^{-1/2} + \hat{\mathbf{g}}_{w,mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-1/2},$$

[0059] $$\hat{\mathbf{h}}_{ml} = \mathbf{h}_{L,ml}\kappa_{ml}^{1/2}\bar{\kappa}_{ml}^{-1/2} + \hat{\mathbf{h}}_{w,ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1/2}$$

[0060] 여기서, $\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}$ 와 $\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}$ 는 추정된 레일리 성분을 나타낸다.

[0061] 랜덤 구성 요소를 추정하기 위해 DL 사용자는 파일럿 시퀀스를 AP에 전송하고 UL 사용자는 침묵을 유지한다. 그 후, UL 사용자는 파일럿을 AP에 보내고 DL 사용자는 침묵을 지킨다. 우리는 파일럿 오염을 피하기 위해 상호 직교하는 파일럿 시퀀스를 사용하고 채널 추정을 위해 AP에서 저해상도 ADC를 사용한다고 가정한다.

[0062] 여기서, 파일럿 오염은 상호 직교성을 달성하기 위해 DL 파일럿 길이는 $\tau_d \geq L_d$ 이고, UL 파일럿 길이 $\tau_u \geq L_u$ 이다. 따라서 $\tau_p = \tau_d + \tau_u$ 이다.

[0063] 일반성을 잃지 않고 수신된 파일럿 신호를 양자화하기 위해 m번째 AP의 수신 및 송신 어레이에서 동일한 해상도 ADC가 사용된다고 가정한다. 추정값 $\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}$ 및 $\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}$ 을 구한다. $\tilde{\mathbf{g}}_{mk}$ 및 $\tilde{\mathbf{h}}_{ml}$ 을 추정 오류로 정의하면 실제 채널을 다음의 식으로 분해할 수 있다.

[0064] $$\mathbf{g}_{mk} = \hat{\mathbf{g}}_{mk} + \tilde{\mathbf{g}}_{mk}, \text{ and } \mathbf{h}_{ml} = \hat{\mathbf{h}}_{ml} + \tilde{\mathbf{h}}_{ml}$$

[0065] LMMSE 추정의 속성에서,

[0066] $\hat{\mathbf{g}}_{mk} \sim \mathbb{CN}(\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{g}}_{mk}\}, \hat{\beta}_{mk}\mathbf{I}_{N_{tx}})$ 와 $\tilde{\mathbf{g}}_{mk} \sim \mathbb{CN}(0, \tilde{\beta}_{mk}\mathbf{I}_{N_{tx}})$ 는 상호 독립적이다.

[0067] 여기서,

[0068] $\hat{\beta}_{mk} = \beta_{mk}\nu_{mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-1}$ 와, $\nu_{mk} = p_\tau\tau_d\alpha_m\beta_{mk}/(1+p_\tau\tau_d\beta_{mk})$ 는 $\tilde{\beta}_{mk} = \beta_{mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-1} - \hat{\beta}_{mk}$ 와 함께 있다.

[0069] 마찬가지로

[0070] $\hat{\mathbf{h}}_{ml} \sim \mathbb{CN}(\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{ml}\}, \hat{\zeta}_{ml}\mathbf{I}_{N_{rx}})$ 와 $\tilde{\mathbf{h}}_{ml} \sim \mathbb{CN}(0, \tilde{\zeta}_{mk}\mathbf{I}_{N_{rx}})$ 이고,

[0071] 여기서,

[0072] $\hat{\zeta}_{ml} = \zeta_{ml}\mu_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}$, $\mu_{ml} = p_\tau\tau_u\alpha_m\zeta_{ml}/(1+p_\tau\tau_u\zeta_{ml})$,

[0073] $\tilde{\zeta}_{ml} = \zeta_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1} - \hat{\zeta}_{ml}$ 이다.

[0074] p_τ 는 파일럿 전력을 나타내고 α_m 은 AP의 송신/수신 안테나에서 ADC 분해능을 나타낸다.

[0075] C. 업링크 데이터 전송(Uplink Data Transmission)

[0076] L_u UL 사용자는 데이터를 AP로 보낸다. 동시에 각 AP는 DL 사용자에게 데이터를 보낸다.

[0077] 이는 m번째 AP에서 SI 및 IAI로 이어진다. m번째 AP에서 수신한 신호는 다음의 식으로 주어진다.

[0078] $$\mathbf{y}_m^u = \sum_{l=1}^{L_u} \mathbf{h}_{ml} \sqrt{p_{u,l}} s_l^u + \sum_{n=1}^{M} \mathbf{Q}_{mn} \mathbf{x}_n^d + \mathbf{z}_m$$

[0079] 여기서, $p_{u,l}$은 l번째 UL 사용자 전력 및 $0 \le p_{u,l} \le P_{u,l}^{MAX}; P_{u,l}^{MAX}$를 나타내고; $P_{u,l}^{MAX}$는 l번째 UL 사용자가 사용할 수 있는 최대 전력을 나타낸다.

[0080] $s_l^u \sim \mathbb{CN}(0,1)$는 l번째 UL 사용자 데이터(l-th UL user data)를 나타낸다. 또한 $\mathbf{z}_m \in \mathbb{C}^{N_{rx} \times 1}$와 $\mathbf{x}_n \in \mathbb{C}^{N_{tx} \times 1}$는 각각 m번째 AP 및 n번째 AP 송신 신호에서의 잡음을 나타낸다.

[0081] $\mathbf{z}_m$의 요소는 CN(0, 1)로 모델링된다.

[0082] $\mathbf{Q}_{mn} \in \mathbb{C}^{N_{rx} \times N_{tx}}$는 n번째 AP에서 원소가 $\mathbb{CN}(0, \rho_{mn})$인 m번째 AP까지의 잔여 SI/IAI 채널을 나타내며, 여기서 $\rho_{mn} = \rho_{SI}^2 \sigma_{AP,mn}$; $\sigma_{AP,mn}$는 n번째 AP에서 m번째 AP로의 대규모 페이딩을 나타내고 ρ_{SI}^2는 SI 억제 후 잔류 간섭을 나타낸다.

[0083] CF mMIMO를 고려하면 UL 및 DL 신호가 중앙에서 처리된다는 사실 덕분에 어떤 형태의 디지털 간섭 제거가 실현될 수 있다. 또한, 로컬 AP에서는 SI를 상쇄시켜 불완전한 상쇄로 인한 잔여 간섭을 추가 잡음으로 간주한다. 다시 말해, 송신 및 수신 안테나 배열을 적절하게 분리하면 주변 건물이나 차폐판이 LoS 구성 요소를 억제하는 데 악용되는 것과 같은 자연스러운 격리가 발생한다. 일반적인 가정은 이것을 Rayleigh로 모델링하는 것이다.

[0084] m번째 AP는 수신된 신호를 디지털 처리하기 전에 양자화한다. 비균일 양자화기를 고려하여 저해상도 ADC 수신기를 모델링하고 분석 용이성을 위해 AQNM을 사용한다. AQNM은 mMIMO 시스템이 작동할 것으로 예상되는 중저 신호 톤 노이즈 비율 체계(low-to-medium signal-tonoise ratio regime)에서 정확한 것으로 나타났다.

[0085] 따라서 m번째 AP의 양자화기 출력은 $\tilde{\mathbf{y}}_m^u = \alpha_m \mathbf{y}_m^u + \tilde{\mathbf{z}}_m$로 기록되며, 여기서 $\alpha_m = 1 - \xi$와 ξ는 ADC 분해능 b_m^{AP}와 관련된다.

[0086] 이에 따라 $b_m^{AP} \le 5$에 대한 ξ의 대략적인 값을 얻을 수 있고, $b_m^{AP} > 5$의 경우 $\xi = \frac{\pi\sqrt{3}}{2} \cdot 2^{-2b_m^{AP}}$이다.

[0087] 또한 $\tilde{\mathbf{z}}_m \sim \mathbb{CN}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{z}}_m})$는,

[0088] 공분산이 $\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{z}}_m} = (\alpha_m - \alpha_m^2)\mathrm{diag}(\mathbb{E}\{\mathbf{y}^u(\mathbf{y}^u)^H\})$ 로 정의되는 덧셈 QN을 나타낸다. 양자화 후 m번째 AP는 신호를 CPU로 전달하기 전에 수신 필터를 적용한다. 단순성과 낮은 백홀 요구 사항으로 인해 최대 비율 결합/전송(MRC/MRT) 처리를 가정한다. 따라서 CPU가 "본(seen)" l번째 UL 사용자 신호는 다음의 수학식 3으로 표현된다.

[0089] (수학식 3)

$$\tilde{y}_l^u = \sum_{m=1}^{M} \hat{\mathbf{h}}_{ml}^H \tilde{\mathbf{y}}_m^u$$

[0090]

[0091] D. 다운링크 데이터 전송(Downlink Data Transmission)

[0092] DL의 경우 AP는 Ld DL 사용자를 위한 신호를 프리코딩한다. k번째 DL 사용자에서 수신한 신호는 UL 사용자가 전송한 신호에 의해 손상된다. 여기서, 모든 AP를 연결하는 CPU는 데이터 페이로드 및 전력 제어 계수와 같은 정보 교환을 제어하고 AP는 로컬에서 CSI 획득 및 프리코딩을 담당한다.

[0093] m번째 AP의 송신 신호는 $\mathbf{x}_m^d = \sum_{k=1}^{L_d} \sqrt{\eta_{mk}}\hat{\mathbf{g}}_{mk} s_k^d$ 로 주어지며, 여기서 $s_k^d \sim \mathbb{CN}(0,1)$ 및 η_{mk} 은 각각 m번째 AP로부터 k번째 DL 사용자까지의 k번째 DL 데이터 및 전력 할당 계수를 나타낸다.

[0094] AP당 전력 제한이 충족되도록 하기 위해 $N_{tx}\sum_{k=1}^{L_d}\eta_{mk}a_{mk}^d \le P_{d,m}^{MAX}$ 이 있다. 여기서 $P_{d,m}^{MAX}$ 는 사용 가능한 최대 전력을 나타내고 $a_{mk}^d \triangleq \beta_{mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-1}(\kappa_{mk}+\nu_{mk})$ 이다.

[0095] k번째 DL 사용자에서 수신된 신호는,

[0096] $$y_k^d = \sum_{k'=1}^{L_d}\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\eta_{mk'}}\mathbf{g}_{mk}^H\hat{\mathbf{g}}_{mk'}s_{k'}^d + \sum_{l=1}^{L_u}\sqrt{p_{u,l}}q_{kl}s_l^u + z_k^d$$ 로 기록된다. 여기서 $z_k^d \sim \mathbb{CN}(0,1)$ 및 $q_{kl} \sim \mathbb{CN}(0,\gamma_{kl}^2)$ 는 각각 l번째 UL 사용자로부터 k번째 DL 사용자까지의 노이즈 및 UL-to-DL 간섭 채널을 나타낸다. 유사하게, $\gamma_{kl}^2 = \sigma_{UE,kl}\rho_{SI}^2$, 여기서 $\sigma_{UE,kl}$ 은 l번째 UL 사용자와 k번째 DL 사용자 사이의 대규모 페이딩을 나타낸다. k번째 DL 사용자는 수신된 신호를 양자화하고 양자화기 출력은 $\tilde{y}_k^d = \varepsilon_k y_k^d + \tilde{z}_k^d$ 로 표현되며, 여기서 $\varepsilon_k = 1-\xi$ 와 $\tilde{z}_k^d \sim \mathbb{CN}(0,\tilde{Z}_k^d)$ 는 각각 ADC 분해능과 추가 QN을 나타냅니다.

[0097] 또한 $\tilde{Z}_k^d = (\varepsilon_k - \varepsilon_k^2)\mathbb{E}\{|y_k^d|^2\}$. k번째 DL 사용자에서 ADC 분해능 b_k^{UE} 에 대해 ξ 는 섹션 II-C에서와 같이 구해진다. 다음 섹션에서는 시스템의 UL/DL SE를 분석한다.

[0098] III. 스펙트럼 효율 분석(SPECTRAL EFFICIENCY ANALYSIS)

[0099] SE를 도출하기 위해 수신된 신호가 알려진 평균 이득과 상관되지 않은 추가 노이즈로 다시 작성되는 "사용 후 잊어버리기" (UaTF,use-and-then-forget) 방법을 사용한다. 구체적으로, l번째 UL 사용자에 대한 신호, 즉 SE를 도출하기 위해 수신된 신호가 알려진 평균 이득과 상관되지 않은 추가 노이즈는 다음의 식으로 다시 쓴다.

[0100] $$\tilde{y}_l^u = \sqrt{p_{u,l}}\mathbb{E}\{\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml}\}s_l^u + \sqrt{p_{u,l}}(\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml} - \mathbb{E}\{\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml}\})s_l^u + \sum_{l'\neq l}^{L_u}\sum_{m=1}^{M}\sqrt{p_{u,l'}}\alpha_m\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml'}s_{l'}^u + \sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{M}\alpha_m\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{Q}_{mn}\mathbf{x}_n + \sum_{m=1}^{M}\alpha_m\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{z}_m + \sum_{m=1}^{M}\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\tilde{\mathbf{z}}_m$$.

[0101] 여기서 첫 번째 항은 원하는 신호를 나타내고 나머지 항은 상관되지 않은 유효 잡음을 나타낸다. 달성 가능한 SE의 하한은 추가 가우시안 노이즈가 최악의 비상관 노이즈라는 개념을 채택하여 획득된다. 따라서, l번째 UL 사용자에 대해 달성 가능한 SE는 다음의 수학식 4로 주어진다.

[0102] (수학식 4)

[0103] $$R_l^u = \frac{\tau_s}{\tau_c}\log_2\left(1 + \frac{p_{u,l}|\mathbb{E}\{\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml}\}|^2}{B_l^u + C_{ll'}^u + D_l^u + E_l^u + F_l^u}\right)$$

[0104] 여기서, $B_l^u,\ C_l^u,\ D_l^u,\ E_l^u, F_l^u$ 는 각각 빔포밍 불확실성 이득(BUG), 다중 사용자 간섭(MUI,multi-user interference), 잔류 SI/IAI, 잡음 및 QN의 전력을 나타낸다. 이때, 다음을 정의한다.

[0105] $$B_l^u \triangleq p_{u,l}\mathrm{Var}(\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml})$$,

[0106] $$C_{ll'} \triangleq \sum_{l'\neq l}^{L_u}p_{u,l'}\mathbb{E}\{|\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml'}|^2\}$$,

[0107] $$E_l^u \triangleq \mathbb{E}\{|\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H|^2\}$$,

[0108] $$D_l \triangleq \sum_{k'=1}^{L_d}\mathbb{E}\{|\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{M}\alpha_m\sqrt{\eta_{nk}}\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{Q}_{mn}\hat{\mathbf{g}}_{nk}|^2\}$$,

[0109] $$F_l^u \triangleq \mathbb{E}\{|\sum_{m=1}^{M}\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\tilde{\mathbf{z}}_m|^2\}$$.

[0110] 위와 유사한 접근법에 따라 k번째 DL 사용자의 SE는 다음과 같이 표현된다.

[0111] (수학식 5)

[0112] $$R_k^d = \frac{\tau_s}{\tau_c}\log_2\left(1 + \frac{\varepsilon_k^2|\mathbb{E}\{\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\eta_{mk}}\mathbf{g}_{mk}^H\hat{\mathbf{g}}_{mk}\}|^2}{B_k^d + C_{kk'}^d + D_k^d + \tilde{Z}_k^d + \varepsilon_k^2}\right)$$

[0113] 여기서, $B_k^d,\ C_{kk'}^d,\ D_k^d$ 는 k번째 DL 사용자에서 각각 BUG, MUI 및 UL-to-DL 간섭의 전력을,

[0114] $$B_k^d \triangleq \varepsilon_k^2\mathrm{Var}(\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\eta_{mk}}\mathbf{g}_{mk}^H\hat{\mathbf{g}}_{mk})$$,

[0115] $$D_k^d \triangleq \varepsilon_k^2\sum_{l=1}^{L_u}p_{u,l}\mathbb{E}\{|q_{kl}|^2\}$$,

[0116] $$C_{kk'} \triangleq \varepsilon_k^2\sum_{k'\neq k}^{L_d}\mathbb{E}\{|\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\eta_{mk'}}\mathbf{g}_{mk}^H\hat{\mathbf{g}}_{mk'}|^2\}$$

[0117] 로 나타낸다.

[0118] A. 스펙트럼 효율의 폐쇄형 솔루션(Closed-Form Solutions of Spectral Efficiency)

[0119] 다양한 시스템 매개변수의 영향을 이해하기 위해 다음 정리에서 UL/DL SE에 대한 폐쇄형 표현을 엄격하게 유도한다. 여기서, AP당 큰 수신 안테나 배열을 가정하여 QN을 근사하여 HD 시스템의 UL 속도를 도출한 것과 달리, FD 설정에서 SE에 대한 정확한 폐쇄형 솔루션을 도출하고 k번째 DL 사용자에서 QN의 영향을 추가로 고려한다. 따라서 본 실시예 결과는 임의의 수의 수신 안테나 배열에 대해 유효하므로 시스템 설계자가 높은 확실성으로 시스템 성능을 예측하는데 도움이 된다.

[0120] 정리 1: AP에서 불완전한 CSI 및 저해상도 ADC 하에서 MRC 수신 필터를 고려하면, 라이시안 페이딩 채널을 통한 FD CF mMIMO에서 l번째 UL 사용자의 달성 가능한 SE는 다음의 수학식 6으로 주어진다.

[0121] (수학식 6)

[0122] $$R_l^u = \frac{\tau_s}{\tau_c}\log_2\left(1+\frac{p_{u,l}N_{rx}(\sum_{m=1}^{M}\alpha_m a_{ml}^u)^2}{\sum_{l'=1}^{L_u}\sum_{m=1}^{M}p_{u,l'}\alpha_m^2 c_{mll'}^u+\sum_{m=1}^{M}\alpha_m^2 a_{ml}^u+\Upsilon_l^u}\right)$$

[0123] 여기서,

[0124] $$a_{ml}^u = \zeta_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}(\kappa_{ml}+\mu_{ml}),$$

[0125] $$c_{mll'}^u = \zeta_{ml}\zeta_{ml'}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}\bar{\kappa}_{ml'}^{-1}(\kappa_{ml}+\kappa_{ml'}\mu_{ml}+\mu_{ml}+\frac{\kappa_{ml}\kappa_{ml'}}{N_{rx}}\phi_{mll'}^2),$$

[0126] $$\Upsilon_l^u \triangleq N_{tx}\sum_{k=1}^{L_d}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{M}\alpha_m^2\eta_{nk}\sigma_{mn}^2 a_{ml}^u a_{nk}^d$$

[0127] $$+\sum_{m=1}^{M}\bar{\alpha}_m(N_{tx}\sum_{k=1}^{L_d}\sum_{n=1}^{M}\eta_{nk}\sigma_{mn}^2 a_{ml}^u a_{nk}^d$$

[0128] $$+a_{ml}^u+\sum_{l'=1}^{L_u}p_{u,l'}f_{mll'}^u),\quad \bar{\alpha}_m=(\alpha_m-\alpha_m^2).$$

[0129] 또한,

[0130] $$f_{mll}^u = \zeta_{ml}^2\bar{\kappa}_{ml}^{-2}(\kappa_{ml}^2+\mu_{ml}^2+\kappa_{ml}+\mu_{ml}+$$

[0131] $$3\kappa_{ml}\mu_{ml}),$$

[0132] $$f_{mll'}^u = \zeta_{ml}\zeta_{ml'}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}\bar{\kappa}_{ml'}^{-1}(\mu_{ml}+\kappa_{ml}+\kappa_{ml'}\mu_{ml}+\kappa_{ml}\kappa_{ml'}),$$

[0133] $$\phi_{mll'} = \begin{cases}\frac{\sin(\frac{N_{rx}\pi}{2}\sin(\psi_{mll}^u)-\sin(\psi_{mll'}^u))}{\sin(\frac{\pi}{2}\sin(\psi_{mll}^u)-\sin(\psi_{mll'}^u))}, & \text{for } l'\neq l\\ 0, & \text{for } l'=l\end{cases}.$$

[0134] 증명: 아래 부록 A를 참조.

[0135] 정리 2: m번째 AP가 라이시안 채널을 통해 MRT 프리코딩을 사용하고 k번째 DL 사용자에서 저해상도 ADC를 사용하는 경우 FD CF mMIMO에서 달성 가능한 DL SE는 수학식7로 작성된다.

[0136] (수학식 7)

$$R_k^d = \frac{\tau_s}{\tau_c}\log_2\left(1+\frac{\varepsilon_k N_{tx}^2\left(\sum_{m=1}^{M}\eta_{mk}^{1/2}a_{mk}^d\right)^2}{\Upsilon_k^d}\right)$$

[0137]

[0138] 여기서,

[0139] $$\Upsilon_k^d \triangleq N_{tx}\sum_{k'=1}^{K_d}\sum_{m=1}^{M}c_{mkk'}^d\eta_{mk'} +$$

[0140] $$\sum_{l=1}^{L_u}p_{u,l}\gamma_{kl}^2 + 1 + (1-\varepsilon_k)N_{tx}^2\left(\sum_{m=1}^{M}\eta_{mk}^{1/2}a_{mk}^d\right)^2,$$

[0141] $$c_{mkk'}^d = \beta_{mk}\beta_{mk'}\bar{\kappa}_{mk}^{-1}\bar{\kappa}_{mk'}^{-1}(\nu_{mk'}$$

[0142] $$+\kappa_{mk'}+\nu_{mk'}\kappa_{mk}+\frac{\kappa_{mk}\kappa_{mk'}\phi_{mkk'}^2}{N_{tx}}),$$

[0143] $$\phi_{mkk'} = \begin{cases}\frac{\sin\left(\frac{N_{tx}\pi}{2}\sin(\psi_{mkk}^d)-\sin(\psi_{mkk'}^d)\right)}{\sin\left(\frac{\pi}{2}\sin(\psi_{mkk}^d)-\sin(\psi_{mkk'}^d)\right)}, & \text{for } k'\neq k\\ 0, & \text{for } k'=k\end{cases}.$$

[0144] 증명 : 아래 부록 B를 참조.

[0145] 수학식 (6)과 (7)을 사용하여 저해상도 ADC가 있는 FD CF mMIMO의 합 SE는 $R_{SE}(\{p_{u,l}\},\{\eta_{mk}\}) = \sum_{l=1}^{L_u}R_l^u + \sum_{k=1}^{L_d}R_k^d$로 제공된다.

[0146] 합 SE(sum SE)는 대규모 페이딩 계수, 잔여 SI/IAI, UL-to-DL 간섭, RF 체인 수(즉, N_{rx}, N_{tx}, 및 M), UL/DL 전력, ADC 해상도 b_m^{AP} (and b_k^{UE}).

[0147] 아래에서 몇 가지 통찰력 있는 설명을 제공한다.

[0148] 비고: 정리 1에서 원하는 신호가 AP 수신 안테나 N_{rx} 및 M의 2차에 따라 선형적으로 증가함을 관찰한다. QN은 수신된 신호, 즉 노이즈, MUI 및 잔여 SI/IAI에 비례하여 증가한다. 따라서 저해상도 ADC를 사용하는 FD CF mMIMO는 HD보다 QN에 더 민감하다. 원하는 신호는 QN보다 높은 차수(N_{rx} 및 M 측면에서)를 가지므로 간단히 RF 체인을 늘리면 QN의 결과로 UL SE 손실을 보상할 수 있다.

[0149] 그러나 정리 2를 고려하면 k번째 DL 사용자에서 원하는 신호와 QN이 모두 N_{rx} 및 M과 동일한 비율로 증가함을 알 수 있다. 따라서 송신 안테나 어레이를 늘려서 DL 사용자에서 QN으로 인한 DL SE를 보상하는 것은 비효율적이다. 이 결론은 Rayleigh 페이딩 사례와 일치한다. 고정 DL 전력의 경우, UL 전력이 증가함에 따라 UL SE는 포화될 때까지 증가한다. 즉, DL 사용자의 UL-to-DL 간섭이 UL 전력과 함께 증가하기 때문에 DL SE가 0으로 감소하는 동안 간섭 제한이 된다. 또한 DL 전력이 증가함에 따라 고정 UL 전력의 경우 DL SE는 포화될 때까지 개선되는 반면 UL SE는 DL 전력이 증가함에 따라 잔여 SI/IAI가 향상되기 때문에 0으로 감소한다.

[0150] 따라서 전체 합계 SE를 최대화하기 위해 UL/DL 전력을 공동으로 최적화해야 한다.

[0151] Rician k-factor의 영향을 평가하기 위해,

[0152] $\kappa_{mk} = \kappa_{ml} = \kappa, \forall m, k, l$라고 한다. $\kappa \to \infty$로서 l번째 UL 및 k번째 DL 사용자의 SE는 각각 수학식 (8) 및 (9)에 의해 주어진 상수로 수렴한다.

[0153] (수학식 8)

[0154] $$\bar{R}_l^u = \frac{\tau_s}{\tau_c}\log_2\left(1 + \frac{p_{u,l}N_{rx}(\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\zeta_{ml})^2}{\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\zeta_{ml} + N_{tx}p_d\sum_{k=1}^{L_d}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{M}\alpha_m\zeta_{ml}\sigma_{mn}^2\eta_{nk}\beta_{nk} + \upsilon_l^u}\right)$$

[0155] 여기서, $\upsilon_l^u = \sum_{l\neq l'}^{L_u}\sum_{m=1}^{M}\frac{p_{u,l'}}{N_{rx}}\alpha_m^2\zeta_{ml}\zeta_{ml'}\phi_{mll'}^2$

[0156] $$+ \sum_{l'=1}^{L_u}\sum_{m=1}^{M}\bar{\alpha}_m p_{u,l'}\zeta_{ml}\zeta_{ml'}$$

[0157] (수학식 9)

[0158] $$\bar{R}_k^d = \frac{\tau_s}{\tau_c}\log_2\left(1 + \frac{N_{tx}^2\varepsilon_k(\sum_{m=1}^{M}\eta_{mk}^{1/2}\beta_{mk})^2}{1 + \sum_{l=1}^{L_u}p_{u,l}\gamma_{kl}^2 + (1-\varepsilon_k)N_{tx}^2(\sum_{m=1}^{M}\beta_{mk}\eta_{mk}^{1/2})^2 + \upsilon_k^d}\right)$$

[0159] 여기서,

[0160] $\upsilon_k^d = \sum_{k'\neq k}^{L_d}\sum_{m=1}^{M}\eta_{mk'}\beta_{mk}\beta_{mk'}\phi_{mkk'}^2$;

[0161] $N_{tx}\sum_{k=1}^{L_d}\beta_{mk}\eta_{mk} \leq P_{d,m}^{MAX}$.

[0162] 증명: 식 (8)과 (9)는 (6)과 (7)의 라이시안 k-계수(k-factor)를 k로 설정하고 극한을 $\kappa \to \infty$로 하여 증명된다. 식 (8)과 (9)에서 Rician k-factor가 증가함에 따라 MRC/MRT 처리를 사용하는 UL/DL SE는 Rician k-factor와 독립적인 채널 추정 품질에 관계없이 포화 값에 접근한다. 강력한 LoS 환경에서 SE 제한이 있음을 나타낸다.

[0163] B. 저해상도 ADC와 함께 배치된 FD Massive MIMO(Co-located FD Massive MIMO with Low-Resolution ADCs)

[0164] 비교를 위해 AP 및 DL 사용자에서 저해상도 ADC를 사용하여 FD 공동 위치 mMIMO의 UL/DL SE를 도출한다. 공동 배치된 FD mMIMO는 FD CF mMIMO의 특수한 경우로, 모든 안테나가 $\beta_{mk} = \beta_k,\ \kappa_{mk} = \kappa_k$, $\psi_{mk}^d = \psi_k^d$, $\zeta_{ml} = \zeta_l$, $\kappa_{ml} = \kappa_l,\ \psi_{ml}^u = \psi_l^u,\ \forall m, k, l$, $\sigma_{AP,mn} = \sigma_{AP}, \forall m$가 있는 단일 BS에 집중되어 있다.

[0165] 단순화를 위해 BS 수신 안테나, 즉 $\alpha_m = \alpha, \forall m$에서 동일한 해상도 ADC를 설정한다. 추론 1과 2는 각각 UL과 DL SE를 제공한다.

[0166] 추론 1: 저해상도 ADC가 있는 공동 위치 FD mMIMO의 경우 l번째 UL 사용자 SE는 수학식 (10)으로 지정된다.

[0167] (수학식 10)

[0168] $$\tilde{R}_l^u = \frac{\tau_s}{\tau_c}\log_2\left(1+\frac{p_{u,l}N_{rx}M\alpha(a_l^u)^2}{a_l^u+N_{tx}M\sum_{k=1}^{L_d}\tilde{\eta}_k\sigma_m^2 a_l^u a_k^d+\sum_{l'=1}^{L_u}p_{u,l'}(\alpha c_{ll'}^u+(1-\alpha)f_{ll'}^u)}\right)$$

[0169] 참고로,

[0170] $$a_{ml}^u = a_l^u, \forall m,\ f_{mll'}^u$$

[0171] $$= f_{ll'}^u,\ \forall m,\ a_{mk}^d = a_k^d,\ \forall m,\ c_{ll'}^u$$

[0172] $$= \zeta_l\zeta_{l'}\bar{\kappa}_l^{-1}\bar{\kappa}_{l'}^{-1}(\kappa_l+\mu_l+\kappa_{l'}\mu_l+$$

[0173] $$\kappa_l\kappa_{l'}\tilde{\phi}_{ll'}^2/MN_{rx}),$$

[0174] $$\tilde{\phi}_{ll'} = \begin{cases}\frac{\sin(\frac{MN_{rx}\pi}{2}\sin(\psi_l^u)-\sin(\psi_{l'}^u))}{\sin(\frac{\pi}{2}\sin(\psi_l^u)-\sin(\psi_{l'}^u))}, & \text{for } l'\neq l\\ 0, & \text{for } l'=l\end{cases}$$

[0175] 결과 2: k번째 DL 사용자에 저해상도 ADC가 있는 경우, 공동 배치된 FD mMIMO의 k번째 DL 사용자 SE는 수학식 (11)과 같다.

[0176] (수학식 11)

[0177] $$\tilde{R}_k^d = \frac{\tau_s}{\tau_c}\log_2\left(1+\frac{\varepsilon_k\tilde{\eta}_k(MN_{tx}a_k^d)^2}{(1-\varepsilon_k)\tilde{\eta}_k(MN_{tx}a_k^d)^2+MN_{tx}\sum_{k'=1}^{L_d}\tilde{\eta}_{k'}c_{kk'}^d+\sum_{l=1}^{L_u}p_{u,l}\gamma_{kl}^2+1}\right)$$

[0178] 여기서,

[0179] $$c_{kk'}^d = \beta_k\beta_{k'}\bar{\kappa}_k^{-1}\bar{\kappa}_{k'}^{-1}(\nu_{k'}+\kappa_{k'}$$

[0180] $$+\nu_{k'}\kappa_k+\kappa_k\kappa_{k'}\phi_{kk'}^2/MN_{tx}),$$

[0181] $$\tilde{\eta}_k = M\eta_{mk}.$$

[0182] $$\tilde{\phi}_{kk'} = \begin{cases}\frac{\sin(\frac{MN_{tx}\pi}{2}\sin(\psi_k^d)-\sin(\psi_{k'}^d))}{\sin(\frac{\pi}{2}\sin(\psi_k^d)-\sin(\psi_{k'}^d))}, & \text{for } k'\neq k\\ 0, & \text{for } k'=k\end{cases}$$

[0183] IV. SUM 스펙트럼 효율 극대화(SUM SPECTRAL EFFICIENCY MAXIMIZATION)

[0184] 이 섹션에서는 저해상도 ADC로 FD CF mMIMO의 합 SE를 최대화하기 위해 DL 데이터 전력 $\{\eta_{mk}\}$ 및 UL 전력 $\{p_{u,l}\}$를 할당하는 방법을 조사한다. 먼저, 이전 섹션의 분석 결과를 기반으로 합계 SE 최적화 문제를 공식

화한다.

[0185] 그런 다음 교차 볼록 최적화를 통한 반복 알고리즘을 제안한다.

[0186] A. 문제 정식화(Problem Formulation)

[0187] 총 SE 최대화 문제는 다음과 같이 공식화된다.

[0188] (수학식 12)

[0189] $$\underset{\{p_{u,l}\geq 0\},\{\eta_{mk}\geq 0\}}{\text{Maximize}} \quad R_{SE}(\{p_{u,l}\},\{\eta_{mk}\}),$$

[0190] $$p_{u,l} \leq P_{u,l}^{MAX}, \ \forall l, \quad N_{tx}\sum_{k=1}^{L_d}\eta_{mk}a_{mk}^{d} \leq P_{d,m}^{MAX}, \ \forall m$$

[0191] 여기서 사전 로그 요인 $\frac{\tau_s}{\tau_c}$ 는 최적화 변수에 영향을 주지 않기 때문에 제거된다. 첫 번째 및 두 번째 제약 조건은 l번째 UL 사용자와 m번째 AP가 각각 최대 전송 전력 $P_{u,l}^{MAX}$ 및 $P_{d,m}^{MAX}$ 에 의해 제한됨을 나타낸다.

[0192] 총 SE 최대화 문제는 잘 알려진 비볼록 문제(non-convex problem)이며 전역 최적은 일반적으로 사용할 수 없다. 따라서 총 SE 최대화와 가중 MMSE(WMMSE) 최소화 문제 간의 동등성을 이용하여 로컬 최적을 얻는다.

[0193] 이때, 최적화 문제는 즉각적인 CSI에 의존하지 않고 훨씬 느리게 변하는 대규모 페이딩 계수에만 의존하므로 솔루션을 여러 일관성 간격에 사용할 수 있다.

[0194] WMMSE 방법이 다른 시스템에서 사용되는 경우 결과 하위 문제는 고유(unique)하다. 따라서 본 실시예에서 얻은 솔루션이 참신하다는 점을 강조한다.

[0195] 식 (12)를 WMMSE로 재구성하기 위해 먼저 $\bar{p}_{u,l}=\sqrt{p_{u,l}}, \ \forall l$, $\bar{\eta}_{mk}=\sqrt{\eta_{mk}}, \ \forall m,k$ 를 설정한다. 그러면, l번째 UL, 즉 $e_l^u \triangleq \mathbb{E}\{|s_l^u - r_l^u\tilde{y}_l^u|^2\}$ 및 k번째 DL 사용자, 즉 검출 후 $e_k^d \triangleq \mathbb{E}\{|s_k^d - r_k^d\tilde{y}_k^d|^2\}$ 의 평균 제곱 오차는 각각 (13) 및 (14)와 같이 쓰여진다.

[0196] (수학식 13)

[0197] $$e_l^u \triangleq 1+|r_l^u|^2 N_{rx}\Big[\sum_{m=1}^{M}\alpha_m a_{ml}^u + \bar{p}_{u,l}^2 N_{rx}\Big(\sum_{m=1}^{M}\alpha_m a_{ml}^u\Big)^2$$

[0198] $$+\sum_{m=1}^{M}\sum_{l'=1}^{L_u}\bar{p}_{u,l'}^2\alpha_m^2 c_{mll'}^u + N_{tx}\sum_{k=1}^{L_d}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{M}\alpha_m a_{mk}^d \sigma_{mn}^2 a_{ml}^u \bar{\eta}_{nk}^2$$

[0199] $$+\sum_{m=1}^{M}\sum_{l'=1}^{L_u}\bar{\alpha}_m\bar{p}_{u,l'}^2 f_{mll'}^u\Big] - 2\bar{p}_{u,l}r_l^u N_{rx}\sum_{m=1}^{M}\alpha_m a_{ml}^u$$

[0200] (수학식 14)

$$e_k^d \triangleq \varepsilon_k |r_k^d|^2 \Big[N_{tx}^2 \Big(\sum_{m=1}^{M} a_{mk}^d \bar{\eta}_{mk} \Big)^2 +$$

[0201]

$$N_{tx} \sum_{k'=1}^{L_d} \sum_{m=1}^{M} c_{mkk'}^d \bar{\eta}_{mk'}^2 + \sum_{l=1}^{L_u} \bar{p}_{u,l}^2 \gamma_{kl}^2 + 1 \Big] + 1 -$$

[0202]

$$2\varepsilon_k r_k^d N_{tx} \sum_{m=1}^{M} a_{mk}^d \bar{\eta}_{mk}$$

[0203] .

[0204] 여기서, r_l^u 와 r_k^d (새로 도입된 최적화 변수)는 l번째 UL 및 k번째 DL 사용자가 각각 필터를 수신함을 나타낸다.

[0205] 증명 : 증명은 부록 A와 유사한 접근 방식을 따른다.

[0206] 결과적으로 WMMSE 문제는 다음과 같이 공식화된다.

[0207] (수학식 15)

$$\underset{\substack{\{\bar{p}_{u,l} \geq 0\}, \{\omega_l^u \geq 0\}, \{r_l^u\}, \\ \{\bar{\eta}_{mk} \geq 0\}, \{\omega_k^d \geq 0\}, \{r_k^d\}}}{\text{Minimize}} \quad \Gamma(\{\omega_l^u, r_l^u, \bar{p}_{u,l}\}, \{\omega_k^d, r_k^d, \bar{\eta}_{mk}\})$$

$$\text{subject to} \quad \bar{p}_{u,l}^2 \leq P_{u,l}^{MAX}, \ \forall l, \quad N_{tx} \sum_{k=1}^{L_d} \bar{\eta}_{mk}^2 a_{mk}^d \leq P_{d,m}^{MAX}, \forall m$$

[0208]

[0209] 여기서,

$$\Gamma(\{\omega_l^u, r_l^u, \bar{p}_{u,l}\}, \{\omega_k^d, r_k^d, \bar{\eta}_{mk}\}) \triangleq$$

[0210]

$$\sum_{l=1}^{L_u} [\omega_l^u e_l^u - \ln(\omega_l^u)] + \sum_{k=1}^{L_d} [\omega_k^d e_k^d - \ln(\omega_k^d)]$$

[0211] .

[0212] ω_l^u 와 ω_k^d 는 WMMSE 등가 문제에 대해 각각 l번째 UL 사용자 및 k번째 DL 사용자와 관련된 양의 가중치를 나타낸다.

[0213] B. 반복 알고리즘(Iterative Algorithm)

[0214] 여기서, 본 실시예에서는 하나의 변수가 최적화되고 다른 변수는 고정되는 교차 볼록 최적화를 기반으로 반복 알고리즘을 제안한다. 상수 $\{\omega_l^u\}, \{\bar{p}_{u,l}\}, \{\omega_k^d\}, \{r_k^d\},$ 및 $\{\bar{\eta}_{mk}\}$ 에 대해, 식 (15)의 목적 함수를 최소화하는 최적의 r_l^u 는 $(\text{wrt}) \ r_l^u$ 에 대한 1차 도함수를 취하여 0과 동일시하고 r_l^u 에 대해 해결함으로써 달성된다.

[0215] 따라서, 다음의 수학식 16을 얻을 수 있다.

[0216] (수학식 16)

[0217] $$r_l^u \left[\bar{p}_{u,l}^2 N_{rx} \left(\sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u \right)^2 + \sum_{l'=1}^{L_u} \sum_{m=1}^{M} \alpha_m^2 \bar{p}_{u,l'}^2 c_{mll'}^u \right.$$

[0218] $$\left. + \sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u + N_{tx} \sum_{k=1}^{L_d} \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{M} \alpha_m a_{mk}^d \sigma_{mn}^2 a_{ml}^u \bar{\eta}_{nk}^2 \right.$$

[0219] $$\left. + \sum_{l'=1}^{L_u} \sum_{m=1}^{M} \bar{\alpha}_m \bar{p}_{u,l'}^2 f_{mll'}^u \right] - \bar{p}_{u,l} \sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u = 0$$

.

[0220] (16)으로부터, l번째 UL 사용자(l-th UL user)의 최적 필터 $r_l^{u\star}$ 는 $r_l^{u\star} = \bar{p}_{u,l} \sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u (\tilde{r}_l^u)^{-1}$ 이다.

[0221] 여기서,

[0222] $$\tilde{r}_l^u \triangleq \bar{p}_{u,l}^2 N_{rx} \left(\sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u \right)^2 + \sum_{l'=1}^{L_u} \sum_{m=1}^{M} \alpha_m^2 \bar{p}_{u,l'}^2 c_{mll'}^u$$

[0223] $$+ N_{tx} \sum_{k=1}^{L_d} \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{M} \alpha_m a_{mk}^d \sigma_{mn}^2 a_{ml}^u \bar{\eta}_{nk}^2 +$$

[0224] $$\sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u + \sum_{l'=1}^{L_u} \sum_{m=1}^{M} \bar{\alpha}_m \bar{p}_{u,l'}^2 f_{mll'}^u$$

.

[0225] 다음으로 $\{r_l^u\}, \{r_k^d\}, \{\omega_k^d\}, \{\bar{p}_{u,l}\}, \{\bar{\eta}_{mk}\}$ 을 일정하게 유지하여 식 (15)의 목적함수를 최소화하는 l번째 UL 사용자 가중치를 도출하고, 1차 미분 wrt ω_l^u, 그래디언트를 0으로 설정하고 ω_l^u 에 대해 해결한다. 따라서 최적의 가중치 $\omega_l^{u\star} = (e_l^u)^{-1}$ 가 달성된다.

[0226] 유사한 접근법을 사용하여 k번째 DL 사용자의 최적 필터는 $r_k^{d\star} = N_{tx} \sum_{m=1}^{M} a_{mk}^d \times \bar{\eta}_{mk} (\tilde{r}_k^d)^{-1}$ 로 표현된다.

[0227] 여기서,

[0228] $$\tilde{r}_k^d = 1 + N_{tx}^2(\sum_{m=1}^{M} a_{mk}^d \bar{\eta}_{mk})^2 + N_{tx}\sum_{k'=1}^{L_d}\sum_{m=1}^{M} c_{mkk'}^d \bar{\eta}_{mk'}^2 + \sum_{l=1}^{L_u} \gamma_{kl}^2 \bar{p}_{u,l}^2 .$$

[0229] k번째 DL 사용자의 최적 가중치는 $\omega_k^{d\star} = (e_k^d)^{-1}$ 로 주어진다.

[0230] $\{\omega_l^u\}, \{r_l^u\}, \{\omega_k^d\}, \{r_k^d\}$의 주어진 변수 집합에 대해, 이제 우리는 목적 함수를 최소화하는 최적의 데이터 전력 $\{\bar{p}_{u,l}\}$ 및 $\{\bar{\eta}_{mk}\}$을 해결해야 한다. 식(15)의 목적 함수를 확장하고 유사한 용어를 그룹화하고 알려진 용어를 제거하면 식(15)는 식(17)로 축소된다.

[0231] (수학식 17)

[0232] $$\underset{\{\bar{p}_{u,l}\geq 0\},\{\bar{\eta}_{mk}\geq 0\},}{\text{Minimize}} \quad \bar{\Gamma}_u(\{\bar{p}_{u,l}\}) + \bar{\Gamma}_d(\{\bar{\eta}_{mk}\})$$

[0233] $$\text{subject to} \quad \bar{p}_{u,l}^2 \leq P_{u,l}^{MAX}, \ \forall l,$$

[0234] $$N_{tx}\sum_{k=1}^{L_d} \bar{\eta}_{mk}^2 a_{mk}^d \leq P_{d,m}^{MAX}, \ \forall m$$

[0235] 여기서,

[0236] $$\bar{\Gamma}_u(\{\bar{p}_{u,l}\}) = \sum_{l=1}^{L_u} \omega_l^u |r_l^u|^2 N_{rx}\left[\bar{p}_{u,l}^2 N_{rx}(\sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u)^2\right.$$

[0237] $$+ \sum_{m=1}^{M}\sum_{l'=1}^{L_u} \bar{p}_{u,l'}^2 \alpha_m^2 c_{mll'}^u +$$

[0238] $$\left.\sum_{l'=1}^{L_u}\sum_{m=1}^{M} \bar{\alpha}_m \bar{p}_{u,l'}^2 f_{mll'}^u\right]$$

[0239] $$- 2\sum_{l=1}^{L_u} \omega_l^u \bar{p}_{u,l} r_l^u N_{rx} \sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u$$

[0240] $$+ \sum_{k=1}^{L_d} \omega_k^d |r_k^d|^2 \sum_{l=1}^{L_u} \gamma_{kl}^2 \bar{p}_{u,l}^2 ,$$

[0241] 그리고,

[0242] $$\bar{\Gamma}_d(\{\bar{\eta}_{mk}\}) =$$

[0243] $$\sum_{k=1}^{L_d} \omega_k^d |r_k^d|^2 \varepsilon_k \left[N_{tx}^2 (\sum_{m=1}^{M} a_{mk}^d \bar{\eta}_{mk})^2 \right.$$

[0244] $$\left. + N_{tx} \sum_{k'=1}^{L_d} \sum_{m=1}^{M} c_{mkk'}^d \bar{\eta}_{mk'}^2 \right] -$$

[0245] $$2 \sum_{k=1}^{L_d} \omega_k^d \varepsilon_k r_k^d N_{tx} \sum_{m=1}^{M} a_{mk}^d \bar{\eta}_{mk}$$

[0246] $$+ \sum_{l=1}^{L_u} \omega_l^u |r_l^u|^2 N_{rx} N_{tx} \sum_{k=1}^{L_d} \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{M} \alpha_m a_{mk}^d \sigma_{mn}^2 a_{ml}^u \bar{\eta}_{nk}^2 .$$

[0247] 식 (17)을 분해할 수 있고 UL 사용자와 AP에서의 전력 할당 문제를 개별적으로 해결할 수 있음에 유의한다. UL을 고려하면 식(18)을 얻는다.

[0248] (수학식 18)

[0249] $$\underset{\{\bar{p}_{u,l} \geq 0\},}{\text{Minimize}} \ \bar{\Gamma}_u(\{\bar{p}_{u,l}\}), \text{ subject to } \bar{p}_{u,l}^2 \leq P_{u,l}^{MAX}, \forall l$$

[0250] DL 동안, 즉 AP 전력 할당 문제의 경우 식(19)가 있다.

[0251] (수학식 19)

[0252] $$\underset{\{\bar{\eta}_{mk} \geq 0\},}{\text{Minimize}} \ \bar{\Gamma}_d(\{\bar{\eta}_{mk}\})$$

[0253] $$\text{subject to } N_{tx} \sum_{k=1}^{L_d} \bar{\eta}_{mk}^2 a_{mk}^d \leq P_{d,m}^{MAX}, \ \forall m$$

[0254] 1) UL 사용자 전력 제어 문제 풀기(18): 문제(18)은 볼록 2차 프로그램 wrt $\bar{p}_{u,l}$이므로 라그랑주 승수 방법을 사용하여 닫힌 형태로 최적의 솔루션을 쉽게 얻을 수 있다. 구체적으로, 문제(18)의 라그랑지안은

$$\mathcal{L}(\{\lambda_l\}, \{\bar{p}_{u,l}\}) = \bar{\Gamma}_u(\{\bar{p}_{u,l}\}) + \sum_{l=1}^{L_u} \lambda_l (\bar{p}_{u,l}^2 - P_{u,l}^{MAX})$$

로 작성된다.

[0255] 여기서 $\lambda_l \geq 0$는 라그랑주 승수를 나타낸다. Lagrangian wrt $\bar{p}_{u,l}$의 1차 도함수를 취함으로써

[0256] $$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{p}_{u,l}} = 2\bar{p}_{u,l} N_{rx}^2 \omega_l^u |r_l^u|^2 (\sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u)^2$$

$$+ 2\bar{p}_{u,l} N_{rx} \sum_{l'=1}^{L_u} \sum_{m=1}^{M} \omega_{l'}^{u} |r_{l'}^{u}|^2 \alpha_m^2 c_{mll'}^{u}$$

[0257]

$$- r_l^u \omega_l^u Nrx \sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u$$

[0258]

$$+ 2\bar{p}_{u,l} N_{rx} \sum_{l'=1}^{L_u} \sum_{m=1}^{M} \omega_{l'}^{u} |r_{l'}^{u}|^2 \bar{\alpha}_m f_{mll'}^{u}$$

[0259]

$$+ 2\bar{p}_{u,l} \sum_{k=1}^{L_d} \omega_k^d |r_k^d|^2 \gamma_{kl}^2 + 2\bar{p}_{u,l} \lambda_l$$

[0260] 를 얻는다.

[0261] 도함수를 0과 동일시하고 $\bar{p}_{u,l}$ 을 풀면 식 (20)을 얻는다.

[0262] (수학식 20)

$$\bar{p}_{u,l} = \frac{r_l^u \omega_l^u Nrx \sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u}{\psi_{u.l} + \lambda_l}$$

[0263]

[0264] 여기서, $\psi_{u,l} = N_{rx}^2 \omega_l^u |r_l^u|^2 (\sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u)^2$

$$+ N_{rx} \sum_{l'=1}^{L_u} \sum_{m=1}^{M} \omega_{l'}^{u} |r_{l'}^{u}|^2 \alpha_m^2 c_{mll'}^{u}$$

[0265]

$$+ \sum_{k=1}^{L_d} \omega_k^d |r_k^d|^2 \gamma_{kl}^2 +$$

[0266]

$$N_{rx} \sum_{l'=1}^{L_u} \sum_{m=1}^{M} \omega_{l'}^{u} |r_{l'}^{u}|^2 \bar{\alpha}_m f_{mll'}^{u}.$$

[0267]

[0268] 라그랑주 승수 λ_l 은 상보적인 느슨함 조건, 즉 $\lambda_l (\bar{p}_{u,l}^2 - P_u^{MAX}) = 0$ 를 만족해야 한다.

[0269] 따라서 $\bar{p}_{u,l}$ 의 해는 식 (21)이다.

[0270] (수학식 21)

$$\bar{p}_{u,l} = \begin{cases} \min(\hat{p}_{u,l}, \sqrt{P_{u,l}^{MAX}}), & \text{for } \lambda_l = 0 \\ \sqrt{P_{u,l}^{MAX}}, & \text{for } \lambda_l \neq 0 \end{cases}$$

[0271]

[0272] 여기서 $\hat{p}_{u,l} = r_l^u \omega_l^u Nrx \sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u (\psi_{u,l})^{-1}$.

[0273] 2) DL 전력 할당 문제 해결(19): 문제(19)는 2차 제약 조건 2차 프로그램이므로 볼록 최적화 문제이다. 그러나 목적 함수의 최적화 변수는 AP별 전력 제약 조건을 통해 함께 결합된다. 문제를 분리하기 위해 ADMM(alternating direction method of multipliers)를 활용한다.

[0274] 이때,

[0275] $\bar{\boldsymbol{\eta}}_k = [\bar{\eta}_{1k}, \cdots, \bar{\eta}_{Mk}] \in \mathbb{R}^{M \times 1}$,

[0276] $\bar{\boldsymbol{\eta}} = [\bar{\boldsymbol{\eta}}_1^T, \cdots, \bar{\boldsymbol{\eta}}_{L_d}^T]^T \in \mathbb{R}^{ML_d \times 1}$,

[0277] $\mathbf{a}_k^d = [a_{1k}^d, \cdots, a_{Mk}^d]^T \in \mathbb{R}^{M \times 1}$,

[0278] $\mathbf{c}_{kk'}^d = [c_{1kk'}^d, c_{2kk'}^d, \cdots, c_{Mkk'}^d] \in \mathbb{R}^{M \times 1}$,

[0279] $\mathbf{C}_{kk'}^d = \mathrm{diag}(\mathbf{c}_{kk'}^d) \in \mathbb{R}^{M \times M}$,

[0280] $\mathbf{D}_k^d = \mathrm{diag}\Big(\sum_{l=1}^{L_u} \sum_{m=1}^{M} \omega_l^u \times$

[0281] $|r_l^u|^2 \alpha_m a_{ml}^u \sigma_{m1}^2 a_{1k}^d, \cdots,$

[0282] $\sum_{l=1}^{L_u} \sum_{m=1}^{M} \omega_l^u |r_l^u|^2 \alpha_m a_{ml}^u \sigma_{mM}^2 a_{Mk}^d \Big) \in \mathbb{R}^{M \times M}$ 라 하자.

[0283] 따라서 (19)의 목적 함수는 다음으로 다시 작성된다.

[0284] $$\bar{\Gamma}_d(\bar{\boldsymbol{\eta}}) = N_{tx} \Big[\sum_{k=1}^{L_d} \omega_k^d |r_k^d|^2 \varepsilon_k \Big(N_{tx} |\bar{\boldsymbol{\eta}}_k^T \mathbf{a}_k^d|^2 + \sum_{k'=1}^{L_d} \bar{\boldsymbol{\eta}}_{k'}^T \mathbf{C}_{kk'}^d \bar{\boldsymbol{\eta}}_{k'} \Big)$$

[0285] $$- 2 \sum_{k=1}^{L_d} \omega_k^d \varepsilon_k r_k^d |\bar{\boldsymbol{\eta}}_k^T \mathbf{a}_k^d| + N_{rx} \sum_{k=1}^{L_d} \bar{\boldsymbol{\eta}}_k^T \mathbf{D}_k^d \bar{\boldsymbol{\eta}}_k \Big].$$

[0286] 또한, $\mathcal{F}$ 는 최적화 문제(19) 제약 조건의 실현 가능 영역을 정의하고

[0287] $$g_{\mathcal{F}}(\mathbf{z}) = \begin{cases} 0, & \text{if } N_{tx}\sum_{k=1}^{L_d} z_{mk}^2 a_{mk}^d \le p_{d,m}^{MAX} \\ +\infty, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0288] 에 의해 주어진 지시 함수로 $g_{\mathcal{F}}(\mathbf{z})$ 를 정의한다.

[0289] 여기서,

[0290] $$\mathbf{z} = [\mathbf{z}_1^T, \cdots, \mathbf{z}_{L_d}^T] \in \mathbb{R}^{ML_d \times 1},$$

[0291] $$\mathbf{z}_k = [z_{1k}, \cdots, z_{Mk}]^T \in \mathbb{R}^{M \times 1}.$$

[0292] 최적화 문제(19)는 ADMM 형식으로 재구성된다.

[0293] (수학식 22)

[0294] $$\underset{\bar{\boldsymbol{\eta}}, \mathbf{z}}{\text{Minimize}} \quad \bar{\Gamma}_d(\bar{\boldsymbol{\eta}}) + g_{\mathcal{F}}(\mathbf{z}), \quad \text{subject to} \quad \bar{\boldsymbol{\eta}} = \mathbf{z}$$

[0295] 확장된 형태의 증강 라그랑주는 다음과 같이 작성된다.

[0296] $$\mathcal{L}_{\varrho}(\bar{\boldsymbol{\eta}}, \mathbf{z}, \mathbf{u}) = \bar{\Gamma}(\bar{\boldsymbol{\eta}}) + g_{\mathcal{F}}(\mathbf{z}) + \frac{\varrho}{2}\sum_{k=1}^{L_d} \|\bar{\boldsymbol{\eta}}_k - \mathbf{z}_k + \mathbf{u}_k\|^2$$

[0297] 여기서, $\varrho > 0$ and $\mathbf{u} = [\mathbf{u}_1^T, \cdots, \mathbf{u}_{L_d}^T] \in \mathbb{R}^{ML_d \times 1}$ 는 페널티 매개변수와 스케일링된 이중 변수를 각각,

[0298] $\mathbf{u}_k = [u_{1k}, u_{2k}, \cdots, u_{Mk}]^T \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 로 나타낸다.

[0299] 증가된 라그랑주 $\mathcal{L}_{\varrho}(\bar{\boldsymbol{\eta}}, \mathbf{z}, \mathbf{u})$ 를 최소화하기 위한 ADMM은 알고리즘 1에 의해 요약된 바와 같이 기본 변수 $\bar{\boldsymbol{\eta}}$ 과 z의 두 블록을 교대로 번갈아 업데이트하여 수행된다.

[0300] 아래에서 닫힌 형식 표현식을 사용하여 $\bar{\boldsymbol{\eta}}$ 과 z를 업데이트하는 절차를 자세히 설명한다. 표기의 편의를 위해 반복 카운터를 나타내는 위첨자를 생략한다. (28)에서 원시 업데이트의 첫 번째 블록은 (23)에 의해 주어진 제한되지 않은 볼록 2차 문제를 해결하여 얻는다.

[0301] (수학식 23)

[0302] $$\underset{\bar{\boldsymbol{\eta}}}{\text{Minimize}} \quad \bar{\Gamma}_d(\bar{\boldsymbol{\eta}}) + \frac{\varrho}{2}\sum_{k=1}^{L_d} \|\bar{\boldsymbol{\eta}}_k - \mathbf{z}_k + \mathbf{u}_k\|^2$$

[0303] (23)의 목적 함수는 다음과 같이 확장된다.

[0304] (수학식 24)

$$\sum_{k=1}^{L_d} \bar{\boldsymbol{\eta}}_k^T \Big(\omega_k^d |r_k^d|^2 \varepsilon_k N_{tx}^2 \mathbf{a}_k^d (\mathbf{a}_k^d)^T$$

[0305]

$$+ N_{tx} \sum_{k'=1}^{L_d} \omega_{k'}^d |r_{k'}^d|^2 \varepsilon_k \mathbf{C}_{kk'} + N_{rx} N_{tx} \mathbf{D}_k + \frac{\varrho}{2} \mathbf{I}_M \Big) \bar{\boldsymbol{\eta}}_k -$$

[0306]

$$2 \sum_{k=1}^{L_d} \boldsymbol{\eta}_k^T \Big(\omega_k \varepsilon_k r_k^d N_{tx} \mathbf{a}_k^d + \frac{\varrho}{2} (\mathbf{z}_k - \mathbf{u}_k) \Big)$$

[0307]

$$+ \frac{\varrho}{2} \sum_{k=1}^{L_d} (\mathbf{z}_k^T \mathbf{z}_k + \mathbf{u}_k^T \mathbf{u}_k - 2 \mathbf{z}_k^T \mathbf{u}_k)$$

[0308]

[0309] 최적 $\bar{\boldsymbol{\eta}}_k^\star, \forall k$ 는 (24) wrt $\bar{\boldsymbol{\eta}}_k$ 의 1차 도함수를 0으로 설정하고 $\bar{\boldsymbol{\eta}}_k$ 를 풀면 달성된다. 따라서 (25)가 된다.

[0310] (수학식 25)

$$\bar{\boldsymbol{\eta}}_k^\star = \mathbf{W}_k^{-1} (\omega_k \varepsilon_k r_k^d N_{tx} \mathbf{a}_k^d + \frac{\varrho}{2} (\mathbf{z}_k - \mathbf{u}_k)), \quad \forall k$$

[0311]

[0312] 여기서,

$$\mathbf{W}_k \triangleq \omega_k^d |r_k^d|^2 \varepsilon_k N_{tx}^2 \mathbf{a}_k^d (\mathbf{a}_k^d)^T$$

[0313]

$$+ N_{tx} \textstyle\sum_{k'=1}^{L_d} \omega_{k'}^d |r_{k'}^d|^2 \varepsilon_k \mathbf{C}_{kk'}^d$$

[0314]

$$+ N_{rx} N_{tx} \mathbf{D}_k^d + \tfrac{\varrho}{2} \mathbf{I}_M$$

[0315]

[0316] 다음으로 최적화 문제(26)를 해결하여 기본 변수 z의 두 번째 블록을 업데이트한다.

[0317] (수학식 26)

$$\underset{\mathbf{z}}{\text{Minimize}} \quad \frac{\varrho}{2} \sum_{k=1}^{L_d} \|\bar{\boldsymbol{\eta}}_k - \mathbf{z}_k + \mathbf{u}_k\|^2$$

[0318] ,

$$\text{subject to} \quad N_{tx} \sum_{k=1}^{L_d} z_{mk}^2 a_{mk}^d \le P_{d,m}^{MAX}, \forall m$$

[0319]

[0320] 관찰로부터, 문제(27)는 m번째 AP에 대응하는 m번째 하위 문제와 함께 M개의 하위 문제로 분리될 수 있다. 특히 $\forall m = 1, \cdots, M$, 수학식 (27)과 같다.

[0321] (수학식 27)

[0322] $$\underset{\mathbf{z}_m}{\text{Minimize}} \quad \frac{\varrho}{2}\sum_{k=1}^{L_d}(\bar{\eta}_{mk} - z_{mk} + u_{mk})^2$$,

[0323] $$\text{subject to} \quad N_{tx}\sum_{k=1}^{L_d} z_{mk}^2 a_{mk}^d \le P_{d,m}^{MAX}$$.

[0324] 여기서, $\mathbf{z}_m = [z_{m1}, \cdots, z_{mL_d}]^T \in \mathbb{R}^{L_d \times 1}$,

[0325] $\bar{\boldsymbol{\eta}}_m = [\bar{\eta}_{m1}, \cdots, \bar{\eta}_{mL_d}]^T \in \mathbb{R}^{L_d \times 1}$,

[0326] $\mathbf{u}_m = [u_{m1}, \cdots, u_{mL_d}]^T \in \mathbb{R}^{L_d \times 1}$,

[0327] $\bar{\mathbf{a}}_m^d = [\sqrt{a_{m1}^d}, \cdots, \sqrt{a_{mL_d}^d}]^T \in \mathbb{R}^{L_d \times 1}$.

[0328] 알고리즘 1, 최적화 문제(19)에 대한 솔루션을 찾기 위한 ADMM 기술은 다음과 같다.

Algorithm 1 ADMM Technique for Finding Solution to (19)

Input: Initialize the primal variables $z_{mk}^{(0)}, \forall m,k$ and the dual variable $u_{mk}^{(0)}, \forall m,k$ and set the penalty $\varrho > 0$. Set $s = 1$.

1. Iteration s:

1.1. Update the first primal variables as

$$\bar{\boldsymbol{\eta}}^s := \underset{\bar{\boldsymbol{\eta}}}{\text{argmin}}\ \mathcal{L}_\varrho(\bar{\boldsymbol{\eta}}, \mathbf{z}^{s-1}, \mathbf{u}^{s-1}). \tag{28}$$

1.2. Update the second primal variables $\mathbf{z}_m^{(s)}, \forall m$ as

$$\mathbf{z}^s := \underset{\mathbf{z}}{\text{argmin}}\ \mathcal{L}_\varrho(\bar{\boldsymbol{\eta}}^s, \mathbf{z}, \mathbf{u}^{s-1}). \tag{29}$$

1.3. Update the dual variables $\mathbf{u}$

$$\mathbf{u}^s := \mathbf{u}^{s-1} + \bar{\boldsymbol{\eta}}^s - \mathbf{z}^s. \tag{30}$$

2. If stopping criteria is met → Stop. Else go to Step 3.

3. Store the current best solution $\bar{\eta}_{mk}^{(s)}$, $z_{mk}^{(s)}$, and $u_{mk}^{(s)}$, $\forall m,k$. Set $s = s+1$ and go to Step 1.

Output: The optimal solution: $\bar{\eta}_{mk}^\star = \bar{\eta}_{mk}^{(s)}, \forall m,k$.

[0329]

[0330] 입력(Input): 기본 변수 $z_{mk}^{(0)}, \forall m,k$, 이중 변수 $u_{mk}^{(0)}, \forall m,k$ 를 초기화하고, 페널티(penalty) $\varrho > 0$ 를 설정한다. s = 1로 설정한다.

[0331] 1. 반복(Iteration s:)

[0332] 1.1 첫 번째 기본 변수를 식 (28)로 업데이트한다.

[0333] (수학식 28)

$$\bar{\boldsymbol{\eta}}^s := \underset{\bar{\boldsymbol{\eta}}}{\operatorname{argmin}}\ \mathcal{L}_\varrho(\bar{\boldsymbol{\eta}}, \mathbf{z}^{s-1}, \mathbf{u}^{s-1})$$

[0334]

[0335] 1.2 두 번째 기본 변수 $\mathbf{z}_m^{(s)}, \forall m$을 식 (29)로 업데이트한다.

[0336] (수학식 29)

$$\mathbf{z}^s := \underset{\mathbf{z}}{\operatorname{argmin}}\ \mathcal{L}_\varrho(\bar{\boldsymbol{\eta}}^s, \mathbf{z}, \mathbf{u}^{s-1})$$

[0337]

[0338] 1.3 이중 변수 u를 식 (30)으로 업데이트한다.

[0339] (수학식 30)

$$\mathbf{u}^s := \mathbf{u}^{s-1} + \bar{\boldsymbol{\eta}}^s - \mathbf{z}^s$$

[0340]

[0341] 2. 중지 조건이 충족되면 -> 중지한다. 그렇지 않으면 3단계로 이동한다.

[0342] 3. 현재 최상의 솔루션 $\bar{\eta}_{mk}^{(s)}, z_{mk}^{(s)}, \text{and } u_{mk}^{(s)}, \forall m, k$을 저장한다.

[0343] s=s+1을 설정하고 1단계로 이동한다.

[0344] 출력(Output): 최적의 솔루션은 $\bar{\eta}_{mk}^\star = \bar{\eta}_{mk}^{(s)}, \forall m, k$이다.

[0345] 문제 (27)은 다음의 식 (31)로 다시 작성된다.

[0346] (수학식 31)

$$\underset{\mathbf{z}_m}{\text{Minimize}} \quad \|\bar{\boldsymbol{\eta}}_m - \mathbf{z}_m + \mathbf{u}_m\|^2$$

[0347] ,

$$\text{subject to} \quad N_{tx}\|\mathbf{z}_m^T \bar{\mathbf{a}}_m^d\|^2 \leq P_{d,m}^{MAX},$$

[0348]

[0349] (31)에 대한 최적해는 KKT 조건을 사용하여 얻는다. 따라서 각 하위 문제에 대해 솔루션

$$\mathbf{z}_m^\star = \min\left(1, \sqrt{p_{d,m}^{MAX} / N_{tx}\|\bar{\mathbf{a}}_m^d\|^2 \|\boldsymbol{\xi}_m\|^2}\right)\boldsymbol{\xi}_m$$

,

[0350] $\forall m = 1, \cdots, M$이 있다.

[0351] 여기서 $\boldsymbol{\xi}_m = \bar{\boldsymbol{\eta}}_m + \mathbf{u}_m$.

[0352] 이중 변수 u 업데이트는 두 기본 변수를 간단히 추가하여 수행된다.

[0353] 지금까지 변수 업데이트에 대한 폐쇄형 표현식이 파생되었다. 계산 복잡성 측면에서 비용이 많이 드는 유일한 프로세스는 (28)의 행렬 반전이다. 그만큼 이 상황에서 복잡성은 $\mathcal{O}(M^2)$이다.

[0354] 그러나 이 계산은 각 대규모 페이딩 실현에 대해 한 번 수행된다. 알고리즘 1의 원시 변수 $z_{mk}, \forall m, k$는 실현 가능한 영역 내의 모든 값으로 초기화될 수 있다. 본 실시예에서는 $z_{mk}, \forall m, k$를

$z_{mk} = \bar{\eta}_{mk}, \forall m, k$로 초기화하고 이중 변수를 $u_{mk} = 0, \forall m, k$로 초기화한다.

[0355] ADMM 알고리즘은 언급한 바와 같이 전역 최적값으로 수렴하도록 보장된다. 제안한 중지 기준은 알고리즘 1을 종료하는데 사용되며 여기서 $\epsilon^{rel} = 10^{-3}$.

[0356] 마지막으로 문제(12)에 대한 해를 찾기 위한 교대 최적화 기법에 기반한 반복 알고리즘은 알고리즘 2로 요약된다. 알고리즘 2는 가능한 집합에 속하는 모든 데이터 전력 값으로 초기화될 수 있으며, 임의의 두 연속 반복(즉, $\vartheta \geq 0$)은 작다. 알고리즘 2의 중지 기준을 $|R_{SE}^{(t)} - R_{SE}^{(t-1)}| \leq \vartheta$로 정의할 수 있다.

[0357] 알고리즘 2, 재구성 문제(15)에 대한 교대 최적화는 다음과 같다.

Algorithm 2 Alternating Optimization for (15)

Input: Maximum data powers per UL user $P_{u,l}^{MAX}$ and AP $P_{d,m}^{MAX}$. Initialize powers $\bar{p}_{u,l}^{(0)}, \forall l$ and $\bar{\eta}_{mk}^{(0)}, \forall m, k$. Set $t = 1$.

1. Iteration t:
   1.1. Update $r_l^{u(t)}, \forall l$ as $r_l^{u(t)} = \frac{\bar{p}_{u,l}^{(t-1)} \sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u}{\tilde{r}_l^{u(t-1)}}$ where $\tilde{r}_l^{u(t-1)}$ is written as (32).
   1.2. Update $\omega_l^{u(t)}, \forall l$ as $\omega_l^{u(t)} = \left(e_l^{u(t)}\right)^{-1}$, where $e_l^{u(t)} = 1 - 2N_{rx} r_l^{u(t)} \bar{p}_{u,l}^{(t-1)} \sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u + |r_l^{u(t)}|^2 N_{rx} \tilde{r}_l^{u(t-1)}$.
   1.3. Update $r_k^{d(t)}, \forall k$ as $r_k^{d(t)} = \frac{N_{tx} \sum_{m=1}^{M} a_{mk}^d \bar{\eta}_{mk}^{(t-1)}}{\tilde{r}_k^{d(t-1)}}$, where $\tilde{r}_k^{d(t-1)}$ is given by (33).
   1.4. Update the variables $\omega_k^{d(t)}, \forall k$ as $\omega_k^{d(t)} = \left(e_k^{d(t)}\right)^{-1}$, where $e_k^{d(t)} = 1 - 2\varepsilon_k r_k^{d(t)} N_{tx} \sum_{m=1}^{M} a_{mk}^d \bar{\eta}_{mk}^{(t-1)} + |r_k^{d(t)}|^2 \varepsilon_k \tilde{r}_k^{d(t-1)}$.
   1.5. Update $\bar{p}_{u,l}^{(t)}, \forall l$ as $\bar{p}_{u,l}^{(t)} = \min\left(\hat{p}_{u,l}, \sqrt{P_{u,l}^{MAX}}\right)$, where $\hat{p}_{u,l}$ is given by (34).
   1.6. Update $\bar{\eta}_{mk}^{(t)}, \forall m, k$ using Algorithm 1 with the inputs $\{r_l^{u(t)}, \omega_l^{u(t)}\}$, and $\{r_k^{d(t)}, \omega_k^{d(t)}\}$.
2. If stopping criterion is met → Stop. Else go to Step 3.
3. Save the current solution, i.e., $\bar{p}_{u,l}^{(t)}, \forall l$ and $\bar{\eta}_{mk}^{(t)}, \forall m, k$. Set $t = t + 1$ and go to Step 1.

Output: The optimal solutions: $\bar{p}_{u,l}^{(t)}, \forall l$ and $\bar{\eta}_{m,k}^{(t)}, \forall m, k$.

[0358]

[0359] 알고리즘 2, (15)에 대한 교대 최적화

[0360] 입력(Input): UL 사용자 $P_{u,l}^{MAX}$과 AP $P_{d,m}^{MAX}$ 당 최대 데이터 전력. 전력 $\bar{p}_{u,l}^{(0)}, \forall l$, $\bar{\eta}_{mk}^{(0)}, \forall m, k$을 초기화한다. t = 1로 설정한다.

[0361] 1. 반복(Iteration) t:

[0362] 1.1. $r_l^{u(t)} = \frac{\bar{p}_{u,l}^{(t-1)} \sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u}{\tilde{r}_l^{u(t-1)}}$로 $r_l^{u(t)}, \forall l$를 업데이트한다. 여기서 $\tilde{r}_l^{u(t-1)}$은 (32)로 작성된다.

[0363] (수학식 32)

$$\tilde{r}_l^{u(t-1)} = (\bar{p}_{u,l}^{(t-1)})^2 N_{rx} \left(\sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u\right)^2$$

[0364]

$$+\sum_{l'=1}^{L_u}\sum_{m=1}^{M}(\bar{p}_{u,l'}^{(t-1)})^2(\alpha_m^2 c_{mll'}^u+\bar{\alpha}_m f_{mll'}^u)+\sum_{m=1}^{M}\alpha_m a_{ml}^u+$$

[0365]

$$N_{tx}\sum_{k=1}^{L_d}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{M}\alpha_m a_{mk}^d\sigma_{mn}^2 a_{ml}^u(\bar{\eta}_{nk}^{(t-1)})^2$$

[0366] .

[0367] 1.2. $\omega_l^{u(t)}=\left(e_l^{u(t)}\right)^{-1}$ 로 $\omega_l^{u(t)},\ \forall l$ 을 업데이트 한다.

[0368] 여기서,

$$e_l^{u(t)}=1-2N_{rx}r_l^{u(t)}\bar{p}_{u,l}^{(t-1)}\sum_{m=1}^{M}\alpha_m a_{ml}^u+$$

[0369]

$$|r_l^{u(t)}|^2 N_{rx}\tilde{r}_l^{u(t-1)}$$

[0370] .

[0371] 1.3. $r_k^{d(t)}=\frac{N_{tx}\sum_{m=1}^{M}a_{mk}^d\bar{\eta}_{mk}^{(t-1)}}{\tilde{r}_k^{d(t-1)}}$ 로 $r_k^{d(t)},\ \forall k$ 를 업데이트한다. 여기서 $\tilde{r}_k^{d(t-1)}$ 는 (33)에 의해 제공된다.

[0372] (수학식 33)

$$\tilde{r}_k^{d(t-1)}=1+\sum_{l=1}^{L_u}\gamma_{kl}^2(\bar{p}_{u,l}^{(t-1)})^2+N_{tx}^2(\sum_{m=1}^{M}a_{mk}^d\bar{\eta}_{mk}^{(t-1)})^2$$

[0373]

$$+N_{tx}\sum_{k'=1}^{L_d}\sum_{m=1}^{M}c_{mkk'}^d(\bar{\eta}_{mk'}^{(t-1)})^2$$

[0374] .

[0375] 1.4. $\omega_k^{d(t)}=\left(e_k^{d(t)}\right)^{-1}$ 로 변수 $\omega_k^{d(t)},\ \forall k$ 를 업데이트한다.

[0376] 여기서,

$$e_k^{d(t)}=1-2\varepsilon_k r_k^{d(t)}N_{tx}\sum_{m=1}^{M}a_{mk}^d\bar{\eta}_{mk}^{(t-1)}$$

[0377]

$$+|r_k^{d(t)}|^2\varepsilon_k\tilde{r}_k^{d(t-1)}$$

[0378] 이다.

[0379] 1.5. $\bar{p}_{u,l}^{(t)}=\min\left(\hat{p}_{u,l},\sqrt{P_{u,l}^{MAX}}\right)$ 로 $\bar{p}_{u,l}^{(t)},\forall l$ 를 업데이트한다.

[0380] 여기서 $\hat{p}_{u,l}$는 (34)에 의해 제공된다.

[0381] (수학식 34)

[0382] $$\hat{p}_{ul} = r_l^{u(t)} \omega_l^{u(t)} N_{rx} \sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u \Big(N_{rx}^2 \omega_l^{u(t)} |r_l^{u(t)}|^2 (\sum_{m=1}^{M} \alpha_m a_{ml}^u)^2$$

[0383] $$+ N_{rx} \sum_{l'=1}^{L_u} \sum_{m=1}^{M} \omega_{l'}^{u(t)} |r_{l'}^{u(t)}|^2 (\alpha_m^2 c_{mll'}^u$$

[0384] $$+ \bar{\alpha}_m f_{mll'}^u) + \sum_{k=1}^{L_d} \omega_k^{d(t)} |r_k^{d(t)}|^2 \gamma_{kl}^2 \Big)^{-1}$$.

[0385] 1.6. 입력 $\{r_l^{u(t)}, \omega_l^{u(t)}\}$, $\{r_k^{d(t)}, \omega_k^{d(t)}\}$과 함께 알고리즘 1을 사용하여 $\bar{\eta}_{mk}^{(t)}, \forall m, k$를 업데이트한다.

[0386] 2. 정지 조건이 충족되면 멈춘다. 그렇지 않으면 3단계로 이동한다.

[0387] 3. 현재 솔루션, 즉 $\bar{p}_{u,l}^{(t)}, \forall l$, $\bar{\eta}_{mk}^{(t)}, \forall m, k$를 저장한다. $t = t + 1$를 설정하고 1단계로 이동한다.

[0388] 출력(Output): 최적 솔루션: $\bar{p}_{u,l}^{(t)}, \forall l$과 $\bar{\eta}_{m,k}^{(t)}, \forall m, k$.

[0389] V. 수치 결과(NUMERICAL RESULTS)

[0390] 이 섹션은 본 실시예의 결과를 나타낸다. 분석 결과는 500개의 채널 구현과 10^3개의 AP 사용자 임의 위치에 대한 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 검증된다. M APs, L_u UL 및 L_d DL 사용자는 가장자리를 감싸는 1 km^2 셀 내에 균일하게 분포된다. 임의의 두 노드 i와 j 사이의 대규모 페이딩 계수는 $10^{PL_{ij}}$로 지정된다. 여기서 PL_{ij}는 경로 손실이다. m번째 AP와 k번째 DL 사용자(l번째 UL 사용자) 사이의 경로 손실은 마이크로 셀(micro-cells)에 대한 COST 231 Walfish-Ikegami 모델을 사용하여 계산되며, 여기서 AP 가중치는 12.5m이고 사용자 가중치는 1.5m이고, AP-사용자 링크 사이에 LoS가 존재한다.

[0391] 구체적으로 AP 사용자 경로 손실은,

[0392] $PL_{ij} = -30.18 - 26 \log_{10}(d_{ij}) + S_{ij}$ 로 작성된다.

[0393] 여기서, S_{ij}는 표준 편차가 4dB인 로그 정규 그림자 페이딩(lognormal shadow fading)이고 d_{ij}는 노드 i와 j 사이의 거리(미터)이다. Inter-AP 및 UL-to-DL 사용자 경로 손실의 경우, $PL_{ij} = -34.53 - 38 \log_{10}(d_{ij})$로 표현되는 non-LoS용 COST 231 Walfish-Ikegami 모델을 사용한다. Rician k-인자(k-factor) κ_{ij}는 $\kappa_{ij} = 10^{1.3 - 0.003 d_{ij}}$로 계산된다.

[0394] 총 수신기 잡음 전력이 $N_o = -94$ dBm인 20MHz 대역폭에서 통신이 발생한다. 각 일관성 간격은

$\tau_c = 200$로 구성된다. 여기서, $\tau_u = L_u$, $\tau_d = L_d$이다.

[0395] 또한 $p_\tau = \tilde{p}_\tau / N_o$, $P_{d,m}^{MAX} = \tilde{P}_{d,m}^{MAX} / N_o$,

[0396] $P_{u,l}^{MAX} = \tilde{P}_{u,l}^{MAX} / N_o$, 여기서 $\tilde{p}_\tau, \tilde{P}_{d,m}^{MAX}$, $\tilde{P}_{u,l}^{MAX}$는 각각 파일럿 전력, AP 및 UL 사용자당 사용 가능한 최대 전력이다. 단순화를 위해 모든 AP가 동일한 분해능 ADCs, 즉 $b_m^{AP} = b^{AP}, \forall m$을 사용한다고 가정한다.

[0397] DL 사용자, 즉 $b_k^{UE} = b^{UE}, \forall k$에 대해 유사한 설정이 이루어진다.

[0398] 모든 b_k^{UE} 및 b_m^{AP}에 대해 α_m 및 ε_k를 얻으려면. 달리 명시되지 않는 한 다음 매개변수가 사용된다.

[0399] $M = 80,\ N_{rx} = N_{tx} = 5,\ L_u = L_d = 20,\ \frac{\rho_{SI}^2}{N_o} = 40\ \text{dB}$.

[0400] 전력(powers)은,

[0401] $\tilde{p}_\tau = \tilde{P}_{u,l}^{MAX} = 100\ \text{mW}$, $\tilde{P}_{d,m}^{MAX} = 200\ \text{mW}$로 설정된다.

[0402] A. 달성 가능한 스펙트럼 효율(Achievable Spectral Efficiency)

[0403] AP M, UL/DL 전송 전력, 양자화 비트 및 잔류 SI/IAI의 함수로서 달성 가능한 SE를 조사한다. 여기서는 l번째 UL 사용자가 전체 전력, 즉, $p_{u,l} = P_{u,l}^{MAX}, \forall l$)에서 전송하고 AP가 동일한 전력 할당, 즉, $\eta_{mk} = P_{d,m}^{MAX} / (N_{tx} \sum_{k=1}^{L_d} a_{mk}^d)$을 사용한다고 가정한다.

[0404] 도 2는 서로 다른 M에 대한 시뮬레이션된 합계 SE 및 분석 결과 대 전송 전력의 플롯을 나타낸다. 도 2에서, Sum SE와 Power (dB)($L_u = L_d = 20,$

[0405] $b_m^{AP} = b_k^{UE} = 3,\ N_{rx} = N_{tx} = 5$).

[0406] UL/DL 전력은 -40dBm에서 30dBm까지 공동으로 변경된다.

[0407] 비교를 위해 AP 사용자 링크의 Rician k-factor를 0, 즉 $\kappa_{mk} = \kappa_{ml} = 0, \forall m, k, l$로 설정하여 얻은 Rayleigh 페이딩 시나리오에서 달성 가능한 SE를 포함한다.

[0408] l번째 UL 사용자(l-th UL user)와 k번째 DL 사용자(k-th DL user)의 분석적 SE는 각각 (6)과 (7)에 따라 구한다.

[0409] 시뮬레이션된 UL 및 DL 결과는 각각 (4) 및 (5)에 의해 달성된다. 그런 다음 Lu 및 Ld 사용자에 대해 결과를 집계하여 총합 SE를 얻는다. 도 2에서 분석 결과는 정리 1과 2의 유효성을 확인하는 Monte-Carlo 시뮬레이션과 밀접하게 일치함을 알 수 있다. FD CF mMIMO의 합 SE는 일반적으로 AP 수가 증가함에 따라 증가하고 향상된다. 전송 전력이 포화될 때까지 증가하기 때문이다. 이 포화는 MUI의 증가, 잔여 SI/IAI, UL에서 DL로, QN의 영향으로 인해 발생하며 그 효과는 전력 기능을 증가시킨다. 또한 임의의 주어진 전송 전력 및 M에 대해 합 SE가 Rayleigh의 경우보다 Rician 페이딩 환경에서 더 높다는 것을 알 수 있다.

[0410] 도 3은 합계 SE 대 AP 수 M을 나타낸 것이다. 도 3에서 ($L_u = L_d = 10,\ N_{rx} = N_{tx} = 2,$ and $\frac{\rho_{SI}^2}{N_o} = 40\ \text{dB}$)

[0411] 도 3에서 시뮬레이션된 달성 가능한 UL/DL 합계 SE, 분석 UL 결과 및 분석 DL 결과를 서로 다른 ADC 분해능 b_m^{AP} 및 b_k^{UE} (여기서 $L_u = L_d = 10$, $N_{rx} = N_{tx} = 2$)에 대해 APs M의 수에 대해 플로팅한다.

[0412] 분석 결과가 다시 정확하다는 것이 도 3에서 명확하다. UL 및 DL 합계 SE는 M이 증가함에 따라 증가하고 ADC의 분해능이 감소함에 따라 감소한다. 낮은 비트 영역에서 k번째 DL 사용자의 원하는 신호와 QN이 모두 M과 동일한 속도로 증가하기 때문에 DL SE는 AP가 증가함에 따라 빠르게 포화된다(정리 2 참조). 그러나 UL은 원하는 신호가 QN보다 높은 차수(즉, 수신 어레이와 관련하여)를 갖기 때문에 모든 ADC 분해능에 대해 M과 함께 대수 성장을 나타낸다.

[0413] 도 4는 합계 SE 대 정규화 잔여 SI $\frac{\rho_{SI}^2}{N_o}$ (dB)을 나타낸 것이다. 도 4에서 ($M = 80,\ N_{rx} = N_{tx} = 5,\ L_u = L_d = 20$).

[0414] 다음으로, 도 4에서 총합 SE 대 정규화된 잔여 SI $\frac{\rho_{SI}^2}{N_o}$ 를 플로팅하여 달성 가능한 합계 SE에 대한 잔여 SI/IAI 및 UL-to-DL 간섭의 영향을 살펴보기로 한다.

[0415] 비교를 위해 함께 배치된 FD mMIMO 및 HD 모드의 총 SE를 포함한다. 공정성을 위해 SE 식 (7) 및 (6)에서 전송 전력을 두 배로 하고 0.5 사전 로그 계수를 부과하면서 잔여 SI, IAI 및 UL-DL 간섭을 0으로 설정하여 HD 합계 SE를 얻는다. 잔여 SI의 강도가 증가함에 따라 FD CF(및 공동 위치) mMIMO의 합 SE가 급격히 감소하는 것이 확인된다. HD의 경우 합계 SE는 잔여 SI, IAI 및 UL-DL 간섭의 영향을 받지 않으므로 변경되지 않는다. 잔여 SI에 대한 FD CF mMIMO의 취약성은 저해상도 ADC에 의해 악화된다.

[0416] 예를 들어, 1비트 양자화에서 FD CF mMIMO는 영역 $\rho_{SI}^2/N_o \leq 143$ dB에서 HD CF mMIMO를 능가하고 영역은 $b_m^{AP}(b_k^{UE}) = 3$, $b_m^{AP}(b_k^{UE}) = \infty$에서, $\rho_{SI}^2/N_o \leq 152$ dB, $\rho_{SI}^2/N_o \leq 155$ dB로 각각 증가한다.

[0417] 함께 배치된 mMIMO의 경우 FD는 각각 ADC 분해능 1, 3, ∞에 대해 영역 $\rho_{SI}^2/N_o \leq 118$ dB, $\rho_{SI}^2/N_o \leq 126$ dB, $\rho_{SI}^2/N_o \leq 134$ dB에서 HD를 능가한다. 따라서 FD CF mMIMO는 같은 위치에 있는 상대보다 잔류 SI에 더 많은 저항을 제공한다. 더욱이, 달성 가능한 합 SE는 FD CF mMIMO에 대해 공동 위치 대응물보다 실질적으로 더 높다. 이것은 IAI가 수신 및 송신 안테나 어레이가 근접해 있는 공동 배치된 mMIMO의 SI보다 상당히 낮기 때문이다(AP 간의 더 높은 경로 손실로 인해).

[0418] B. 전력 최적화(Power Optimization)

[0419] 여기서는 제안된 알고리즘의 수렴 특성과 공동 전력 할당 알고리즘에 의한 합 SE 개선에 대해 논의한다. 다음 매개 변수를 설정한다.

[0420] $$L_u = L_d = 30,\ \frac{\rho_{SI}^2}{N_o} = 80 \text{ dB},\ b_m^{AP} = 3,\ \forall m \text{ and } b_k^{UE} = 5,\ \forall k$$

[0421] 도 5는 제안된 합 SE 최대화 알고리즘의 수렴을 나타낸다. 도 5에서, $\frac{\rho_{SI}^2}{N_o} = 80$ dB, $b_m^{AP} = 3$, $b_k^{UE} = 5$, $L_u = L_d = 30$.

[0422] 식 (15)에 대한 교대 최적화를 위한 알고리즘 2는 WMMSE 외부 루프와 ADMM에 대한 내부 루프를 포함한다. 도 5에서 데이터 전력의 모든 업데이트에 대해 네트워크의 전체 합계 SE가 개선됨을 확인 할 수 있다. 초기 시작점에서 시스템은 수렴 지점(고려되는 모든 AP에 대해)에서 합계 SE의 약 24% 증가를 확인한다. 제안된 알고리즘이 수렴하려면 약 120번의 반복이 필요하다. 그러나 알고리즘의 각 단계에는 폐쇄형 표현을 해결하는 것이 포함되

므로 알고리즘은 복잡도가 낮다.

[0423] 도 6은 총 SE 대 사용자 수를 나타낸 것이다. 도 6에서, ($\frac{\rho_{SI}^2}{N_o} = 80$ dB, $N_{rx} = N_{tx} = 5$, $b_m^{AP} = 3$, and $b_k^{UE} = 5$).

[0424] 도 6에서는 FD CF mMIMO의 성능을 저해상도 ADC 및 전력 최적화(즉, "최적화됨"으로 표시됨)와 전력 최적화가 없는 설정(즉, "비최적화됨"으로 표시됨)과 비교한다. 서로 다른 M에 대해 총 SE 대 UL/DL 사용자 수를 플로팅한다. Lu = Ld = L, 즉 네트워크의 총 UL 및 DL 사용자 수는 2L인 것으로 간주된다. 도 6에서 데이터 성능을 공동으로 최적화하면 합계 SE가 크게 향상됨을 알 수 있다. 예를 들어 M = 80일 때 L = 5일 때 SE 개선은 6.18%이고 L = 35일 때 13.7%로 증가한다.

[0425] M = 60인 "최적화된" 시스템은 최적화가 없는 M = 80인 설정보다 더 나은 합계 SE를 보여준다는 점은 주목할 가치가 있다. 이는 공동 전력 최적화 알고리즘이 제공하는 강력한 SE 개선을 나타낸다.

[0426] 일반적으로 총 SE는 사전 로그 계수 τ_s/τ_c로 인해 사용자가 특정 숫자 이상으로 증가함에 따라 감소한다. 사용자 수가 증가함에 따라 더 많은 시간 슬롯이 파일럿 신호에 사용되므로 유용한 데이터 전송을 위해 사용 가능한 슬롯이 줄어든다.

[0427] 도 7은 합계 SE의 CDF(cumulative distribution function)를 나타낸 것이다. 도 7에서 ($M = 80$, $N_{rx} = N_{tx} = 5$, $L_u = L_d = 30$, $b_m^{AP} = 3$, $b_k^{UE} = 5$).

[0428] 도 7은 정규화 잔여 SI ρ_{SI}^2/N_o의 다른 수준에 대해 "최적화" 및 "비최적화" 시스템에 대한 합 SE의 누적 분포 함수(CDF)를 나타낸다. $\rho_{SI}^2/N_o = 100$ dB 및 $\rho_{SI}^2/N_o = 140$ dB에서 전력 할당 알고리즘에 의해 도입된 성능 이득은 각각 13.2% 및 38%이다.

[0429] ρ_{SI}^2/N_o(즉, 100dB에서 140dB로)의 증가로 인한 SE 감소의 합은 "최적화" 시스템에서 12.7%이고 "비최적화" 설정에서 37.5%임을 알 수 있다. 따라서 전력 최적화가 FD 전송으로 인해 증가하는 간섭에 더 견고함을 제공한다는 것을 나타낸다.

[0430] 도 8은 합계 SE의 CDF(cumulative distribution function)를 나타낸 것이다.도 8에서 ($M = 80$, $N_{rx} = N_{tx} = 5$, $L_u = L_d = 30$, $\frac{\rho_{SI}^2}{N_o} = 80$ dB).

[0431] 도 8에서 양자화 및 양자화되지 않은 FD CF mMIMO에 대해 전력 최적화가 있거나 없는 합계 SE의 CDF를 플로팅한다. 전력 할당 알고리즘이 합계 SE에서 상당한 부스트를 제공한다는 것은 분명하다. 특히, 전력 할당이 있는 양자화된 FD CF 시스템은 최적화되지 않은 양자화된 FD CF mMIMO보다 더 나은 합 SE를 나타낸다..

[0432] VI. 결론(CONCLUSION)

[0433] 본 실시예는 Rician 페이딩 채널을 통해 AP 및 DL 사용자에서 저해상도 ADC를 사용하여 FD CF mMIMO의 합 SE를 살펴봤다. UL/DL 달성 가능한 SE에 대한 Rician k-인자, UL/DL 전력, 잔류 SI/IAI, UL-DL 간섭 및 QN의 공동 효과를 특성화하기 위해 폐쇄형 솔루션이 도출되었다. 잔여 SI/IAI 및 UL-to-DL 간섭에 대한 FD 시스템의 취약성은 저해상도 양자화에 의해 악화된다.

[0434] 그러나 FD CF mMIMO는 HD 대응 및 공동 배치된 FD mMIMO에 비해 상당한 SE 개선을 제공한다. 우리는 사용자 전력 및 AP 전력 제약 조건에 따라 네트워크의 전체 합계 SE를 최대화했다. 수치 결과로부터 제안된 전력 할당 알고리즘은 균일한 전력 할당에 비해 상당한 총 SE 개선을 제공한다.

[0435] 부록 A

[0436] 정리 1의 증명(PROOF OF THEOREM 1)

[0437] 1) 원하는 신호 및 노이즈 해결: 여기에 원하는 신호가 있다.

[0438] $$A_l^u \triangleq p_{u,l}|\mathbb{E}\{\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml}\}|^2$$

[0439] 여기서, $\mathbb{E}\{\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml}\}$는 $\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml}\}$로 재작성된다.

[0440] 수학식 35

[0441] $$\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml}\} = \mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H(\tilde{\mathbf{h}}_{ml}+\hat{\mathbf{h}}_{ml})\}$$

[0442] $$\overset{(a)}{=} \mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{h}}_{ml}\|^2\}$$

[0443] $$= \mathbb{E}\{\|\kappa_{ml}^{1/2}\bar{\kappa}_{ml}^{-1/2}\mathbf{h}_{L,ml} + \bar{\kappa}_{ml}^{-1/2}\hat{\mathbf{h}}_{w,mk}\|^2\}$$

[0444] $$\overset{(b)}{=} \kappa_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}\mathbb{E}\{\|\mathbf{h}_{L,mk}\|^2\}$$

[0445] $$+ \bar{\kappa}_{ml}^{-1}\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}\|^2\}$$

[0446] 여기서 (a)는 추정 및 오류 채널 벡터가 독립적이라는 사실을 사용하고 (b)에서는 기대치가 0인 모든 용어를 제거한다.

[0447] 다음으로 $\mathbb{E}\{\|\mathbf{h}_{L,mk}\|^2\} =$

[0448] $$\zeta_{ml}\sum_{n=1}^{N_{rx}} e^{j(n-1)\pi\sin(\psi_{ml}^u)}\cdot e^{-j(n-1)\pi\sin(\psi_{ml}^u)}$$

[0449] $$= \zeta_{ml}N_{rx} \text{ and } \mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}\|^2\}$$

[0450] $$= \zeta_{ml}\mu_{ml}N_{rx}.$$

[0451] 따라서, 다음의 솔루션을 얻을 수 있다.

[0452] $$p_{u,l}N_{rx}^2\left(\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\zeta_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}(\kappa_{ml}+\mu_{ml})\right)^2$$

[0453] 마찬가지로 잡음 항은 다음과 같다.

[0454] $$\sum_{m=1}^{M}\alpha_m^2\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{h}}_{ml}\|^2\} = \sum_{m=1}^{M}\alpha_m^2\zeta_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}(\kappa_{ml}+\mu_{ml})$$

[0455] 2) 버그 해결: B_l^u 라는 용어를,

[0456] $$p_{u,l}[\sum_{m=1}^{M}\sum_{m'=1}^{M}\alpha_m\alpha_{m'}\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml}\mathbf{h}_{m'l}^H\hat{\mathbf{h}}_{m'l}\}-$$

[0457] $N_{rx}^2(\sum_{m=1}^{M}\alpha_m\zeta_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}(\kappa_{ml}+\mu_{ml}))^2]$ 로 다시 쓴다.

[0458] 여기에서 가능한 모든 AP 조합에 대한 첫 번째 용어를 도출한다.

[0459] $m \neq m'$ 의 경우,

[0460] $$\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml}\mathbf{h}_{m'l}^H\hat{\mathbf{h}}_{m'l}\} = \mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml}\}\mathbb{E}\{\mathbf{h}_{m'l}^H\hat{\mathbf{h}}_{m'l}\}$$

[0461] $$\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml}\} = \mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\hat{\mathbf{h}}_{ml}\} =$$

[0462] $$\zeta_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}(\kappa_{ml}+\mu_{ml})N_{rx}$$

[0463] 비슷하게,

[0464] $$\mathbb{E}\{\mathbf{h}_{m'l}^H\hat{\mathbf{h}}_{m'l}\} = \zeta_{m'l}\bar{\kappa}_{m'l}^{-1}(\kappa_{m'l}+\mu_{m'l})N_{rx}$$

[0465] $m = m'$ 의 경우,

[0466] $$\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{h}_{ml}|^2\} = \mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\tilde{\mathbf{h}}_{ml}|^2\} + \mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\hat{\mathbf{h}}_{ml}|^2\}$$

[0467] 따라서,

[0468] $$\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\tilde{\mathbf{h}}_{ml}|^2\} = \tilde{\zeta}_{ml}\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{h}}_{ml}\|^2\}$$

[0469] $$= \tilde{\zeta}_{ml}\zeta_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}(\kappa_{ml}+\mu_{ml})N_{rx}$$

[0470] $\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\hat{\mathbf{h}}_{ml}|^2\}$ 에 대해

[0471] $$\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{h}}_{ml}\|^4\} = \mathbb{E}\{\|(\kappa_{ml}^{1/2}\bar{\kappa}_{ml}^{-1/2}\mathbf{h}_{L,ml}^H +$$

[0472] $$\bar{\kappa}_{ml}^{-1/2}\hat{\mathbf{h}}_{w,mk}^H)(\kappa_{ml}^{1/2}\bar{\kappa}_{ml}^{-1/2}\mathbf{h}_{L,ml} + \bar{\kappa}_{ml}^{-1/2}\hat{\mathbf{h}}_{w,mk})\|^2\}$$

[0473] $$\overset{(c)}{=} \bar{\kappa}_{ml}^{-2}(\kappa_{ml}^2\mathbb{E}\{|\mathbf{h}_{L,ml}|^4\} + \kappa_{ml}\mathbb{E}\{|\mathbf{h}_{L,ml}^H\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}|^2\}$$

[0474] $$+ \kappa_{ml}\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}^H\mathbf{h}_{L,ml}|^2\}$$

[0475] $$+ \kappa_{ml}\mathbb{E}\{|\mathbf{h}_{L,ml}^H\mathbf{h}_{L,ml}\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}^H\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}|\}$$

[0476] $$+\kappa_{ml}\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}^{H}\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}\mathbf{h}_{L,ml}^{H}\mathbf{h}_{L,ml}|\}$$

[0477] $$+\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}\|^{4}\}).$$

[0478] 여기서 (c)에서는 기대치가 0인 모든 항을 제거한다.

[0479] 여기에 다음을 도출한다.

[0480] $$\mathbb{E}\{|\mathbf{h}_{L,ml}|^{4}\}=(\zeta_{ml}\sum_{n=1}^{N_{rx}}e^{j(n-1)\pi\sin(\psi_{ml}^{u})}\cdot e^{-j(n-1)\pi\sin(\psi_{ml}^{u})})^{2}$$

[0481] $$=\zeta_{ml}^{2}N_{rx}^{2},\ \mathbb{E}\{|\mathbf{h}_{L,ml}^{H}\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}|^{2}\}=\zeta_{ml}^{2}\mu_{ml}N_{rx},$$

[0482] $$\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}^{H}\mathbf{h}_{L,ml}|^{2}\}=\zeta_{ml}^{2}\mu_{ml}N_{rx}.$$

[0483] 또한 $$\mathbb{E}\{|\mathbf{h}_{L,ml}^{H}\mathbf{h}_{L,ml}\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}^{H}\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}|\}=$$

[0484] $$\mathbb{E}\{\mathbf{h}_{L,ml}^{H}\mathbf{h}_{L,ml}\}\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}^{H}\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}\}=\zeta_{ml}^{2}\mu_{ml}N_{rx}^{2}.$$

[0485] 비슷하게,

[0486] $$\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}^{H}\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}\mathbf{h}_{L,ml}^{H}\mathbf{h}_{L,ml}|\}=\zeta_{ml}^{2}\mu_{ml}N_{rx}^{2}.$$

[0487] $$\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}\|^{4}\}=\zeta_{ml}^{2}\mu_{ml}^{2}N_{rx}(N_{rx}+1).$$

[0488] 따라서, $$\mathbb{E}\{|\sum_{m=1}^{M}\alpha_{m}\hat{\mathbf{h}}_{ml}^{H}\mathbf{h}_{ml}|^{2}\}=$$

[0489] $$\sum_{m=1}^{M}\alpha_{m}^{2}[\tilde{\zeta}_{ml}\zeta_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}(\kappa_{ml}+\mu_{ml})N_{rx}$$

[0490] $$+\bar{\kappa}_{ml}^{-2}\zeta_{ml}^{2}(\kappa_{ml}^{2}N_{rx}^{2}+2\kappa_{ml}\mu_{ml}N_{rx}$$

[0491] $$+2\kappa_{ml}\mu_{ml}N_{rx}^{2}+\mu_{ml}^{2}N_{rx}^{2}+\mu_{ml}^{2}N_{rx})]+$$

[0492] $$N_{rx}^{2}\sum_{m\neq m'}^{M}\sum_{m'=1}^{M}\alpha_{m}\alpha_{m'}\zeta_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}\zeta_{m'l}\bar{\kappa}_{m'l}^{-1}(\kappa_{ml}\kappa_{m'l}$$

[0493] $$+\mu_{ml}\mu_{m'l}+\kappa_{ml}\mu_{m'l}+\mu_{ml}\kappa_{m'l})=$$

[0494] $$N_{rx}\sum_{m=1}^{M}\alpha_{m}^{2}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}\zeta_{ml}[\tilde{\zeta}_{ml}(\kappa_{ml}+\mu_{ml})$$

[0495] $+\bar{\kappa}_{ml}^{-1}\zeta_{ml}(2\kappa_{ml}\mu_{ml}+\mu_{ml}^{2})]+$

[0496] $N_{rx}^{2}\sum_{m=1}^{M}\sum_{m'=1}^{M}\alpha_{m}\alpha_{m'}\zeta_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}\zeta_{m'l}\bar{\kappa}_{m'l}^{-1}(\kappa_{ml}\kappa_{m'l}$

[0497] $+\mu_{ml}\mu_{m'l}+\kappa_{ml}\mu_{m'l}+\mu_{ml}\kappa_{m'l})$.

[0498] $\tilde{\zeta}_{ml}=\zeta_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}-\hat{\zeta}_{ml}$ 를 사용하고,

[0499] 간단한 대수 $p_{u,l}\mathrm{Var}(\sum_{m=1}^{M}\alpha_{m}\hat{\mathbf{h}}_{ml}^{H}\mathbf{h}_{ml})=$

[0500] $p_{u,l}N_{rx}\sum_{m=1}^{M}\alpha_{m}^{2}\bar{\kappa}_{ml}^{-2}\zeta_{ml}^{2}(\mu_{ml}+\kappa_{ml}+\mu_{ml}\kappa_{ml})$ 를 수행한다.

[0501] 3) MUI에 대해 풀기: MUI 항은,

[0502] $C_{ll'}=\sum_{l'\neq l}^{K_u}\sum_{m=1}^{M}p_{u,l'}\alpha_{m}^{2}\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{ml}^{H}\mathbf{h}_{ml'}|^{2}\}$ 로 표현된다.

[0503] $\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{ml}^{H}\mathbf{h}_{ml'}|^{2}\}=\mathbb{E}\{|(\bar{\kappa}_{ml}^{-1/2}\kappa_{ml}^{1/2}\mathbf{h}_{L,ml}^{H}$

[0504] $+\bar{\kappa}_{ml}^{-1/2}\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}^{H})(\bar{\kappa}_{ml'}^{-1/2}\kappa_{ml'}^{1/2}\mathbf{h}_{L,ml'}+\bar{\kappa}_{ml'}^{-1/2}\mathbf{h}_{w,ml'})|^{2}\}$

[0505] $=\bar{\kappa}_{ml}^{-1}\bar{\kappa}_{ml'}^{-1}[\kappa_{ml}\kappa_{ml'}\mathbb{E}\{|\mathbf{h}_{L,ml}^{H}\mathbf{h}_{L,ml'}|^{2}\}$

[0506] $+\kappa_{ml}\mathbb{E}\{|\mathbf{h}_{L,ml}^{H}\mathbf{h}_{w,ml'}|^{2}\}+\kappa_{ml'}\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}^{H}\mathbf{h}_{L,ml'}|^{2}\}$

[0507] $+\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}^{H}\times\mathbf{h}_{w,ml'}|^{2}\}]$.

[0508] 다음과 같은 기대치가 도출된다.

[0509] $\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}^{H}\mathbf{h}_{w,ml'}|^{2}\}=\zeta_{ml}\mu_{ml}\zeta_{ml'}N_{rx}$,

[0510] $\mathbb{E}\{|\mathbf{h}_{L,ml}^{H}\mathbf{h}_{w,ml'}|^{2}\}=\zeta_{ml'}\zeta_{ml}N_{rx}$,

[0511] $\mathbb{E}\{\hat{\mathbf{h}}_{w,ml}^{H}\mathbf{h}_{L,ml'}|^{2}\}=\zeta_{ml'}\zeta_{ml}\mu_{ml}N_{rx}$.

[0512] 또한, $\mathbb{E}\{|\mathbf{h}_{L,ml}^{H}\mathbf{h}_{L,ml'}|^{2}\}$

[0513] $=[\sum_{n=1}^{N_{rx}}e^{j(n-1)\pi(\sin(\psi_{ml}^{u})-\sin(\psi_{ml'}^{u}))}]^{2}\zeta_{ml}\zeta_{ml'}$

[0514] $\overset{(d)}{=} \zeta_{ml}\zeta_{ml'}\left[\phi_{mll'}e^{j(\frac{\pi}{2}(N_{rx}-1))(\sin(\psi^u_{ml})-\sin(\psi^u_{ml'}))}\right]^2 =$

[0515] $\zeta_{ml}\zeta_{ml'}\phi^2_{mll'}$.

[0516] 파생된 모든 용어를 결합하여 MUI 용어는 다음 식(36)을 달성한다.

[0517] (수학식 36)

[0518] $$N_{rx}\sum_{l'\neq l}^{L_u}\sum_{m=1}^{M} p_{u,l'}\alpha_m^2\zeta_{ml}\zeta_{ml'}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}\bar{\kappa}_{ml'}^{-1}\left(\kappa_{ml}\kappa_{ml'}\frac{\phi^2_{mll'}}{N_{rx}}+\kappa_{ml}+\kappa_{ml'}\mu_{ml}+\mu_{ml}\right)$$

[0519] 4) 잔여 SI 및 IAI를 풀이.

[0520] 잔여 SI/IAI는 $\sum_{k=1}^{L_d}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{M}\alpha_m^2\eta_{nk}\times$

[0521] $\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{Q}_{mn}\hat{\mathbf{g}}_{nk}|^2\}$으로 주어진다.

[0522] 다음을 도출한다.

[0523] $\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{Q}_{mn}\hat{\mathbf{g}}_{nk}|^2\} =$

[0524] $\beta_{nk}\kappa_{nk}\bar{\kappa}_{nk}^{-1}(\nu_{nk}+\kappa_{nk})\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\mathbf{Q}_{mn}\mathbf{Q}_{mn}^H\hat{\mathbf{h}}_{ml}|\}$

[0525] $= N_{tx}N_{rx}\beta_{nk}\kappa_{nk}\bar{\kappa}_{nk}^{-1}(\nu_{nk}$

[0526] $+\kappa_{nk})\sigma^2_{mn}\zeta_{ml}\kappa_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}(\mu_{ml}+\kappa_{ml})$.

[0527] 따라서 다음 식 37을 얻는다.

[0528] (수학식 37)

[0529] $$N_{tx}N_{rx}\sum_{k=1}^{L_d}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{M}\alpha_m^2\eta_{nk}\sigma^2_{mn}\beta_{nk}\kappa_{nk}\bar{\kappa}_{nk}^{-1}\zeta_{ml}\kappa_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}(\nu_{nk}+\kappa_{nk})(\mu_{ml}+\kappa_{ml})$$

[0530] 5) QN 풀기: QN을 도출하기 위해, $\mathbb{E}\{|\sum_{m=1}^{M}\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\tilde{\mathbf{z}}_m|^2\} =$

[0531] $\sum_{m=1}^{M}\sum_{m'=1}^{M}\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\tilde{\mathbf{z}}_m\tilde{\mathbf{z}}_{m'}\hat{\mathbf{h}}_{m'l}|\}$를 작성한다.

[0532] $m\neq m'$ 경우,

[0533] QN 벡터는 상관관계가 없기 때문에,

[0534] $\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H\tilde{\mathbf{z}}_m\tilde{\mathbf{z}}_{m'}\hat{\mathbf{h}}_{m'l}|\}=0$.

[0535] 만약, $m = m'$ 인 경우,

[0536] $\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{h}}_{ml}^H \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{z}}_m} \hat{\mathbf{h}}_{ml}|\}$ 를 얻는다.

[0537] $\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{z}}_m}$ 를 얻기 위해, 다음을 도출한다.

[0538] $\mathbb{E}\{\mathbf{y}_m^u (\mathbf{y}_m^u)^H\} =$

[0539] $\mathbb{E}\Big\{ \sum_{l=1}^{L_u} \sum_{l'=1}^{L_u} \sqrt{p_{u,l} p_{u,l'}} \mathbf{h}_{ml} \mathbf{h}_{ml'}^H$

[0540] $+ \sum_{k=1}^{L_d} \sum_{k'=1}^{L_d} \sum_{n=1}^{M} \sum_{n'=1}^{M} \sqrt{\eta_{nk} \eta_{n'k'}} \mathbf{Q}_{mn} \hat{\mathbf{g}}_{nk} \hat{\mathbf{g}}_{n'k'}^H \mathbf{Q}_{mn'}^H \Big\}$

[0541] $+ \mathbf{I}_{N_{rx}}$.

[0542] $l \neq l'$ 인 경우, $\mathbb{E}\{|\mathbf{h}_{ml} \mathbf{h}_{ml'}^H|\} = 0$.

[0543] 만약, $n \neq n'$ 와 $k \neq k'$ 인 경우,

[0544] $\mathbb{E}\{\mathbf{Q}_{mn} \hat{\mathbf{g}}_{nk} \hat{\mathbf{g}}_{n'k'}^H \mathbf{Q}_{mn'}^H\} = 0$.

[0545] 만약,

[0546] $n = n, k \neq k', \mathbb{E}\{|\mathbf{Q}_{mn} \hat{\mathbf{g}}_{nk} \hat{\mathbf{g}}_{nk'}^H \mathbf{Q}_{mn'}^H|\} = 0$

[0547] $n \neq n' \text{ and } k = k', \mathbb{E}\{|\mathbf{Q}_{mn} \hat{\mathbf{g}}_{nk} \hat{\mathbf{g}}_{n'k}^H \mathbf{Q}_{mn'}^H|\} = 0$

[0548] $g_{nkt} = [\mathbf{g}_{nk}]_t, u_{it} = [\mathbf{Q}_{mn}]_{it}, h_{mli} = [\mathbf{h}_{ml}]_i$ 라고 한다. 따라서, QN은 다음으로 단순화된다.

[0549] $\sum_{m=1}^{M} \bar{\alpha}_m \sum_{i=1}^{N_{rx}} \Big(\mathbb{E}\{|\hat{h}_{mli}|^2\} +$

[0550] $\sum_{l \neq l'}^{L_u} p_{u,l'} \mathbb{E}\{|\hat{h}_{mli}^* h_{ml'i}|^2\} +$

[0551] $p_{u,l} \mathbb{E}\{|\hat{h}_{mli}^* h_{mli}|^2\} +$

[0552] $\sum_{k=1}^{Ld} \sum_{n=1}^{M} \sum_{t=1}^{N_{tx}} \eta_{nk} \mathbb{E}\{|\hat{h}_{mli}^* u_{it} \hat{g}_{nkt}|^2\} \Big)$

[0553] 다음으로 도출한다.

[0554] $$\mathbb{E}\{|\hat{h}_{mil}|^2\} = \zeta_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}(\mu_{ml}+\kappa_{ml})$$,

[0555] $$\mathbb{E}\{|\hat{h}_{mli}^{*}u_{it}\hat{g}_{nkt}|^2\} =$$

[0556] $$\sigma_{mn}^2\beta_{nk}\bar{\kappa}_{nk}^{-1}(\nu_{nk}+\kappa_{nk})\bar{\kappa}_{ml}^{-1}\zeta_{ml}(\mu_{ml}+\kappa_{ml})$$.

[0557] 다음으로, $\mathbb{E}\{|\hat{h}_{mli}^{*}h_{mli}|^2\} = \mathbb{E}\{|\hat{h}_{mli}^{*}\tilde{h}_{mli}|^2\} + \mathbb{E}\{|\hat{h}_{mli}|^4\}$ 로 작성된다.

[0558] $$\mathbb{E}\{|\hat{h}_{mli}^{*}\tilde{h}_{mli}|^2\} = \tilde{\zeta}_{ml}\zeta_{ml} \times \bar{\kappa}_{ml}^{-1}(\kappa_{ml}+\mu_{ml})$$,

[0559] $$\mathbb{E}\{|\hat{h}_{mli}|^4\} \overset{(d)}{=} \bar{\kappa}_{ml}^{-2}(\kappa_{ml}^2\mathbb{E}\{|h_{L,mli}|^4\}$$

[0560] $$+\mathbb{E}\{|\hat{h}_{w,mli}|^4\} + 4\kappa_{ml}\mathbb{E}\{|h_{L,mli}^{*}\hat{h}_{w,mli}|^2\})$$

[0561] $$= \kappa_{ml}^2\bar{\kappa}_{ml}^{-2}\zeta_{ml}^2 + 2\bar{\kappa}_{ml}^{-2}\zeta_{ml}^2\mu_{ml}^2$$

[0562] $$+ 4\zeta_{ml}^2\mu_{ml}\kappa_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-2}$$,

[0563] 여기서, (d)는 기대치가 0인 항을 제거한다.

[0564] 따라서,

[0565] $$\mathbb{E}\{|\hat{h}_{mli}^{*}h_{mli}|^2\} = \tilde{\zeta}_{ml}\zeta_{ml}\bar{\kappa}_{ml}^{-1}(\kappa_{ml}+\mu_{ml})$$

[0566] $$+ \bar{\kappa}_{ml}^{-2}\zeta_{ml}^2(\kappa_{ml}^2 + 2\mu_{ml}^2 + 4\mu_{ml}\kappa_{ml}) =$$

[0567] $$\bar{\kappa}_{ml}^{-2}\zeta_{ml}^2(\kappa_{ml}^2+\mu_{ml}^2+3\mu_{ml}\kappa_{ml}+\kappa_{ml}+\mu_{ml})$$.

[0568] 결국, $\mathbb{E}\{|\hat{h}_{mli}^{*}h_{ml'i}|^2\} = (\kappa_{ml}\kappa_{ml'}\mathbb{E}\{|h_{L,mli}^{*}h_{L,ml'i}|^2\}$

[0569] $$+\kappa_{ml}\mathbb{E}\{|h_{L,mli}^{*}h_{w,ml'i}|^2\}+\kappa_{ml'}\mathbb{E}\{|\hat{h}_{w,mli}^{*}h_{L,ml'i}|^2\}$$

[0570] $$+\mathbb{E}\{|\hat{h}_{w,mli}^{*}h_{w,ml'i})|^2\})\bar{\kappa}_{ml}^{-1}\bar{\kappa}_{ml'}^{-1}$$.

[0571] 여기서, 다음을 도출한다.

[0572] $$\mathbb{E}\{|h_{L,mli}^{*}h_{L,ml'i}|^2\} = \zeta_{ml}\zeta_{ml'}, \mathbb{E}\{|h_{L,mli}^{*}h_{w,ml'i}|^2\}$$

[0573] $$= \zeta_{ml'}\zeta_{ml}, \mathbb{E}\{|\hat{h}^{*}_{w,mli}h_{L,ml'i}|^2\}$$

[0574] $$= \zeta_{ml'}\zeta_{ml}\mu_{ml}, \mathbb{E}\{|\hat{h}^{*}_{w,mli}h_{w,ml'i})|^2\} = \zeta_{ml'}\zeta_{ml}\mu_{ml}$$

[0575] 따라서,

[0576] $$\mathbb{E}\{|\hat{h}^{*}_{mli}h_{ml'i}|^2\} = \zeta_{ml}\zeta_{ml'}\bar{\kappa}^{-1}_{ml}\bar{\kappa}^{-1}_{ml'}(\mu_{ml}+\kappa_{ml}+$$

[0577] $$\kappa_{ml'}\mu_{ml}+\kappa_{ml}\kappa_{ml'})$$.

[0578] 용어(terms)를 결합하면 QN은 다음을 생성한다.

[0579] $$\sum_{m=1}^{M} N_{rx}\bar{\alpha}_m[\zeta_{ml}\bar{\kappa}^{-1}_{ml}(\mu_{ml}+\kappa_{ml})$$

[0580] $$+ p_{u,l}\bar{\kappa}^{-2}_{ml}\zeta^2_{ml}(\kappa^2_{ml}+\mu^2_{ml}+3\mu_{ml}\kappa_{ml}+\kappa_{ml}+\mu_{ml})$$

[0581] $$+ \sum_{l'\neq l}^{L_u} p_{u,l'}\times$$

[0582] $$\zeta_{ml}\zeta_{ml'}\bar{\kappa}^{-1}_{ml}\bar{\kappa}^{-1}_{ml'}(\mu_{ml}+\kappa_{ml}+\kappa_{ml'}\mu_{ml}+\kappa_{ml}\kappa_{ml'})$$

[0583] $$+ N_{tx}\sum_{k=1}^{Ld}\sum_{n=1}^{M}\eta_{nk}\sigma^2_{mn}\beta_{nk}\bar{\kappa}^{-1}_{nk}\bar{\kappa}^{-1}_{ml}\zeta_{ml}(\nu_{nk}+$$

[0584] $$\kappa_{nk})(\mu_{ml}+\kappa_{ml})]$$.

[0585] 파생항을 (4)에 대입하면 증명이 완료된다.

[0586] 부록 B(APPENDIX B)

[0587] 정리 2의 증명(PROOF OF THEOREM 2)

[0588] 간결함을 위해 k번째 DL 사용자에서 QN 용어만 도출한다. 다른 용어는 부록 A에 따라 얻는다.

[0589] 여기서, QN은 $\tilde{Z}^d_k = (\varepsilon_k - \varepsilon^2_k)\mathbb{E}\{|y^d_k|2\}$ 이다.

[0590] 이때, $\mathbb{E}\{|y_k^d|2\} = 1 +$

[0591] $\sum_{k'=1}^{L_d}\sum_{k''=1}^{L_d}\sum_{m=1}^{M}\sum_{m=1}^{M}\sqrt{\eta_{mk'}\eta_{m'k''}}$

[0592] $\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{mk}^H\hat{\mathbf{g}}_{mk'}\hat{\mathbf{g}}_{m'k''}^H\mathbf{g}_{m'k}|\}+\sum_{l=1}^{K_u}\sum_{l'=1}^{L_u}\sqrt{p_{u,l}p_{u,l'}}\mathbb{E}\{|q_{kl}q_{kl'}^*|\}$.

[0593] 두 번째 용어를 도출하기 위해 가능한 모든 AP-사용자 조합이 고려된다.

[0594] 만약, $k' \neq k'' \neq k$, $m \neq m'$ 인 경우,

[0595] $\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{mk}^H\hat{\mathbf{g}}_{mk'}\hat{\mathbf{g}}_{m'k''}^H\mathbf{g}_{m'k}|\} = 0$.

[0596] $k' = k'' \neq k$, $m \neq m'$ 인 경우,

[0597] $\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{mk}^H\hat{\mathbf{g}}_{mk'}\hat{\mathbf{g}}_{m'k'}^H\mathbf{g}_{m'k}|\} = 0$.

[0598] $k' = k'' \neq k, m = m'$ 에 대해

[0599] $\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{mk}^H\hat{\mathbf{g}}_{mk'}\hat{\mathbf{g}}_{mk'}^H\mathbf{g}_{mk}|\} = \mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{mk}^H\hat{\mathbf{g}}_{mk'}|^2\}$.

[0600] 다음을 얻는다.

[0601] $\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{mk}^H\hat{\mathbf{g}}_{mk'}|^2\} = \mathbb{E}\{|(\kappa_{mk}^{1/2}\bar{\kappa}_{mk}^{-1/2}\mathbf{g}_{L,mk}^H$

[0602] $+\bar{\kappa}_{mk}^{-1/2}\mathbf{g}_{w,mk}^H)(\kappa_{mk}^{1/2}\bar{\kappa}_{mk}^{-1/2}\mathbf{g}_{L,mk}+\bar{\kappa}_{mk}^{-1/2}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk})|^2\}$

[0603] $= \kappa_{mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-1}\kappa_{mk'}\bar{\kappa}_{mk'}^{-1}\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{L,mk}^H\mathbf{g}_{L,mk'}|^2\}$

[0604] $+\bar{\kappa}_{mk}^{-1}\bar{\kappa}_{mk'}^{-1}\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{w,mk}^H\hat{\mathbf{g}}_{w,mk'}|^2\}+$

[0605] $\kappa_{mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-1}\bar{\kappa}_{mk'}^{-1}\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{L,mk}^H\hat{\mathbf{g}}_{w,mk'}|^2\}$

[0606] $+\bar{\kappa}_{mk}^{-1}\kappa_{mk'}\bar{\kappa}_{mk'}^{-1}\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{w,mk}^H\mathbf{g}_{L,mk'}|^2\}$.

[0607] 다음과 같은 예상이 도출된다.

[0608] $\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{L,mk}^H\mathbf{g}_{L,mk'}|^2\} = \beta_{mk}\beta_{mk'}[\sum_{n=1}^{N_{tx}}e^{j(n-1)\pi\sin(\psi_{mk}^d)}$.

[0609] $e^{-j(n-1)\sin(\psi_{mk'}^d)}]^2 \overset{(d)}{=}$

[0610] $$\beta_{mk}\beta_{mk'}\left[\phi_{mkk'}e^{j((N_{tx}-1)\pi/2)(\sin(\psi^{u}_{mk}-\sin(\psi^{u}_{mk'}))}\right]^2$$

[0611] $$= \beta_{mk}\beta_{mk}\phi^2_{mkk'}.$$

[0612] 또한, $$\mathbb{E}\{|\mathbf{g}^H_{w,mk}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk'}|^2\} = \beta_{mk'}\nu_{mk'}\mathbb{E}\{\|\mathbf{g}_{w,mk}\|^2\}$$

[0613] $$= \beta_{mk'}\nu_{mk'}\beta_{mk}N_{tx},$$

[0614] $$\mathbb{E}\{|\mathbf{g}^H_{L,mk}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk'}|^2\} = \beta_{mk'}\nu_{mk'}\beta_{mk}N_{tx},$$

[0615] $$\mathbb{E}\{|\mathbf{g}^H_{w,mk}\mathbf{g}_{L,mk'}|^2\} = \beta_{mk'}\beta_{mk}N_{tx}.$$

[0616] 따라서,

[0617] (수학식 39)

[0618] $$\mathbb{E}\{|\mathbf{g}^H_{mk}\hat{\mathbf{g}}_{mk'}|^2\} =$$

[0619] $$N_{tx}\beta_{mk}\beta_{mk'}\left(\nu_{mk'}+\kappa_{mk'}+\kappa_{mk}\nu_{mk'}+\kappa_{mk}\kappa_{mk'}\frac{\phi^2_{mkk'}}{N_{tx}}\right).$$

[0620] 다음으로 만약, $k' = k'' = k'$, $m \neq m'$ 이면,

[0621] $$\mathbb{E}\{|\mathbf{g}^H_{mk}\hat{\mathbf{g}}_{mk}\hat{\mathbf{g}}^H_{m'k}\mathbf{g}_{m'k}|\} = \mathbb{E}\{|\mathbf{g}^H_{mk}\hat{\mathbf{g}}_{mk}|\}\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{g}}^H_{m'k}\mathbf{g}_{m'k}|\}.$$

[0622] 다음을 도출할 수 있다.

[0623] $$\mathbb{E}\{|\mathbf{g}^H_{mk}\hat{\mathbf{g}}_{mk}|\} = \mathbb{E}\{|(\hat{\mathbf{g}}^H_{mk}+\tilde{\mathbf{g}}_{mk})\hat{\mathbf{g}}_{mk}|\} = \mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{g}}_{mk}\|^2\}.$$

[0624] 여기에서 추정 벡터와 오류 벡터가 상관관계가 없다는 사실을 사용하였다.

[0625] 따라서, $$\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{g}}_{mk}\|^2\} = \mathbb{E}\{\|\kappa^{1/2}_{mk}\bar{\kappa}^{-1/2}_{mk}\mathbf{g}_{L,mk} +$$

[0626] $$\bar{\kappa}^{-1/2}_{mk}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}\|^2\}$$

[0627] $$= \kappa_{mk}\bar{\kappa}^{-1}_{mk}\mathbb{E}\{\mathbf{g}^H_{L,mk}\mathbf{g}_{L,mk}\} + \bar{\kappa}^{-1}_{mk}\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}\|^2\}.$$

[0628] 여기서, 추정된 화이트 채널의 제로 평균 속성을 이용한다.

[0629] $$\mathbb{E}\{\mathbf{g}^H_{L,mk}\mathbf{g}_{L,mk}\} =$$

[0630] $$\beta_{mk}\sum_{n=1}^{N_{tx}} e^{j(n-1)\pi\sin(\psi_{mk}^{u})}\cdot e^{-j(n-1)\pi\sin(\psi_{mk}^{u})} =$$

[0631] $$\beta_{mk}N_{tx}, \quad \mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}\|^2\} = \beta_{mk}\nu_{mk}N_{tx}.$$

[0632] 다음을 얻는다.

[0633] $$\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{g}}_{mk}\|^2\} = \bar{\kappa}_{mk}^{-1}\beta_{mk}N_{tx}(\kappa_{mk}+\nu_{mk}).$$

[0634] 비슷하게, $$\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{g}}_{m'k}^{H}\mathbf{g}_{m'k}|\} = \bar{\kappa}_{m'k}^{-1}\beta_{m'k}N_{tx}(\kappa_{m'k}+\nu_{m'k}).$$

[0635] 따라서,

[0636] (수학식 40)

[0637] $$\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{mk}^{H}\hat{\mathbf{g}}_{mk}\hat{\mathbf{g}}_{m'k}^{H}\mathbf{g}_{m'k}|\}$$

[0638] $$= N_{tx}^{2}\bar{\kappa}_{mk}^{-1}\beta_{mk}\bar{\kappa}_{m'k}^{-1}\beta_{m'k}(\kappa_{mk}+\nu_{mk})(\kappa_{m'k}+\nu_{m'k}).$$

[0639] 마지막으로,

[0640] $$k' = k'' = k,$$

[0641] $$m = m',$$

[0642] $$\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{mk}^{H}\hat{\mathbf{g}}_{mk}|^2\} = \mathbb{E}\{|\tilde{\mathbf{g}}_{mk}^{H}\hat{\mathbf{g}}_{mk}|^2\} + \mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{g}}_{mk}\|^4\}$$

[0643] 다음을 식(41)을 도출한다.

[0644] (수학식 41)

[0645] $$\mathbb{E}\{|\tilde{\mathbf{g}}_{mk}^{H}\hat{\mathbf{g}}_{mk}|^2\} = \tilde{\beta}_{mk}\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{g}}_{mk}\|^2\}$$

[0646] $$= N_{tx}\tilde{\beta}_{mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-1}\beta_{mk}(\kappa_{mk}+\nu_{mk}),$$

[0647] $$\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{g}}_{mk}\|^4\} = \mathbb{E}\{|(\kappa_{mk}^{1/2}\bar{\kappa}_{mk}^{-1/2}\mathbf{g}_{L,mk}^{H}$$

[0648] $$+\bar{\kappa}_{mk}^{-1/2}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}^{H})(\kappa_{mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-1}\mathbf{g}_{L,mk}+\bar{\kappa}_{mk}^{-1}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk})|^2\}$$

[0649] $$\overset{(c)}{=} \kappa_{mk}^{2}\bar{\kappa}_{mk}^{-2}\times\ \mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{L,mk}^{H}\mathbf{g}_{L,mk}|^2\}$$

[0650] $$+\kappa_{mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-2}\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{L,mk}^{H}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}|^2\}$$

[0651] $$+\kappa_{mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-2}\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}^{H}\mathbf{g}_{L,mk}|^{2}\}+\bar{\kappa}_{mk}^{-2}\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}\|^{4}\}$$

[0652] $$+\kappa_{mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-2}\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{L,mk}^{H}\mathbf{g}_{L,mk}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}^{H}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}|\}$$

[0653] $$+\kappa_{mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-2}\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}^{H}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}\mathbf{g}_{L,mk}^{H}\mathbf{g}_{L,mk}|\}.$$

[0654] (c)에서 평균이 0인 항을 제거한다. 식 (41)에서 다음과 같은 기대치를 도출할 수 있다.

[0655] $$\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{L,mk}^{H}\mathbf{g}_{L,mk}|^{2}\}=\beta_{mk}^{2}N_{tx}^{2},$$

[0656] $$\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{L,mk}^{H}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}|^{2}\}=\beta_{mk}^{2}\nu_{mk}N_{tx},$$

[0657] $$\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{L,mk}^{H}\mathbf{g}_{L,mk}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}^{H}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}|\}=\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{L,mk}^{H}\mathbf{g}_{L,mk}|\}\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}^{H}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}|\}$$

[0658] $$=N_{tx}^{2}\beta_{mk}^{2}\nu_{mk}.$$

[0659] 비슷하게, $\mathbb{E}\{|\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}^{H}\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}\mathbf{g}_{L,mk}^{H}\mathbf{g}_{L,mk}|\}=N_{tx}^{2}\beta_{mk}^{2}\nu_{mk}$.

[0660] $$\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{g}}_{w,mk}\|^{4}\}=\beta_{mk}^{2}\nu_{mk}^{2}N_{tx}(N_{tx}+1).$$

[0661] 따라서,

[0662] $$\mathbb{E}\{\|\hat{\mathbf{g}}_{mk}\|^{4}\}=\bar{\kappa}_{mk}^{-2}\beta_{mk}^{2}(\kappa_{mk}^{2}N_{tx}^{2}$$

[0663] $$+\nu_{mk}^{2}N_{tx}^{2}+\nu_{mk}^{2}N_{tx}+2\kappa_{mk}\nu_{mk}N_{tx}+$$

[0664] $$2\kappa_{mk}\nu_{mk}N_{tx}^{2}).$$

[0665] 그러므로 $\mathbb{E}\{|\mathbf{g}_{mk}^{H}\hat{\mathbf{g}}_{mk}|^{2}\}$ 은 식 (42)을 제공한다.

[0666] (수학식 42)

[0667] $$N_{tx}\tilde{\beta}_{mk}\bar{\kappa}_{mk}^{-1}\beta_{mk}(\kappa_{mk}+\nu_{mk})$$

[0668] $$+\bar{\kappa}_{mk}^{-2}\beta_{mk}^{2}(\kappa_{mk}^{2}N_{tx}^{2}+\nu_{mk}^{2}N_{tx}^{2}+\nu_{mk}^{2}N_{tx}+2\kappa_{mk}\nu_{mk}N_{tx}+$$

[0669] $$2\kappa_{mk}\nu_{mk}N_{tx}^{2})=\beta_{mk}^{2}\bar{\kappa}_{mk}^{-2}[N_{tx}(\nu_{mk}+\kappa_{mk}+\nu_{mk}\kappa_{mk})$$

[0670] $$+N_{tx}^{2}(\kappa_{mk}^{2}+\nu_{mk}^{2}+2\kappa_{mk}\nu_{mk})],$$

[0671] 여기서, $\tilde{\beta}_{mk} = \beta_{mk}\kappa_{mk}^{-1} - \hat{\beta}_{mk}$ 가 사용된다.

[0672] 마지막으로 위에서 $\mathbb{E}\{|q_{kl}q_{kl'}|\}$ 를 고려한다.

[0673] 만약, $l' \neq l,\ \mathbb{E}\{|q_{kl}q_{kl'}|\} = 0$, $l' = l,$

[0674] $\mathbb{E}\{|q_{kl}|^2\} = \gamma_{kl}^2$.

[0675] (39), (40), (42)를 이용하여 k번째 DL 사용자의 QN을 다음과 같이 쓴다.

[0676] $\tilde{Z}_k^d = [N_{tx}\sum_{k'\neq k}^{L_d}\sum_{m=1}^{M}\eta_{mk'}\beta_{mk}\beta_{mk'}(\kappa_{mk}\nu_{mk'}$

[0677] $+ \nu_{mk'} + \kappa_{mk'} + \frac{\kappa_{mk}\kappa_{mk'}\phi_{mkk'}^2}{N_{tx}})$

[0678] $+ \sum_{l=1}^{L_u} p_{u,l}\gamma_{kl}^2 +$

[0679] $N_{tx}\sum_{m=1}^{M}\eta_{mk}\beta_{mk}^2\bar{\kappa}_{mk}^{-2}(\nu_{mk}\kappa_{mk} + \nu_{mk} + \kappa_{mk})$

[0680] $+ N_{tx}^2\sum_{m=1}^{M}\sum_{m'=1}^{M}\sqrt{\eta_{mk}\eta_{m'k}}\bar{\kappa}_{mk}^{-1}\beta_{mk}\bar{\kappa}_{m'k}^{-1}\beta_{m'k} \times$

[0681] $(\kappa_{mk}\kappa_{m'k} + \nu_{mk}\nu_{m'k} + \kappa_{mk}\nu_{m'k} + \kappa_{m'k}\nu_{mk})](\varepsilon_k - \varepsilon_k^2)$.

[0682] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 방법 및 장치의 구성도이다. 도 9에 도시된 바와 같이, 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 방법 및 장치는 분석부(100), 최대화부(200), 할당부(300)를 포함한다.

[0683] 본 발명의 일 실시예에 따른 구성과 기능들을 아래와 같이 기재하였으나, 이는 하나의 실시예일 뿐, 이에 한정되는 것은 아니고 위에서 언급한 기술내용을 기반으로 부가하여 셀자유 거대 다중안테나 전이중 전송방식에서 시스템 환경에 따라 AP의 전력을 할당할 수 있다. 이는 위에서 언급한 알고리즘1과 알고리즘2를 주요로 하여 도 6에 적용시 주파수 효율 실험결과가 나올 수 있다.

[0684] 본 실시예에 따른 셀자유 거대 다중안테나 전이중 전송 시스템에서 전송률을 최대화하기 위해 전송률을 수식으로 추정하고 이를 기반으로 최대 성능을 가지는 AP전력량 분배 할당을 제안한다. 아래 구성은 위에서 언급한 기술내용 중 하나의 예를 들어 분석부, 최대화부, 할당부로 언급하기로 한다. 이에 이 구성들에서 언급하지 않았으나, 앞서 기술된 내용을 기반으로 하고 있다.

[0685] 분석부(100)는 Rician 페이딩 채널을 통해 전이중 무셀 대규모 다중 입력 다중 출력 네트워크의 스펙트럼 효율성(SE, spectral efficiency) 성능을 분석한다.

[0686] 최대화부(200)는 AP당 다운링크/업링크 전송률을 추정하여 총 스펙트럼 효율성 최대화를 수행한다. 본 실시예에 따른 최대화부(200)는 제1 반복 알고리즘 모듈(210), 제2 반복 알고리즘 모듈(220)을 포함한다.

[0687] 제1 반복 알고리즘 모듈(210)은 총 스펙트럼 효율성의 최적화에 대한 솔루션을 찾기 위해 라그랑주 승수를 최소화한다.

[0688] 제2 반복 알고리즘 모듈(220)은 l번째 UL 사용자 및 k번째 DL 사용자와 관련된 전력량의 가중치로 재구성에 대

한 솔루션을 찾기 위해 하나의 변수가 최적화되고 다른 변수는 고정되는 교차 블록 최적화를 기반으로 sum SE 최대화를 수행한다.

[0689] 할당부(300)는 최대화부를 통한 전체 합계 스펙트럼 효율성에서 AP의 전력을 분배 할당한다.

[0690] 분석부는 전이중 액세스포인트 및 반이중 사용자를 고려하여 달성 가능한 업링크 또는 다운링크 스펙트럼 효율성에 대한 폐쇄형 표현을 도출하여 양자화 잡음, 잔여 SI/IAI 및 업링크-다운링크 간섭의 공동 영향을 특성화한다.

[0691] 최대화부는 비볼록성으로 인해 하나의 변수가 최적화되고 다른 변수는 고정되는 교차 블록 최적화를 기반으로 sum SE 최대화를 수행한다.

[0692] 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당방법을 나타낸 흐름도이다.

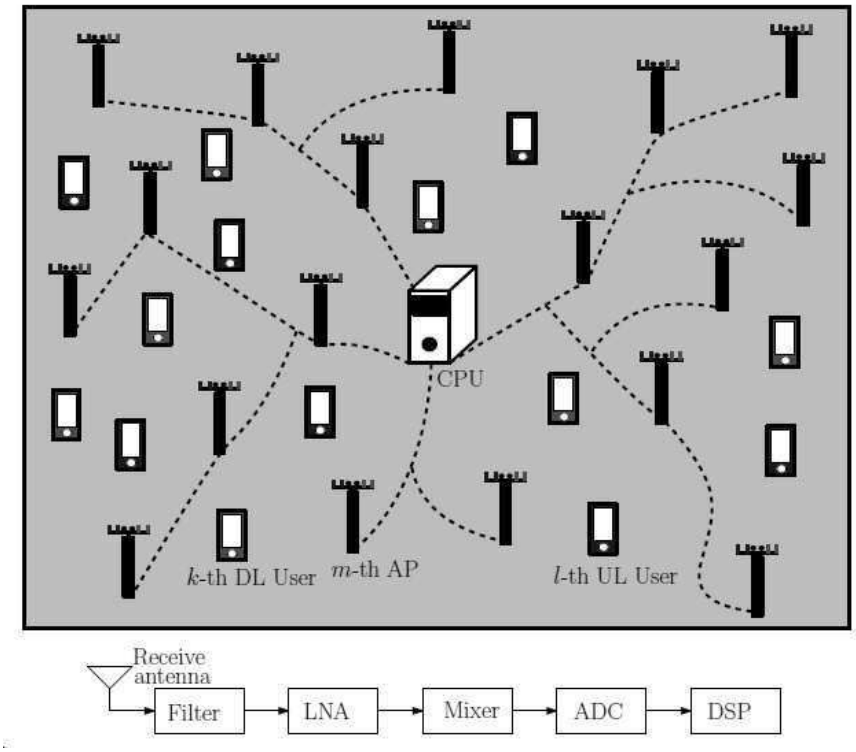
[0693] 사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치를 이용한 방법에 있어서, (a)사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치는 분석부를 통해 Rician 페이딩 채널을 통해 전이중 무셀 대규모 다중 입력 다중 출력 네트워크의 스펙트럼 효율성(SE, spectral efficiency) 성능을 분석하는 단계, (b)사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치는 AP당 다운링크/업링크 전송률을 추정하여 총 스펙트럼 효율성 최대화를 수행하는 단계 및 (c)사용자 중심 셀자유 분산 거대 다중입출력 통신 전력 할당 장치는 최대화부를 통한 전체 합계 스펙트럼 효율성에서 AP의 전력을 분배 할당하는 단계를 포함한다.

[0694] 본 발명에 따르면, 셀자유 거대 다중안테나 전이중 전송시스템에서 전송률을 최대화하기 위해 전송률을 추정하고 이를 기반으로 최대 성능을 가지는 AP 전력량 분배 할당할 수 있는 효과가 있다.

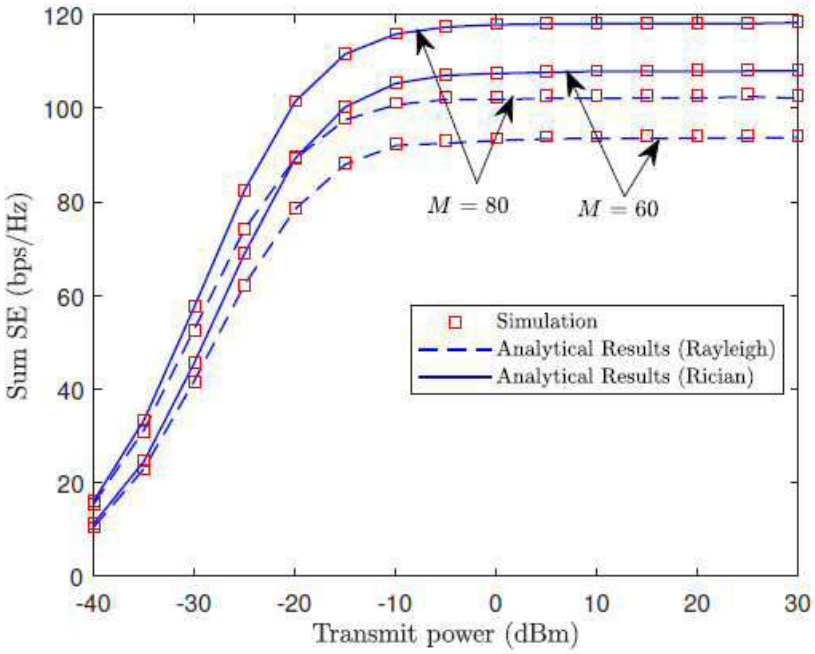
[0695] 또한 무선통신 표준화에 적용 가능한 기술로 향후 6G 표준화에서 활용할 수 있는 효과가 있다.

도면

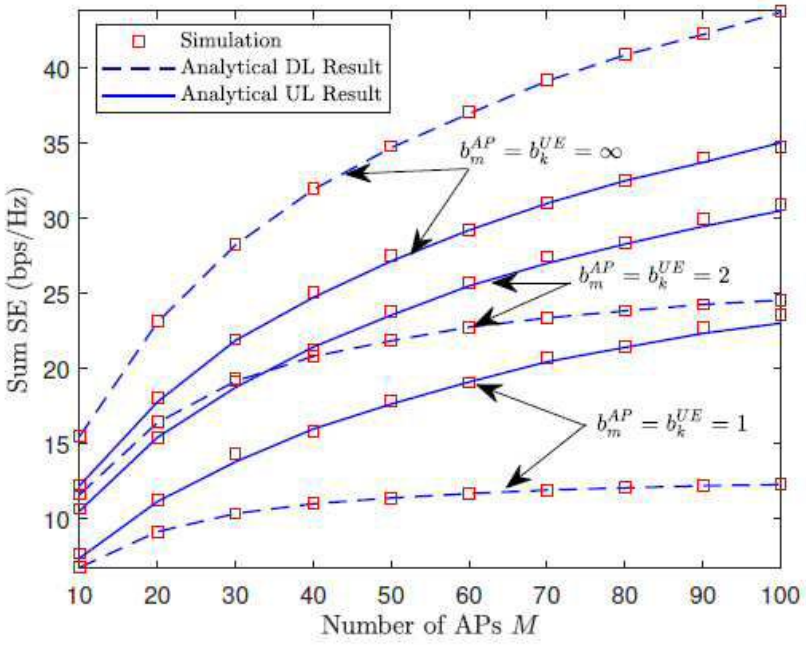
도면1



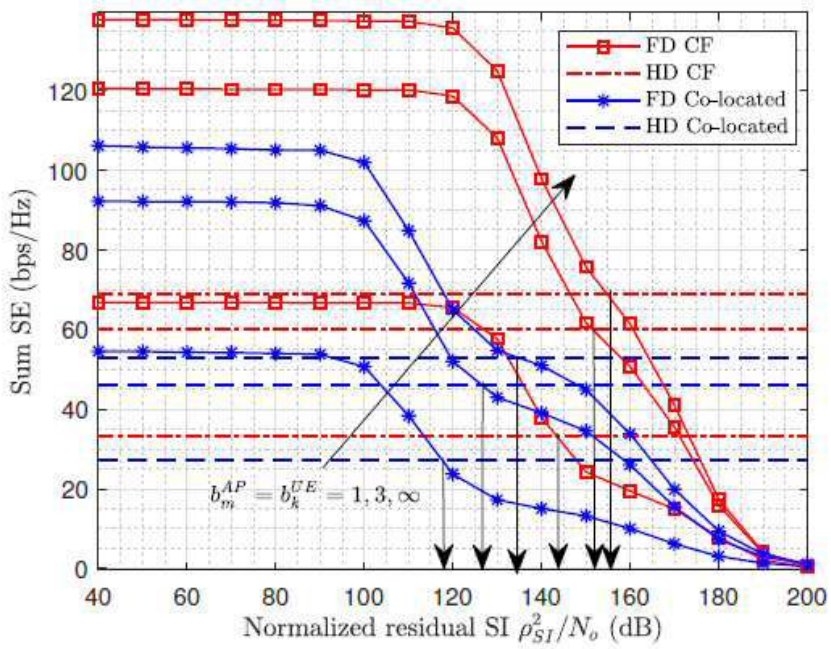
도면2


Sum SE (bps/Hz)
Transmit power (dBm)
$M = 80$
$M = 60$
Simulation
Analytical Results (Rayleigh)
Analytical Results (Rician)

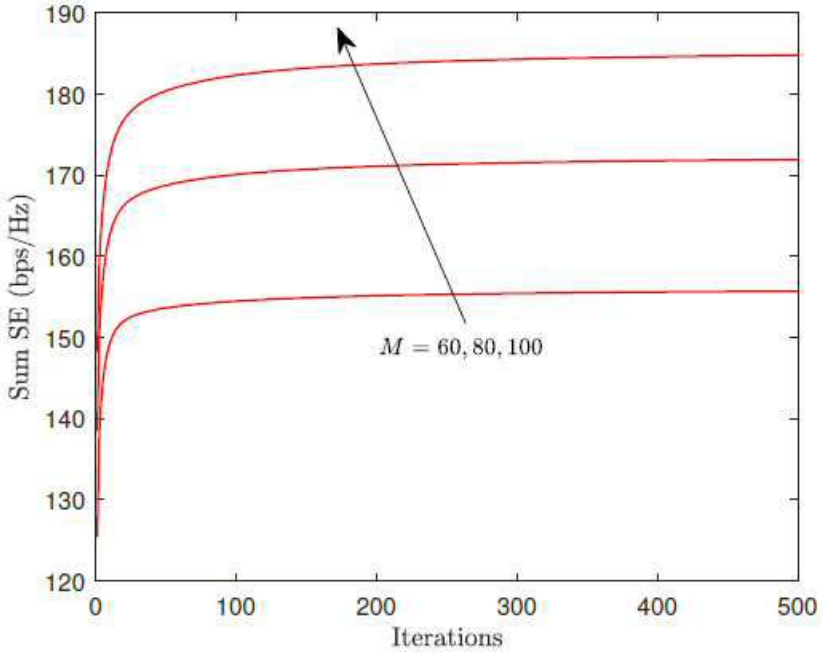
도면3


Sum SE (bps/Hz)
Number of APs M
Simulation
Analytical DL Result
Analytical UL Result
$b_m^{AP} = b_k^{UE} = \infty$
$b_m^{AP} = b_k^{UE} = 2$
$b_m^{AP} = b_k^{UE} = 1$

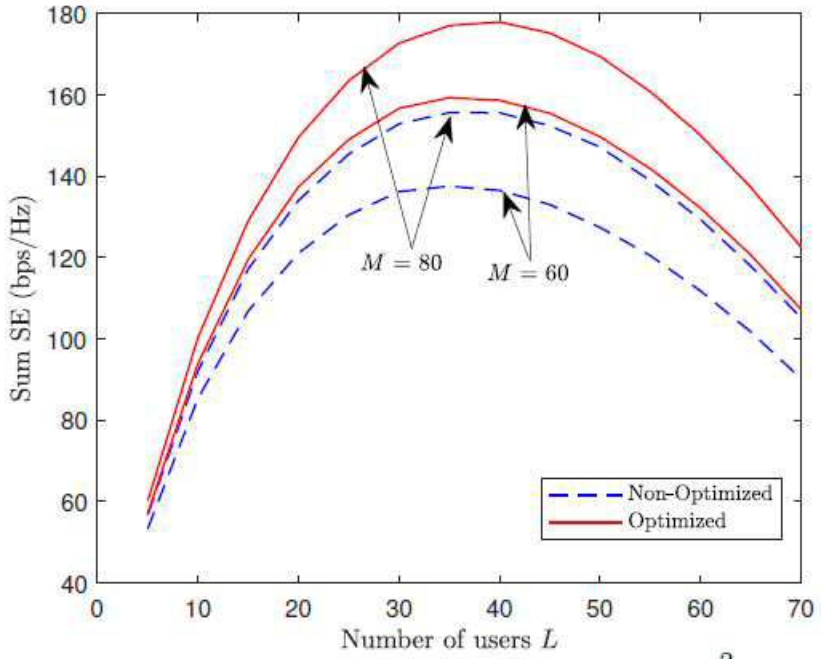
도면4


FD CF
HD CF
FD Co-located
HD Co-located
$b_m^{AP} = b_k^{UE} = 1, 3, \infty$
Sum SE (bps/Hz)
Normalized residual SI ρ_{SI}^2/N_o (dB)
0
20
40
60
80
100
120
40
60
80
100
120
140
160
180
200

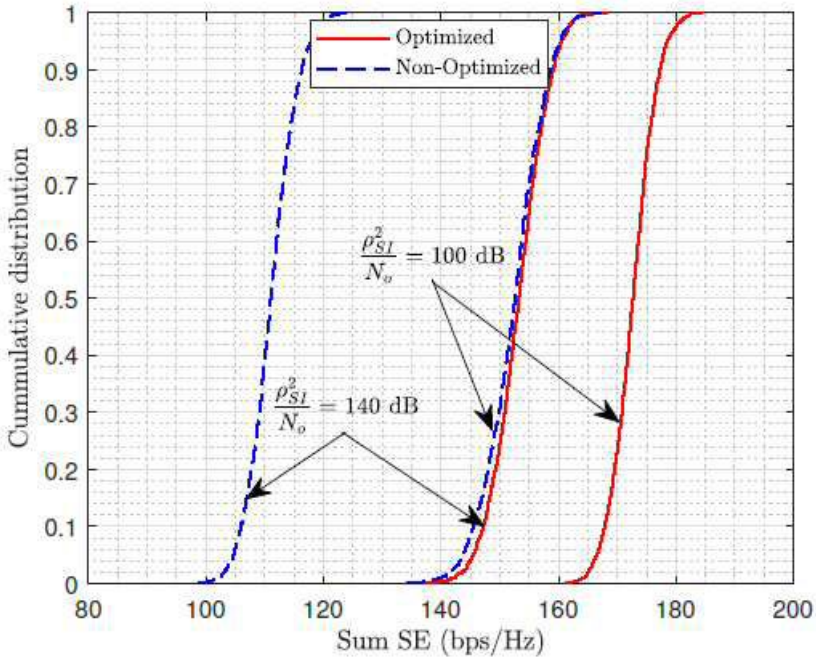
도면5


$M = 60, 80, 100$
Sum SE (bps/Hz)
Iterations
120
130
140
150
160
170
180
190
0
100
200
300
400
500

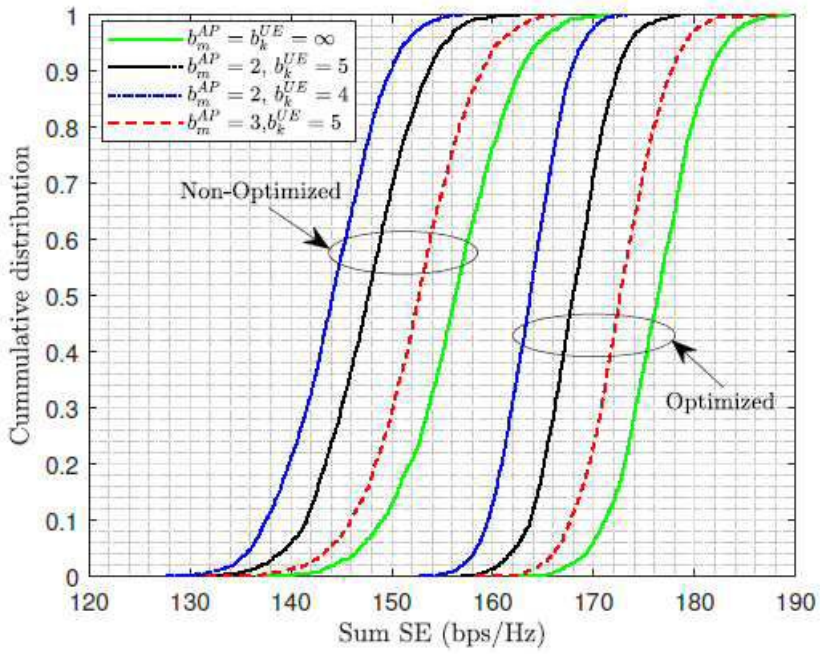
도면6


Sum SE (bps/Hz)
Number of users L
$M = 80$
$M = 60$
Non-Optimized
Optimized

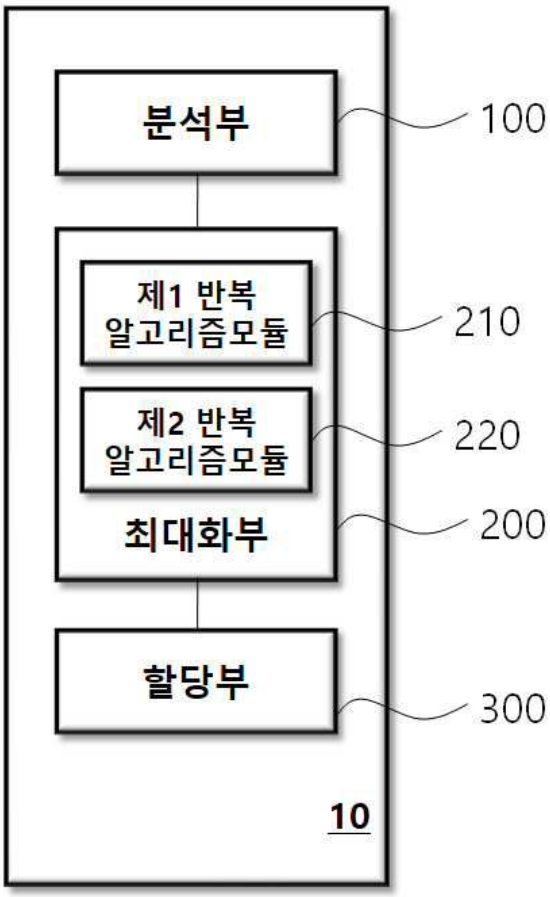
도면7


Cummulative distribution
Sum SE (bps/Hz)
Optimized
Non-Optimized
$\frac{\rho_{SI}^2}{N_o} = 100$ dB
$\frac{\rho_{SI}^2}{N_o} = 140$ dB

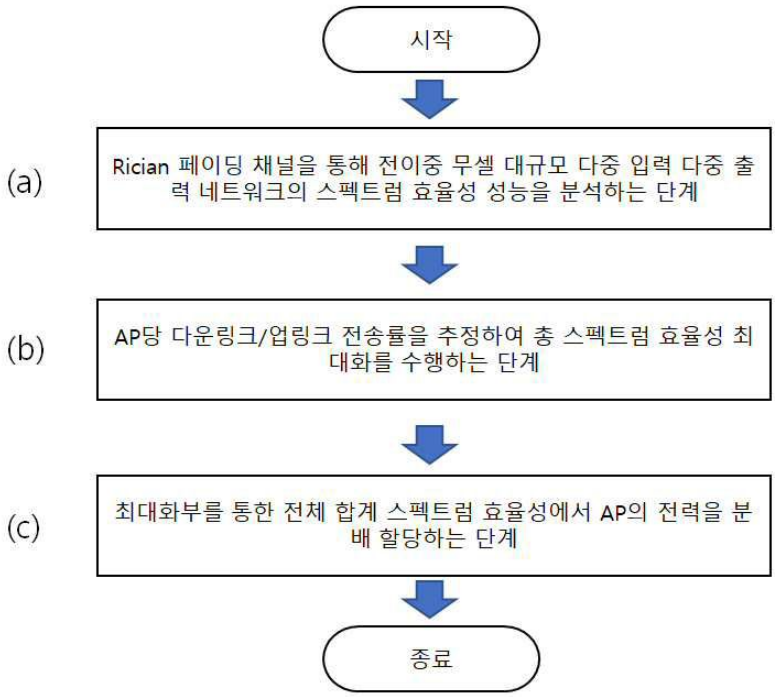
도면8


$b_m^{AP} = b_k^{UE} = \infty$
$b_m^{AP} = 2,\ b_k^{UE} = 5$
$b_m^{AP} = 2,\ b_k^{UE} = 4$
$b_m^{AP} = 3, b_k^{UE} = 5$
Non-Optimized
Optimized
Cummulative distribution
Sum SE (bps/Hz)
0
0.1
0.2
0.3
0.4
0.5
0.6
0.7
0.8
0.9
1
120
130
140
150
160
170
180
190

도면9


분석부
100
제1 반복
알고리즘모듈
210
제2 반복
알고리즘모듈
220
최대화부
200
할당부
300
10

도면10


시작
(a)
Rician 페이딩 채널을 통해 전이중 무셀 대규모 다중 입력 다중 출력 네트워크의 스펙트럼 효율성 성능을 분석하는 단계
(b)
AP당 다운링크/업링크 전송률을 추정하여 총 스펙트럼 효율성 최대화를 수행하는 단계
(c)
최대화부를 통한 전체 합계 스펙트럼 효율성에서 AP의 전력을 분배 할당하는 단계
종료