(12) 특허협력조약에 의하여 공개된 국제출원

(19) 세계지식재산권기구
국제사무국

(43) 국제공개일
2023 년 7 월 6 일 (06.07.2023)

WIPO | PCT

(10) 국제공개번호
WO 2023/128126 A1

(51) 국제특허분류:
G06N 3/08 (2006.01) *G06N 20/00* (2019.01)
G06N 3/04 (2006.01) *H04W 72/04* (2009.01)

(21) 국제출원번호: PCT/KR2022/013052

(22) 국제출원일: 2022 년 8 월 31 일 (31.08.2022)

(25) 출원언어: 한국어

(26) 공개언어: 한국어

(30) 우선권정보:
10-2022-0000235 2022 년 1 월 3 일 (03.01.2022) KR

(71) 출원인: 고려대학교 산학협력단 (**KOREA UNIVERSITY RESEARCH AND BUSINESS FOUNDATION**) [KR/KR]; 02841 서울특별시 성북구 안암로 145, Seoul (KR).

(72) 발명자: 이인규 (**LEE, In Kyu**); 06080 서울특별시 강남구 영동대로 640, 웨스트동 3303호, Seoul (KR). 김민석 (**KIM, Min Seok**); 01675 서울특별시 노원구 노원로 564, 1006동 1509호, Seoul (KR). 이홍주 (**LEE, Hong Ju**); 16222 경기도 수원시 영통구 웰빙타운로 106, 8810동 303호, Gyeonggi-do (KR).

(74) 대리인: 최윤서 등 (**CHOE, Yun Seo** et al.); 06253 서울특별시 강남구 도곡로 111, 3층 윤특허법률사무소, Seoul (KR).

(81) 지정국 (별도의 표시가 없는 한, 가능한 모든 종류의 국내 권리의 보호를 위하여): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW.

(84) 지정국 (별도의 표시가 없는 한, 가능한 모든 종류의 역내 권리의 보호를 위하여): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 유라시아 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 유럽 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

규칙 4.17에 의한 선언서:

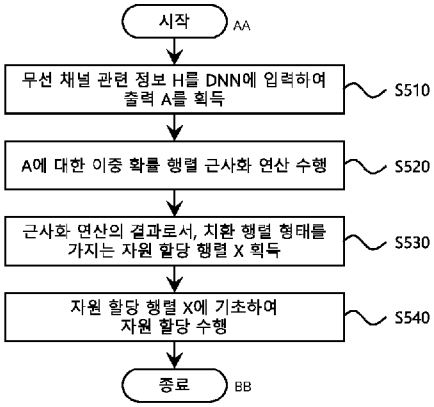
— 신규성을 해치지 아니하는 개시 또는 신규성 상실의 예외에 관한 선언 (규칙 4.17(v))

공개:

— 국제조사보고서와 함께 (조약 제21조(3))

(54) **Title:** METHOD AND APPARATUS FOR MACHINE-LEARNING-BASED RESOURCE ALLOCATION IN WIRELESS COMMUNICATION SYSTEM

(54) **발명의 명칭:** 무선 통신 시스템에서 머신 러닝 기반 자원 할당 방법 및 장치



510 ... Obtain output A by inputting wireless-channel-related information H to DNN
520 ... Perform double probability matrix approximation operation on A
530 ... Obtain, as result of approximation operation, resource allocation matrix X having form of permutation matrix
540 ... Allocate resources on basis of resource allocation matrix X
AA ... Start
BB ... End

(57) **Abstract:** The present disclosure relates to a method and apparatus for machine-learning-based resource allocation in a wireless communication system. The method for machine-learning-based resource allocation in a wireless communication system, according to an embodiment of the present disclosure, may comprise the steps of: obtaining deep neural network (DNN) output information through a DNN on the basis of an input H corresponding to wireless-channel-related information; obtaining, on the basis of an input A corresponding to the DNN output information, a resource allocation matrix X having a form of a permutation matrix through an approximation operation to a double probability matrix; and allocating, on the basis of the resource allocation matrix, M resource elements belonging to a set of first-type resources to N resource elements belonging to a set of second-type resources.

(57) **요약서:** 본 개시는 무선 통신 시스템에서 머신 러닝 기반 자원 할당 방법 및 장치에 대한 것이다. 본 개시의 일 실시예에 따른 무선 통신 시스템에서 자원 할당을 수행하는 방법은, 무선 채널 관련 정보에 해당하는 입력 H에 기초하여 심층 신경망(DNN)을 통해 DNN 출력 정보를 획득하는 단계; 상기 DNN 출력 정보에 해당하는 입력 A에 기초하여, 이중 확률 행렬로의 근사화 연산을 통해, 치환 행렬의 형태를 가지는 자원 할당 행렬 X를 획득하는 단계; 및 상기 자원 할당 행렬에 기초하여, 제 1 타입 자원의 집합에 속한 M 개의 자원 요소들을 제 2 타입 자원의 집합에 속한 N 개의 자원 요소들에 할당하는 단계를 포함할 수 있다.

WO 2023/128126 A1

명세서

발명의 명칭: 무선 통신 시스템에서 머신 러닝 기반 자원 할당 방법 및 장치

기술분야

[1] 본 개시는 무선 통신 시스템에서의 자원 할당에 대한 것이며, 구체적으로는 무선 통신 시스템에서의 자원 할당 문제에 대한 머신 러닝 기반 방법 및 장치에 대한 것이다.

배경기술

[2] 무선 통신 시스템에서는 통신을 수행하는 네트워크 노드(예를 들어, 기지국, 단말, 릴레이 등) 및 통신에 이용되는 무선 자원(예를 들어, 시간 도메인 자원, 주파수 도메인 자원, 코드 도메인 자원 등)이 제한된다. 무선 통신 시스템의 최대 성능을 도출하기 위해서는, 제한된 자원(예를 들어, 네트워크 노드 및/또는 무선 자원)을 효율적으로/최적으로 할당하는 것이 중요하다.

[3] 할당 문제란 서로 다른 두 객체를 최적으로 할당시키는 방법을 분석하는 문제로서, 다양한 네트워킹 시나리오에서 나타난다. 할당 문제를 해결하기 위해서, 기존에 우수한 성능을 보장하는 알고리즘들은 많이 존재하지만 높은 계산 복잡도와 비선형 목적함수를 가지는 문제에 대해서는 접근이 어렵다는 단점이 있다. 특히 헝가리안 알고리즘은 선형 합 할당 문제에 대해 최적의 성능을 보장하지만, 반복 계산을 실행하기 위한 높은 계산 복잡성을 수반한다. 또한 혼합 정수 계획법(mixed integer programs)을 위한 솔버(solver)도 볼록 함수(convex function)를 목적함수로 가지는 할당문제만을 풀 수 있고, 반복적인 계산을 수반하여 높은 계산 복잡도를 가진다.

[4] 최근 딥러닝 기반의 최적화 방법은 계산 복잡도를 줄이는 유망한 기술로 간주되고 있다. 기존 최적화 기법으로 얻어진 해를 암기하도록 학습되는 지도학습은 실행시간을 줄이면서 최적에 근접하는 성능을 얻을 수 있지만, 기존의 알고리즘으로 학습데이터를 모으는 과정이 필요하다. 이를 해결하기 위해 비지도학습 개념이 등장하였으며 여러 비-볼록 함수(non-convex function) 문제에 대해 효율성을 입증하였다.

[5] 할당 문제에 대해 낮은 복잡도를 가지는 딥러닝 기반 알고리즘에 대한 연구들도 이루어졌으며, 특히 지도학습을 통해 선형 합 할당문제에 대해 헝가리안 알고리즘의 솔루션을 학습하도록 하는 연구가 있었다. 할당 문제를 여러 개의 하위 문제로 나누고, 각 하위문제를 심층신경망(deep neural network, DNN)으로 구성하여, 헝가리안 알고리즘의 최적해를 학습하도록 함으로써 문제를 해결할 수 있다. 그러나, 이러한 지도 학습 방식은 항상 타당한 해를 얻기 위해서 후처리 과정을 필요로 하므로 성능면에서 손해가 일어난다. 따라서, 할당 문제를 해결하기 위해서, 복잡도가 낮은 새로운 딥러닝 구조가 필요하다.

발명의 상세한 설명

기술적 과제

[6] 본 개시의 기술적 과제는 무선 통신 시스템에서의 자원의 최적 할당을 위해서 딥러닝 기법을 적용하며, 기존 방식에 비하여 낮은 복잡도를 가지면서도 효율적인 자원 할당을 도출하여 통신 품질을 향상할 수 있는 새로운 방법 및 장치를 제공하는 것이다.

[7] 본 개시의 추가적인 기술적 과제는 무선 통신 시스템에서의 자원 할당에 대해서, 기존 딥러닝 학습에서의 경사손실 문제를 해결한 이진 변수 학습법을 적용하는 방법 및 장치를 제공하는 것이다.

[8] 본 개시의 추가적인 기술적 과제는 무선 통신 시스템에서의 자원 할당에 대해서, 경사가 존재하지 않는 선택 과정을 수반하는 문제를 싱크혼(sinkhorn) 연산을 적용한 새로운 활성 함수를 통하여, 기존 경사 기반 훈련 알고리즘이 적용가능한 문제로 변환하는 새로운 방법 및 장치를 제공하는 것이다.

[9] 본 개시에서 이루고자 하는 기술적 과제들은 이상에서 언급한 기술적 과제들로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래의 기재로부터 본 개시가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제 해결 수단

[10] 본 개시의 일 양상에 따른 무선 통신 시스템에서 자원 할당을 수행하는 방법은, 무선 채널 관련 정보에 해당하는 입력 H에 기초하여 심층 신경망(DNN)을 통해 DNN 출력 정보를 획득하는 단계; 상기 DNN 출력 정보에 해당하는 입력 A에 기초하여, 이중 확률 행렬로의 근사화 연산을 통해, 치환 행렬의 형태를 가지는 자원 할당 행렬 X를 획득하는 단계; 및 상기 자원 할당 행렬에 기초하여, 제 1 타입 자원의 집합에 속한 M 개의 자원 요소들을 제 2 타입 자원의 집합에 속한 N 개의 자원 요소들에 할당하는 단계를 포함할 수 있다.

[11] 본 개시의 추가적인 양상에 따른 무선 통신 시스템에서 자원 할당을 수행하는 장치는, 메모리; 및 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는, 무선 채널 관련 정보에 해당하는 입력 H에 기초하여 심층 신경망(DNN)을 통해 DNN 출력 정보를 획득하고; 상기 DNN 출력 정보에 해당하는 입력 A에 기초하여, 이중 확률 행렬로의 근사화 연산을 통해, 치환 행렬의 형태를 가지는 자원 할당 행렬 X를 획득하고; 및 상기 자원 할당 행렬에 기초하여, 제 1 타입 자원의 집합에 속한 M 개의 자원 요소들을 제 2 타입 자원의 집합에 속한 N 개의 자원 요소들에 할당하도록 설정될 수 있다.

[12] 본 개시에 대하여 위에서 간략하게 요약된 특징들은 후술하는 본 개시의 상세한 설명의 예시적인 양상일 뿐이며, 본 개시의 범위를 제한하는 것은 아니다.

발명의 효과

[13] 본 개시에 따르면, 무선 통신 시스템에서의 자원의 최적 할당을 위해서 딥러닝 기법을 적용하며, 기존 방식에 비하여 낮은 복잡도를 가지면서도 효율적인 자원 할당을 도출하여 통신 품질을 향상할 수 있는 새로운 방법 및 장치가 제공될 수 있다.

[14] 본 개시에 따르면, 무선 통신 시스템에서의 자원 할당에 대해서, 기존 딥러닝 학습에서의 경사손실 문제를 해결한 이진 변수 학습법을 적용하는 방법 및 장치가 제공될 수 있다.

[15] 본 개시에 따르면, 무선 통신 시스템에서의 자원 할당에 대해서, 경사가 존재하지 않는 선택 과정을 수반하는 문제를 싱크혼(sinkhorn) 연산을 적용한 새로운 활성 함수를 통하여, 기존 경사 기반 훈련 알고리즘이 적용가능한 문제로 변환하는 새로운 방법 및 장치가 제공될 수 있다.

[16] 본 개시에서 얻을 수 있는 효과는 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 본 개시가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[17] 도 1은 본 개시의 일례에 따른 신경망의 구조를 설명하기 위한 도면이다.

[18] 도 2는 본 개시의 일례에 따른 다양한 근사화 정도 및 반복 횟수의 적용의 결과를 나타내는 도면이다.

[19] 도 3은 본 개시가 적용될 수 있는 신경망 구조의 예시를 나타낸다.

[20] 도 4는 본 개시의 일례에 따른 시뮬레이션 결과를 나타내는 도면이다.

[21] 도 5는 본 개시의 일례에 따른 자원 할당 방법을 설명하기 위한 도면이다.

[22] 도 6는 본 개시의 일례에 따른 자원 할당 장치의 구성을 나타내는 도면이다.

발명의 실시를 위한 최선의 형태

[23] 이하에서는 첨부한 도면을 참고로 하여 본 개시의 실시예에 대하여 본 개시가 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다. 그러나, 본 개시는 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다.

[24] 본 개시의 실시예를 설명함에 있어서 공지 구성 또는 기능에 대한 구체적인 설명이 본 개시의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그에 대한 상세한 설명은 생략한다. 그리고, 도면에서 본 개시에 대한 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙인다.

[25] 본 개시에 있어서, 어떤 구성요소가 다른 구성요소와 "연결", "결합" 또는 "접속"되어 있다고 할 때, 이는 직접적인 연결관계 뿐만 아니라, 그 중간에 또 다른 구성요소가 존재하는 간접적인 연결관계도 포함할 수 있다. 또한 어떤 구성요소가 다른 구성요소를 "포함한다" 또는 "가진다"고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 배제하는 것이 아니라 또 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

[26] 본 개시에 있어서, 제1, 제2 등의 용어는 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용되며, 특별히 언급되지 않는 한 구성요소들 간의 순서 또는 중요도 등을 한정하지 않는다. 따라서, 본 개시의 범위 내에서 일 실시예에서의 제1 구성요소는 다른 실시예에서 제2 구성요소라고 칭할 수도 있고, 마찬가지로 일 실시예에서의 제2 구성요소를 다른 실시예에서 제1 구성요소라고 칭할 수도 있다.

[27] 본 개시에 있어서, 서로 구별되는 구성요소들은 각각의 특징을 명확하게 설명하기 위한 것이며, 구성요소들이 반드시 분리되는 것을 의미하지는 않는다. 즉, 복수의 구성요소가 통합되어 하나의 하드웨어 또는 소프트웨어 단위로 이루어질 수도 있고, 하나의 구성요소가 분산되어 복수의 하드웨어 또는 소프트웨어 단위로 이루어질 수도 있다. 따라서, 별도로 언급하지 않더라도 이와 같이 통합된 또는 분산된 실시예도 본 개시의 범위에 포함된다.

[28] 본 개시에 있어서, 다양한 실시예에서 설명하는 구성요소들이 반드시 필수적인 구성요소들은 의미하는 것은 아니며, 일부는 선택적인 구성요소일 수 있다. 따라서, 일 실시예에서 설명하는 구성요소들의 부분집합으로 구성되는 실시예도 본 개시의 범위에 포함된다. 또한, 다양한 실시예에서 설명하는 구성요소들에 추가적으로 다른 구성요소를 포함하는 실시예도 본 개시의 범위에 포함된다.

[29] 본 개시는 무선 통신 시스템에서 네트워크 노드들 간의 통신에 대한 것이다. 네트워크 노드는, 기지국, 단말 또는 릴레이(relay) 중의 하나 이상을 포함할 수 있다. 기지국(Base Station, BS)이라는 용어는, 고정국(fixed station), Node B, eNodeB(eNB), ng-eNB, gNodeB(gNB), 액세스 포인트(Access Point, AP) 등의 용어로 대체될 수 있다. 단말(terminal)은 UE(User Equipment), MS(Mobile Station), MSS(Mobile Subscriber Station), SS(Subscriber Station), 비-AP 스테이션(non-AP STA) 등의 용어로 대체될 수 있다.

[30] 무선 통신 시스템은 기지국과 단말 간의 통신을 지원할 수도 있고, 단말간 통신을 지원할 수도 있다. 기지국과 단말 간의 통신에 있어서, 하향링크(Downlink, DL)는 기지국으로부터 단말로의 통신을 의미한다. 상향링크(Uplink, UL)은 단말로부터 기지국으로의 통신을 의미한다. 단말간 통신은 D2D(Device-to-Device), V2X(Vehicle-to-everything), ProSe(Proximity Service), 사이드링크(sidelink) 통신 등의 다양한 통신 방식 또는 서비스를 포함할 수 있다. 단말간 통신에 있어서 단말은 센서 노드, 차량, 재난 경보기 등의 형태로 구현될 수도 있다.

[31] 또한, 무선 통신 시스템은 릴레이(relay) 또는 릴레이 노드(RN)를 포함할 수 있다. 기지국과 단말 간의 통신에 릴레이가 적용되는 경우, 릴레이는 단말에 대해서 기지국으로서 기능할 수 있고, 릴레이는 기지국에 대해서 단말로서 기능할 수 있다. 한편, 단말간 통신에 릴레이가 적용되는 경우, 릴레이는 각각의 단말에 대해서 기지국으로서 기능할 수 있다.

[32] 본 개시는 무선 통신 시스템의 다양한 다중 액세스 방식에 적용될 수 있다. 예를 들어, 다중 액세스 방식은 CDMA(Code Division Multiple Access), TDMA(Time Division Multiple Access), FDMA(Frequency Division Multiple Access), OFDMA(Orthogonal Frequency Division Multiple Access), SC-FDMA(Single Carrier-FDMA), OFDM-FDMA, OFDM-TDMA, OFDM-CDMA, NOMA(Non-Orthogonal Multiple Access) 등을 포함할 수 있다. 또한, 본 개시가 적용될 수 있는 무선 통신 시스템은, 상향링크 및 하향링크 통신이 서로 구별되는 시간 자원을 이용하는 TDD(Time Division Duplex) 방식을 지원할 수도 있고, 서로 구별되는 주파수 자원을 이용하는 FDD(Frequency Division Duplex) 방식을 지원할 수도 있다.

[33] 본 개시에서, 채널을 전송 또는 수신한다는 것은 해당 채널을 통해서 정보 또는 신호를 전송 또는 수신한다는 의미를 포함한다. 예를 들어, 제어 채널을 전송한다는 것은, 제어 채널을 통해서 제어 정보 또는 신호를 전송한다는 것을 의미한다. 유사하게, 데이터 채널을 전송한다는 것은, 데이터 채널을 통해서 데이터 정보 또는 신호를 전송한다는 것을 의미한다.

[34] 이하에서는 무선 통신 시스템에서 자원 할당을 위한 본 개시의 예시들에 대해서 설명한다.

[35] 이하의 예시들에서 무선 통신 시스템에서의 "자원"은, 네트워크 노드(예를 들어, 기지국, 단말, 릴레이 등), 무선 자원(예를 들어, 시간 도메인 자원, 주파수 도메인 자원, 코드 도메인 자원 등)을 통칭하는 용어로서 사용된다.

[36] 본 개시에서는 집합 **M**={1,...,M}의 자원을 집합 **N**={1,...,N}의 자원으로 매칭시키는 할당문제를 다룬다. 즉, M은 집합 **M**에 속하는 제 1 타입 자원의 개수에 해당하고, N은 집합 **N**에 속하는 제 2 타입 자원의 개수에 해당한다. 집합 **M**에 속하는 자원의 타입(즉, 제 1 타입)과, 집합 **N**에 속하는 자원의 타입(즉, 제 2 타입)은 상이할 수도 있고 동일할 수도 있다. 예를 들어, 제 1 타입 자원은 기지국, 단말, 또는 자원블록 중의 하나일 수 있고, 제 2 타입 자원은 제 1 타입 자원을 제외한 나머지 타입의 자원에 해당할 수 있다.

[37] 이하에서는 N=M 인 대칭 할당 문제에 대해서 먼저 설명하고, 일반적인 N>M (또는 N<M) 인 비대칭 할당 문제에 대해서는 후술한다. 대칭 할당 문제의 목표는 자원들 사이의 최적의 일대일 매칭 전략을 찾는 것이다. 대칭 할당 문제의 제약조건은 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

[38] [수식1]

$$\sum_{i=1}^{N} x_{ij} = 1, \forall j, \text{ and } \sum_{j=1}^{N} x_{ij} = 1, \forall i$$

[39] 수학식 1에서는 전술한 바와 같이 대칭 할당 문제(즉, M=N)를 가정한다. 수학식 1에서 x_{ij} ($i \in \mathbf{M}$, $j \in \mathbf{N}$)는 0 또는 1의 값을 가지는 이진 최적화 변수 또는 이산 할당 변수에 해당한다.

[40] 즉, x_{ij}=1이라면 i 번째 제 1 타입 자원이 j 번째 제 2 타입 자원에 할당되는 것을 의미하고, x_{ij}=0 이라면 i 번째 제 1 타입 자원이 j 번째 제 2 타입 자원에 할당되지 않음을 의미할 수 있다. 또한, 제 1 타입 자원과 제 2 타입 자원 간의 할당 또는 매칭은 일대일 관계(즉, 각 제 1 타입 자원은 하나의 제 2 타입 자원에만 할당될 수 있음)를 가질 수도 있다.

[41] 수학식 2의 X는 수학식 1의 x_{ij} 로 이루어진 할당 행렬을 나타내며, 수학식 2의 정의에 따라 X는 치환 행렬(permutation matrix)의 형태를 가진다.

[42] [수식2]

$$\mathbf{X} \triangleq \{x_{ij}, \forall i, j\} \in \{0,1\}^{N \times N}$$

[43] 다음으로, 전술한 할당 문제에서 주어진 무선 전파 환경(또는 무선 채널 정보)은 입력에 해당하고, 이러한 입력 행렬을 수학식 3과 같이 H로 정의할 수 있다.

[44] [수식3]

$$\mathbf{H} \triangleq \{h_{ij}, \forall i, j\} \in \mathbb{R}^{N \times N}$$

[45] 수학식 3에서 h_{ij}는 i 번째 제 1 타입 자원과 j 번째 제 2 타입 자원 사이의 연결 상태(또는 무선 채널 관련 정보)에 해당할 수 있다.

[46] 할당에 대한 비용을 결정하는 값으로서, 일반적인 비용함수(cost function)를 f(X,H)로 정의할 수 있고, 이에 따라 전술한 할당 문제는 다음 식과 같이 정의될 수 있다.

[47] [수식4]

$$\min_{\mathbf{X} \in \mathrm{P}_N} f(\mathbf{X}, \mathbf{H})$$

[48] 수학식 4에서 P_N은 모든 NxN 크기의 치환 행렬의 집합을 의미한다. 비용함수 f(X,H)가 볼록함수(convex function)이라면 다양한 알고리즘과 솔버(solver)로 해결할 수 있으나, 비볼록 함수(non-convex function)라면 일반적인 방식으로 해결하기 어려울 수 있다. 비용함수 f(X,H)가 비볼록 함수인 경우를 포함하는 일반적인 상황에서, 할당 행렬에 해당하는 X를 효율적으로 얻기 위한 본 개시의 예시들에 대해서 이하에서 설명한다.

[49] 본 개시에서는 머신 러닝 기법의 일례로서 심층신경망(DNN) 모델이 적용될 수 있다. 그러나, 본 개시의 범위가 DNN 모델로 제한되는 것은 아니며, 다른 유사한 머신 러닝 기법에도 본 개시의 원리가 동일하게 적용될 수도 있다.

[50] DNN이란, 인간의 신경망 구조를 본떠 컴퓨터 과학에서 만든 구조로, 인간의 뉴런 역할을 하는 여러 개의 레이어로 이뤄진 모델이다. 입력과 출력 레이어를 제외한 중간의 레이어를 히든 레이어(hidden layer)라고 하는데, 총 R 개의 레이어로 이루어진 심층 신경망을 통해 얻을 수 있는 출력은 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

[51] [수식5]

$$\mathcal{F}(vec(\mathbf{H});\theta)=\sigma_R(\mathbf{W}_R\times\cdots\times\sigma_1(\mathbf{W}_1 vec(\mathbf{H})+b_1)+\cdots+\mathbf{b}_R)$$

[52] W_r은 r 번째 히든 레이어의 가중치(weight)를 의미한다. b_r은 r 번째 히든 레이어의 편향(bias)를 의미한다. σ_r은 비선형 활성함수(activation function)을 의미한다. 즉, r 번째 레이어의 출력은, r-1 번째 레이어의 출력에 r 번째 레이어의 가중치를 적용하고 가중치가 적용된 결과에 r 번째 레이어의 편향을 부가한 값을 입력으로 하는 활성화 함수의 출력으로 표현될 수 있다. 여러 개의 레이어와 여러 개의 비선형 활성 함수를 포함하는 DNN 모델을 이용하여, 수학적으로 나타내기 어려운 입력과 출력의 비선형 관계를 근사화시킬 수 있고, 이에 따라 이론적으로 풀기 힘든 문제를 해결할 수 있다. 수학식 5에서 신경망을 구성하는 모든 가중치와 편향을

$$\theta=\{\mathbf{W}_r,b_r,\forall r\}$$

이라고 정의할 수 있다.

[53] 신경망 훈련 단계에서 비용 함수 f(X,H) 를 최소화 하는 방향으로 학습이 이루어지게 된다. 하지만 일반적인 심층 신경망 학습 방법으로는 출력을 치환 행렬로 수렴하며 학습시키기 어렵다. 이것을 해결하기 위해, 본 개시에서는 새로운 활성 함수를 적용하는 예시들에 대해서 설명한다.

[54] 심층 신경망의 최종 활성함수의 입력 벡터를 a라 하고, 이를 NxN 크기의 행렬로 재구성(reshape)한 것을 A라 하면, $X=\sigma_R(A)$로 표현될 수 있다. 이에 따라, 다음 식을 만족해야 할당 문제의 해(solution)을 도출할 수 있다.

[55] [수식6]

$$\sigma_R(\mathbf{A})\triangleq\arg\max_{\mathbf{X}\in P_N}\mathrm{tr}(\mathbf{A}^T\mathbf{X})$$

[56] 수학식 6은 조합 특성으로 인하여 A에 대한 경사가 존재하지 않는 선택 과정을 수반하므로, 기존의 딥러닝의 경사 기반 훈련 알고리즘을 이용하는 경우 학습하거나 해결하기 어렵다.

[57] 이를 해결하기 위해서, 본 개시에서는 치환 행렬의 연속적 완화(continuous relaxation)인 이중 확률 행렬(doubly stochastic matrix)로 근사화하는 연산을 변형 또는 개량하는 예시를 포함한다. 위와 같은 연산은 예를 들어 싱크혼(Sinkhorn) 연산이라고 칭할 수 있으며, 본 개시에서는 Sinkhorn 연산의 변형 또는 개량된 예시를 통하여 자원 할당 문제를 해결할 수 있다.

[58] 구체적으로, 기존의 Sinkhorn 연산을 통해서는, 치환 행렬을 도출할 수는 없다. 본 개시에 따르면 Sinkhorn 연산의 입력에 소정의 인자(예를 들어, 근사화 정도에 해당하는 상수)를 적용하는 변형된 Sinkhorn 연산을 이용하는 새로운 해결 방안이 적용될 수 있다.

[59] 또한, 본 개시에 따른 변형된 Sinkhorn 연산은 제한된 반복 횟수를 가지는 것으로 정의될 수 있다. 이에 따라, 변형된 Sinkhorn 연산을 반복 적용하여 마지막 레이어의 활성 함수를 획득할 수 있다.

[60] 기존의 할당 문제 해결 방식 중에서 헝가리안 알고리즘은 비용 함수가 아핀(affine) 형태인 경우에만 동작하고, 지도 학습 방식은 항상 최적의 솔루션을 얻을 수 없으므로 후처리 과정이 필요한 문제가 있다. 또한, 기존의 Sinkhorn 연산은 이중 확률 행렬을 만들어서 가까운 치환 행렬로 투사(projection)하는 것이므로, 치환 행렬을 직접적으로 도출할 수 없는 문제가 있다. 이와 달리, 본 개시의 예시들에 따르면 학습 데이터 없이 학습 가능하고, 비볼록 함수에 대해서도 적용가능하며, Sinkhorn의 변형 또는 개량하여 치환 행렬을 직접적으로 도출할 수 있다. 따라서, 본 개시의 예시들은 다른 신경망과 함께 학습가능한 모듈을 제공할 수 있으며, 무선 통신 시스템의 자원 할당은 물론 임의의 시스템에서의 자원 할당 문제에 대해서도 적용될 수 있다.

[61] 구체적인 예시로서, 이중 확률 행렬을 D라 하면, D의 원소들은 다음 식과 같은 성질을 가진다.

[62] [수식7]

$$\sum_{i=1}^{n} d_{ij} = 1, \sum_{j=1}^{n} d_{ij} = 1, 0 \le d_{ij} \le 1$$

[63] 이에 따라, 수학식 6은 수학식 8과 같이 변형될 수 있다.

[64] [수식8]

$$S(\mathbf{A}) = \arg\max_{\mathbf{D} \in \mathcal{D}_n} \mathrm{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{D})$$

[65] 수학식 8에서 D_n은 모든 nxn 크기의 이중 확률 행렬의 집합을 의미한다. 또한, tr()은 대각합을 의미한다. S()는 Sinkhorn 연산을 의미하고, 이를 정의하기 위해서 행방향 정규화(row-wise normalization) 및 열방향 정규화(column-wise normalization)은 다음 식과 같이 R(A) 및 C(A)로 각각 정의될 수 있다.

[66] [수식9]

$$R(\mathbf{A}) \triangleq \{\tilde{a}_{ij}, \forall i, j\}, \ \tilde{a}_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{k=1}^{n} a_{ik}},$$

$$C(\mathbf{A}) \triangleq \{\hat{a}_{ij}, \forall i, j\}, \hat{a}_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{k=1}^{n} a_{kj}}$$

[67] Sinkhorn 연산은 음의 값을 방지하기 위해 지수 함수에 곱하고 행방향 정규화와 열방향 정규화를 반복하여 시행한다. 이는 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

[68] [수식10]

$$S^0(\mathbf{A}) \triangleq \exp(\mathbf{A}),\ S^m(\mathbf{A}) = C(R(S^{m-1}(\mathbf{A})))$$

[69] 수학식 10에서 m은 연산의 반복 횟수를 의미한다. 만약 m이 무한대에 수렴하는 경우, 수학식 10의 최적 해로 수렴하는 것으로 알려져 있다. 그러나, 무한대의 횟수를 반복하는 것은 실질적으로 불가능하다. 따라서, 수렴 속도를 높이기 위해 근사화 정도에 해당하는 상수(이하, τ 라고 정의함)를 임의의 행렬 A에 곱해주어 다음 식과 같이 표현되는 소프트맥스(softmax) 함수의 성질을 이용할 수 있다.

[70] [수식11]

$$\mathrm{softmax}(i, z_j, \tau) = \frac{\exp(\tau z_i)}{\sum_{j \neq i} \exp(\tau z_j)}$$

[71] 수학식 11에서 τ 의 값이 커짐에 따라 결과값은 원-핫(one-hot) 벡터로 수렴하게 된다. 원-핫 벡터는 다수의 후보들 중에서 하나를 선택하는 벡터에 해당하며, 예를 들어, 원-핫 벡터의 요소들은 [0, 0, ..., 1, 0, 0, ..., 0]과 같이 표현될 수 있다. 즉, 2^B 길이의 벡터를 구성하는 2^B 개의 요소들은, 1 개의 1, 및 2^B-1 개의 0으로 구성될 수 있다.

[72] 수학식 10 및 11을 참조하면, S(τA)는 반복적으로 행방향과 열방향으로 수학식 11의 softmax 함수를 적용하는 연산이 된다. 이에 따라, 수학식 6의 최적해를 효과적으로 해결할 수 있다. 여기서, 근사화 정도에 대한 상수인 τ는, 그 값이 클수록 출력이 치환 행렬로 근사하지만 심층 학습망의 경사 기반 학습의 방해할 수 있고, 그 값이 작을수록 치환 행렬로의 근사화 정도는 낮아지지만 경사 기반 학습에 도움이 될 수 있다. 따라서, τ는 시스템 요구사항을 고려하여 적절한 값으로 선택될 수 있다.

[73] 전술한 바와 같은 근사화 정도 상수 τ를 적용하는 것과 함께, 또는 이와 별개로, 본 개시의 일례에 따르면 더욱 신속하고 정확한 수렴을 위해 Sinkhorn 연산에 대해 제한된 반복 횟수를 적용할 수도 있다.

[74] 구체적으로, Sinkhorn 연산을 K회 연속적으로 시행하고, 각 연산은 L/K 회의 반복(즉, Sinkhorn 연산의 내부 연산 횟수=L/K)을 하게 되어, 총 L회의 반복을 가지는 연산이 될 수 있다. 여기서, K는 0 초과의 정수이고, L은 0 초과의 정수이며, K와 L은 동일할 수도 있고 상이할 수도 있다.

[75] 이와 같이 정의된 연산을 심층 신경망 마지막 레이어의 활성함수로 활용하여 경사 손실없이 할당문제의 해를 학습할 수 있다. 결과적으로 X=F(h;θ)로 치환되며, 다음 식을 최적화하는 (또는 다음 식의 해를 찾는) 방향으로 신경망 학습이 이루어질 수 있다.

[76] [수식12]

$$\min_{\theta} \; f(\mathcal{F}(\mathbf{h};\theta),\mathbf{H})$$

[77] 전술한 바와 같은 본 개시에 따른 심층 신경망은 항상 치환 행렬 형태의 출력을 얻을 있으므로, 수학식 6에서의 $X \in P_N$ (또는 $F(h;\theta) \in P_N$) 이라는 조건이 없이 최적화 할당 문제를 해결할 수 있다.

[78] 수학식 4와 수학식 12를 비교하면, 최적화 변수가 X(즉, 할당 행렬)에서 θ(즉, 신경망 파라미터 집합)으로 바뀌었으며, 경사 기반 학습법을 이용하여 해결이 가능하다. 즉, 다음의 식과 같이 최적화 할당 문제가 해결될 수 있다.

[79] [수식13]

$$\theta \leftarrow \theta - \frac{\eta}{|\mathcal{B}|}\sum_{\mathbf{H}\in\mathcal{B}} \nabla f(\mathcal{F}(\mathbf{h};\theta),\mathbf{H})$$

[80] 수학식 13에서 η은 하강률을 의미하고, B는 학습 데이터들의 집합을 의미한다. 전술한 과정을 반복하면서 신경망 파라미터들을 업데이트할 수 있다.

[81] 도 1은 본 개시의 일례에 따른 신경망의 구조를 설명하기 위한 도면이다.

[82] 전술한 바와 같이 입력 행렬 H에 대해서 벡터화(vectorization)을 거쳐 벡터 h를 심층신경망(DNN)에 입력할 수 있다. DNN은 최종 활성 함수 직전의 히든 레이어로 구성될 수 있다. 즉, DNN의 출력 벡터 a는 최종 활성 함수의 입력 벡터에 해당하고, 벡터 a를 NxN 크기의 행렬 A로 재구성(reshape)하여 최종 활성함수에 해당하는 변형된 Sinkhorn 연산 함수(즉, S(τA))에 입력할 수 있다. 그 결과, X는 치환 행렬의 형태로서 직접적으로 도출될 수 있다.

[83] 도 2는 본 개시의 일례에 따른 다양한 근사화 정도 및 반복 횟수의 적용의 결과를 나타내는 도면이다.

[84] 도 2에서는 서로 다른 τ 및 K의 효과를 비교하여 나타낸다. 도 2(a)에서는 τ=20인 경우를 나타내고, 도 2(b)에서는 τ=100인 경우를 나타낸다. 도 2(a) 및 2(b)의 각각에서 변형된 Sinkhorn 연산의 연속 연산 횟수 K=1, 4, 또는 8인 경우와, 할당되는 자원의 개수(즉, n)이 6 또는 10인 경우의 조합을 도시한다. 도 2(c)에서는 K=1, 2, 4인 경우와, τ (즉, tau)의 값이 20, 10, 100 인 경우의 조합을

[85] 도시하는 바와 같이, 근사화 정도(τ)의 값이 클수록, 그리고 연속 연산 횟수(K)가 클수록, 낮은 반복(iterations) 횟수 L에서도 할당 문제의 최적화가 이루어지는 것을 알 수 있다.

[86] 본 개시에 따른 변형된 Sinkhorn 연산을, 전술한 대칭 할당 문제가 아닌, 비대칭 할당에 적용하는 예시들에 대해서 이하에서 설명한다.

[87] 앞서 언급한 일반적인 상황인 제 1 타입 자원 집합의 원소의 개수(M) 및 제 2 타입 자원 집합의 원소의 개수(N)이 상이한 경우(N<M 또는 N>M인 경우)의 비대칭 할당 문제에 대해서도, 본 개시에 따른 신경망의 출력은 치환 행렬 형태로 도출될 수 있다.

[88] 비대칭 할당 문제의 경우, 할당에 대한 제약 조건인 수학식 1은 다음 식과 같이

변형될 수 있다.

[89] [수식14]

$$\sum_{i=1}^{N} x_{ij} = 1, \forall j, \text{ and } \sum_{j=1}^{M} x_{ij} \leq 1, \forall i$$

[90] 이러한 비대칭 할당 문제는, 신경망의 기존 출력 행렬 X의 N-M 개(또는 M-N개)의 열을 제외한 행렬

$\tilde{x}$

로 수정하여 간단하게 해결할 수 있다. 즉, 비정사각 행렬인 H를 입력으로 활용하여 심층신경망은 NxN 크기의 치환 행렬을 출력할 수 있다. 이 출력 행렬에서 N-M 개의 열을 제외하고 비용 함수를 계산하여 학습을 하게 되면, 수학식 14의 제약 조건을 만족하며 효과적으로 비대칭 할당 문제를 해결할 수 있다.

[91] 기존에는 입력 행렬에 의미 없는 더미 값들을 넣어서 정사각 행렬로 변환해야 했지만, 본 개시에 따르면 더미 값 입력의 과정이 필요 없이 비정사각 행렬의 입력으로부터 최적의 솔루션을 도출할 수 있다.

[92] 기존의 헝가리안 알고리즘이 $f(X,H)=tr(H^TX)$ 인 비용함수를 가지는 문제에 대해서만 동작하고, 딥러닝 기반 할당 기법 역시 헝가리안 알고리즘으로 구해진 해를 기억하도록 학습하며, 항상 치환 행렬의 형태를 출력할 수는 없으므로 추가적인 후처리 과정이 요구되는 문제가 있다. 또한, Sinkhorn 연산은 무선 통신 시스템의 자원 할당에 대해서 적용된 바 없으며 적당한 이중 확률 행렬을 만들어 가장 가까운 치환 행렬로 투사하는 형태로만 사용되었다.

[93] 기존의 딥러닝 자원 할당 기법이 최적화 기법 등을 통해 모아진 학습 데이터가 필요한 지도학습이나 강화학습의 형태와 달리, 전술한 본 개시의 예시들은 비지도학습 기반이므로 해가 알려지지 않은 전반적인 할당문제에 적용 가능하고, 학습데이터 없이 학습이 가능하다. 또한, 본 개시에 따르면 Sinkhorn 연산을 딥러닝에 최적화한 형태로 변형/개량하여, 더 빠른 수렴 성능을 가지고 항상 치환 행렬을 도출할 수 있는 새로운 활성함수가 제공될 수 있다. 또한, 본 개시의 예시들은 다른 신경망화 함께 학습이 가능한 심층 신경망 모듈을 제공하여, 멀티-태스크 러닝과 같은 예시에도 적용될 수 있다. 즉, 본 개시의 예시들은 기존의 알고리즘보다 빠르고 넓은 적용가능성을 가지며, 기존 알고리즘에 의해 해결될 수 없는 복잡한 비용함수를 가진 문제에도 적용가능하고, 기존 알고리즘의 많은 반복횟수에 비하여 제한된 반복 횟수를 통해 무선 통신 시스템에서의 자원 할당이 저지연으로 수행될 수 있다.

[94] 구체적으로, 선형합 할당문제를 예를 들어 설명한다.

[95] 선형합 할당문제란 수학식 4에서 비용함수가 $f(X,H)=tr(H^TX)$ 로 선형합 형태인 할당문제의 가장 대표적인 문제이다. 표 1은 최적의 해에 비해서 어느 정도의 성능 열화(즉, 비용 함수의 평균 성능 열화)가 발생하는지에 대해서, 기존의

지도학습법(Supervised) 방식과 본 개시의 예시(Proposed)를 비교한 결과를 나타낸다.

[96] [표1]

(M,N)	(4,4)	(8,8)	(2,4)	(4,8)
Proposed	0.27%	0.85%	0.17%	0.62%
Supervised	1.71%	22.65%	1.78%	23.23%

[97] 표 1에서는 본 개시에서 제안한 방법이 기존 지도 학습 기법 대비 할당 정확도 면에서 향상된 것을 나타낸다. 또한 최적의 해를 얻을 수 있는 헝가리안 기법 대비 본 개시의 예시들은 약 65배 정도 빠른 CPU 시간을 보였다.

[98] 다음으로, 이종 네트워크에서의 단말 할당 및 송신파워 최적화에 대해서 본 개시의 예시들을 적용한 것에 대해 설명한다.

[99] 도 3은 본 개시가 적용될 수 있는 신경망 구조의 예시를 나타낸다.

[100] 단일 안테나를 가진 N 개의 기지국과 N 개의 단말을 포함하는 무선 통신 시스템에서, 각 기지국은 1개의 단말만 지원할 수 있다고 가정한다. 도 3에서 본 개시의 예시에 따른 신경망은 SNN(Sinkhorn neural network) 기법으로 표시된다. SNN을 이용하여 기지국-단말간 할당 X를 결정하며, 이와 함께 별도의 심층 신경망을 통해 송신 파워 p를 결정하는, 협업 네트워크(shared network)를 구성할 수 있다.

[101] 송신 파워와 자원 할당을 동시에 결정함으로써, 전체 시스템의 레이트(rate)를 최대화하는 문제는 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

[102] [수식15]

$$r_{ij}(\mathbf{p}) = \log\left(1+\frac{p_i h_{ij}}{\sigma^2+\sum_{k\neq i} p_k h_{kj}}\right),\ \sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{n} x_{ij} r_{ij}(\mathbf{p}),\ s.t.\ p_i \in [0,P_i], \forall i$$

[103] $P \triangleq \{p_j, \forall j\}$

는 기지국의 송신 파워를 의미하며, σ^2은 노이즈의 파워를 의미한다.

[104] 첫 번째 기지국은 매크로셀 기지국이라 가정하고 1km 반경의 중심에 놓여있다고 가정하고, 나머지 기지국들은 스몰셀 기지국이라 가정하며 매크로 기지국과 500m거리를 두고 배치되었다고 가정하였다. 단말들은 기지국 반경 10m를 제외하고 무작위로 위치해 있으며 경사손실 모델은 $120.9+37.6\log_{10}d$ [dB] 이며, d는 기지국과 단말간의 거리이고, 소규모 페이딩 모델은 레일리 페이딩 모델을 차용하였다. σ^2 은 -114dBm이라 가정하였다.

[105] 도 4는 본 개시의 일례에 따른 시뮬레이션 결과를 나타내는 도면이다.

[106] 도 4에서 P_M 및 P_S는 각각 전술한 가정에서의 매크로셀 기지국과 스몰셀 기지국의 파워 버짓을 나타낸다. 도 4에서는, 본 개시의 예시들(Proposed)이

기존의 주요화-최소화(majorization-minimization, MM) 알고리즘과 거의 동일한 성능을 나타내며, 헝가리안(Hungarian) 기법보다는 높은 성능을 보여준다는 것을 나타낸다.

[107] 또한, 표 2에서는, 본 개시의 예시들이 훨씬 적은 계산 복잡도를 가진다는 것을 10000개의 샘플의 CPU 계산 시간을 초 단위로 측정한 결과를 통해 나타낸다.

[108] [표2]

	N=3		N=6	
(P_M,P_S)	(20,10)	(43,33)	(20,10)	(43,33)
MM	$4.37*10^3$	$4.89*10^3$	$1.43*10^4$	$1.94*10^4$
Hungarian	$7.27*10$	$1.17*10^2$	$1.21*10^2$	$2.50*10^2$
Proposed	5.19		6.11	

[109] 도 5는 본 개시의 일례에 따른 자원 할당 방법을 설명하기 위한 도면이다.

[110] 단계 S510에서 무선 채널 관련 정보에 해당하는 행렬 H를 DNN에 입력하여 출력 A를 획득할 수 있다. DNN의 출력은 벡터 a일 수 있으며, 벡터 a를 행렬 형태로 재구성하여 A를 획득할 수 있다.

[111] 단계 S520에서 A에 대한 이중 확률 행렬 근사화 연산을 수행할 수 있다. 상기 근사화 연산은 제한된 반복 횟수를 가질 수 있다. 상기 근사화 연산은 DNN 출력인 A에 근사화 정도를 나타내는 상수 τ를 적용하는 것을 포함할 수 있다.

[112] 단계 S530에서 근사화 연산의 결과로서 치환 행렬 형태를 가지는 자원 할당 행렬 X를 획득할 수 있다. 상기 근사화 연산은 자원 할당 행렬 X를 도출하는 신경망(즉, DNN 및 근사화 연산 포함하는 전체 신경망)의 마지막 레이어의 활성 함수로서 적용될 수 있다. 자원 할당 행렬 X를 획득하는 과정은, 무선 통신 시스템의 다른 요소(예를 들어, 전송 전력 또는 전체 레이트)의 최적화 과정과 함께 수행될 수 있다.

[113] 단계 S540에서 자원 할당 행렬 X에 기초하여 자원 할당이 수행될 수 있다. 자원 할당은, 제 1 타입 자원의 집합에 속한 M 개의 자원 요소들을 제 2 타입 자원의 집합에 속한 N 개의 자원 요소들에 할당하는 것을 포함할 수 있다. 자원은 네트워크 노드(예를 들어, 기지국, 단말, 릴레이 등) 및.또는 무선 자원(예를 들어, 시간 도메인 자원, 주파수 도메인 자원, 코드 도메인 자원 등)을 포함할 수 있다. 제 1 타입과 제 2 타입은 동일할 수도 있고 상이할 수도 있다.

[114] M=N인 경우에, 상기 근사화 연산은 수학식 1 내지 13을 참조하여 설명한 예시들을 통해서 정의 및 수행될 수 있다.

[115] M<N 또는 M>N인 경우, 상기 자원 할당 행렬 X의 N-M개 또는 M-N개의 열을 제외한 행렬(즉, 전술한 행렬 $\tilde{X}$)에 기초하여 상기 자원 할당이 수행될 수 있따.

[116] 도 6는 본 개시의 일례에 따른 자원 할당 장치의 구성을 나타내는 도면이다.

[117] 장치(600)는 프로세서(610) 및 메모리(620)를 포함할 수 있다. 장치(600)의 프로세서(610)는 본 개시에서 설명하는 실시예들에서의 자원 할당 장치의 동작을 구현하도록 설정될 수 있다.

[118] 예를 들어, 장치(600)의 프로세서(610)는 무선 채널 관련 정보 H에 기초하여 자원 할당 행렬 X를 도출하는 신경망 연산부를 포함할 수 있다. 메모리(620)는 프로레서(610)의 연산에 필요한 입력 및 출력 등을 저장 및 유지할 수 있다.

[119] 신경망 연산부는 도 1의 예시를 참조하여 벡터화 모듈(vectorization), DNN 모듈, 재구성(reshape) 모듈, 근사화 연산(예를 들어, Sinkhorn operator) 모듈을 포함할 수 있다.

[120] 신경망 연산부의 무선 채널 관련 정보 및 다양한 자원 개수 등에 기초한 훈련 과정, 및 훈련 완료된 신경망을 통한 자원 할당 행렬 도출 등의 세부 동작에 대해서는 도 1 등을 참조하여 설명한 예시들이 적용될 수 있다.

[121] 프로세서(610)는 신경망 연산부를 통하여 획득된 자원 할당 행렬 X에 기초하여 M 개의 제 1 타입 자원 집합의 요소들을 N 개의 제 2 타입 자원 집합의 요소들에 할당하는 자원 할당을 수행할 수 있다.

[122] 장치(600)의 동작에 있어서 본 개시의 예시들에서 자원 할당 동작에 대해서 설명한 사항이 동일하게 적용될 수 있으며, 중복되는 설명은 생략한다.

[123] 본 개시의 예시적인 방법들은 설명의 명확성을 위해서 동작의 시리즈로 표현되어 있지만, 이는 단계가 수행되는 순서를 제한하기 위한 것은 아니며, 필요한 경우에는 각각의 단계가 동시에 또는 상이한 순서로 수행될 수도 있다. 본 개시에 따른 방법을 구현하기 위해서, 예시하는 단계에 추가적으로 다른 단계를 포함하거나, 일부의 단계를 제외하고 나머지 단계를 포함하거나, 또는 일부의 단계를 제외하고 추가적인 다른 단계를 포함할 수도 있다.

[124] 본 개시의 다양한 실시예는 모든 가능한 조합을 나열한 것이 아니고 본 개시의 대표적인 양상을 설명하기 위한 것이며, 다양한 실시예에서 설명하는 사항들은 독립적으로 적용되거나 또는 둘 이상의 조합으로 적용될 수도 있다.

[125] 또한, 본 개시의 다양한 실시예는 하드웨어, 펌웨어(firmware), 소프트웨어, 또는 그들의 결합 등에 의해 구현될 수 있다. 하드웨어에 의한 구현의 경우, 하나 또는 그 이상의 ASICs(Application Specific Integrated Circuits), DSPs(Digital Signal Processors), DSPDs(Digital Signal Processing Devices), PLDs(Programmable Logic Devices), FPGAs(Field Programmable Gate Arrays), 범용 프로세서(general processor), 컨트롤러, 마이크로 컨트롤러, 마이크로 프로세서 등에 의해 구현될 수 있다.

[126] 본 개시의 범위는 다양한 실시예의 방법에 따른 동작이 장치 또는 컴퓨터 상에서 실행되도록 하는 소프트웨어 또는 머신-실행가능한 명령들(예를 들어, 운영체제, 애플리케이션, 펌웨어(firmware), 프로그램 등), 및 이러한 소프트웨어 또는 명령 등이 저장되어 장치 또는 컴퓨터 상에서 실행 가능한 비-일시적

컴퓨터-판독가능 매체(non-transitory computer-readable medium)를 포함한다.

산업상 이용가능성

[127] 본 개시의 예시들은 다양한 무선 통신 시스템에서 자원 할당 최적화 방안에 대해 적용될 수 있다.

청구범위

[청구항 1] 무선 통신 시스템에서 자원 할당을 수행하는 방법에 있어서, 상기 방법은:
무선 채널 관련 정보에 해당하는 입력 H에 기초하여 심층 신경망(DNN)을 통해 DNN 출력 정보를 획득하는 단계;
상기 DNN 출력 정보에 해당하는 입력 A에 기초하여, 이중 확률 행렬로의 근사화 연산을 통해, 치환 행렬의 형태를 가지는 자원 할당 행렬 X를 획득하는 단계; 및
상기 자원 할당 행렬에 기초하여, 제 1 타입 자원의 집합에 속한 M 개의 자원 요소들을 제 2 타입 자원의 집합에 속한 N 개의 자원 요소들에 할당하는 단계를 포함하는, 방법.

[청구항 2] 제 1 항에 있어서,
상기 근사화 연산은 제한된 반복 횟수를 가지는, 방법.

[청구항 3] 제 2 항에 있어서,
상기 근사화 연산은 K 회 연속적으로 수행되고, 상기 연속적으로 수행되는 연산은 L/K 회 반복되는, 방법.

[청구항 4] 제 3 항에 있어서,
상기 근사화 연산은 상기 DNN 출력 정보에 근사화 정도를 나타내는 상수를 적용하는 것을 포함하는, 방법.

[청구항 5] 제 4 항에 있어서,
상기 근사화 연산은 $S(\tau A)$이고,
τ는 상기 근사화 정도를 나타내는 상수인, 방법.

[청구항 6] 제 5 항에 있어서,
상기 근사화 연산은 상기 자원 할당 행렬 X를 도출하는 신경망의 마지막 레이어의 활성 함수로서 적용되는, 방법.

[청구항 7] 제 6 항에 있어서,
상기 자원 할당 행렬 X를 획득하는 과정은, 상기 무선 통신 시스템의 다른 요소의 최적화 과정과 함께 수행되는, 방법.

[청구항 8] 제 5 항에 있어서,
M=N인 경우,

$$S(\mathbf{A}) = \arg\max_{\mathbf{D}\in\mathcal{D}_n} \mathrm{tr}(\mathbf{A}^T\mathbf{D})$$

이고,
D_n은 nxn 크기의 이중 확률 행렬의 집합에 해당하고,
tr()은 대각합을 의미하고,
S()는 행방향 정규화 및 열방향 정규화의 반복을 포함하고,
D는 상기 이중 확률 행렬이고, D의 원소들인 d_{ij}는

$$\sum_{i=1}^{n} d_{ij} = 1, \sum_{j=1}^{n} d_{ij} = 1, 0 \le d_{ij} \le 1$$

을 만족하는, 방법.

[청구항 9] 제 8 항에 있어서,

S()는 수학식

$$S^0(\mathbf{A}) \triangleq \exp(\mathbf{A}),\ S^m(\mathbf{A}) = C(R(S^{m-1}(\mathbf{A})))$$

으로 정의되고,

R()는 상기 행방향 정규화에 해당하고,

C()는 상기 열방향 정규화에 해당하며,

$$R(\mathbf{A}) \triangleq \{\tilde{a}_{ij}, \forall i, j\},\ \tilde{a}_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{k=1}^{n} a_{ik}},$$

$$C(\mathbf{A}) \triangleq \{\hat{a}_{ij}, \forall i, j\}, \hat{a}_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{k=1}^{n} a_{kj}}$$

으로 정의되는, 방법.

[청구항 10] 제 9 항에 있어서,

상기 A는 상기 DNN 출력 정보인 벡터 a를 NxN 크기의 행렬로 재구성한 것에 해당하는, 방법.

[청구항 11] 제 5 항에 있어서,

M>N 또는 N<M 인 경우,

상기 자원 할당 행렬 X의 N-M개 또는 M-N개의 열을 제외한 행렬을 수정된 자원 할당 행렬로 정의하고,

상기 자원 할당 단계는, 상기 수정된 자원 할당 행렬에 기초하여 수행되는, 방법.

[청구항 12] 무선 통신 시스템에서 자원 할당을 수행하는 장치에 있어서, 상기 장치는:

메모리; 및

프로세서를 포함하고,

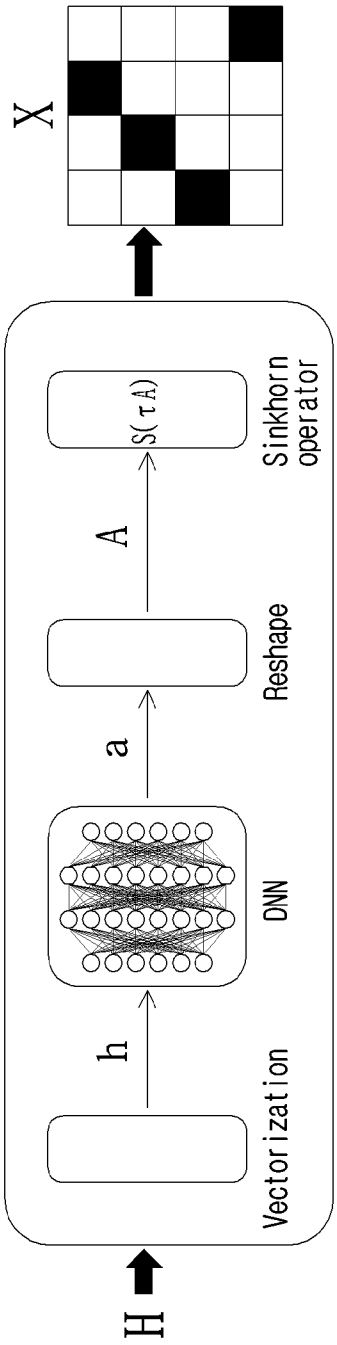
상기 프로세서는,

무선 채널 관련 정보에 해당하는 입력 H에 기초하여 심층 신경망(DNN)을 통해 DNN 출력 정보를 획득하고;

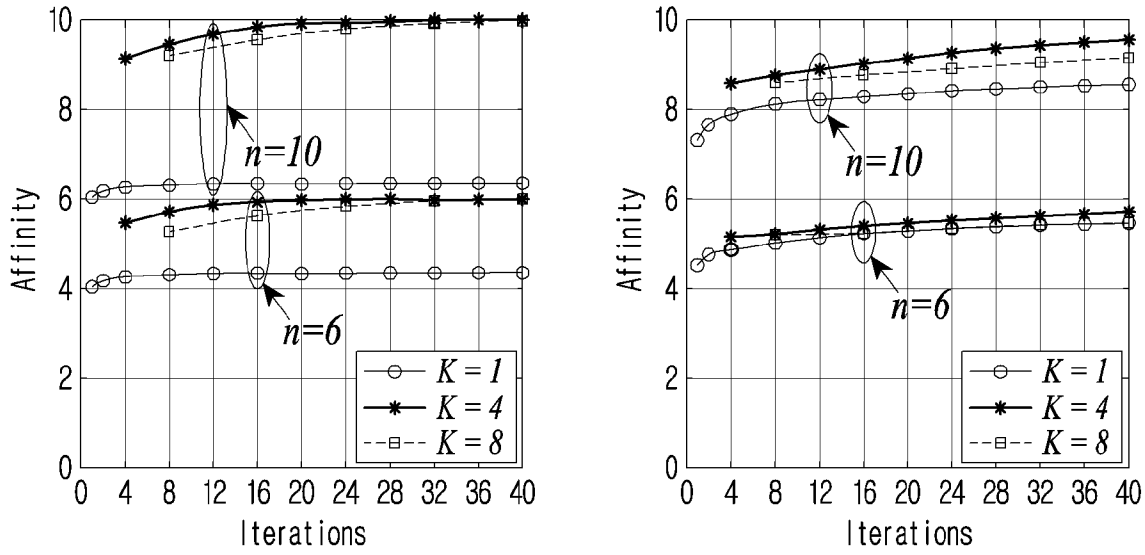
상기 DNN 출력 정보에 해당하는 입력 A에 기초하여, 이중 확률 행렬로의 근사화 연산을 통해, 치환 행렬의 형태를 가지는 자원 할당 행렬 X를 획득하고; 및

상기 자원 할당 행렬에 기초하여, 제 1 타입 자원의 집합에 속한 M 개의 자원 요소들을 제 2 타입 자원의 집합에 속한 N 개의 자원 요소들에 할당하도록 설정되는, 장치.

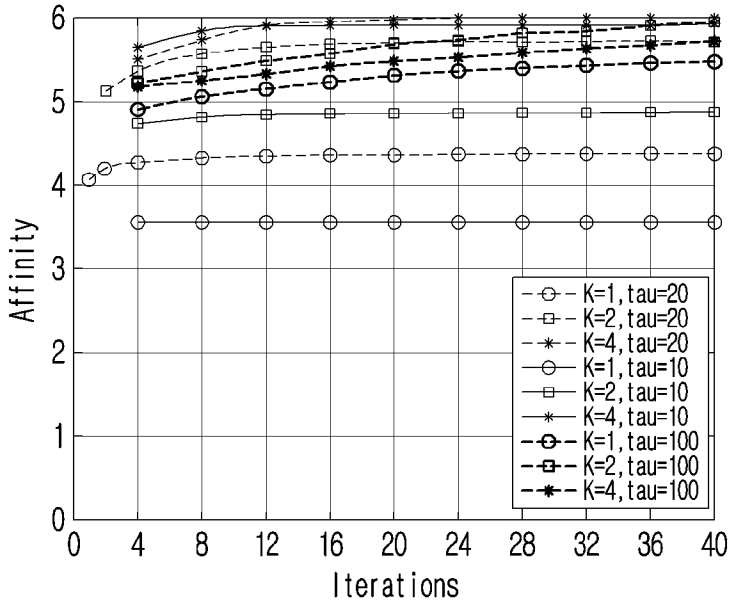
[도1]



[도2]

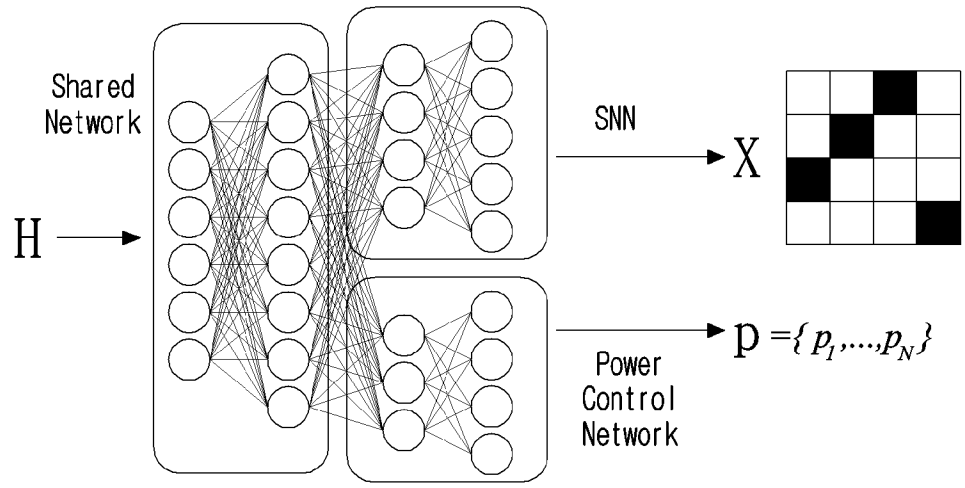


(a) τ=20 (b) τ=100

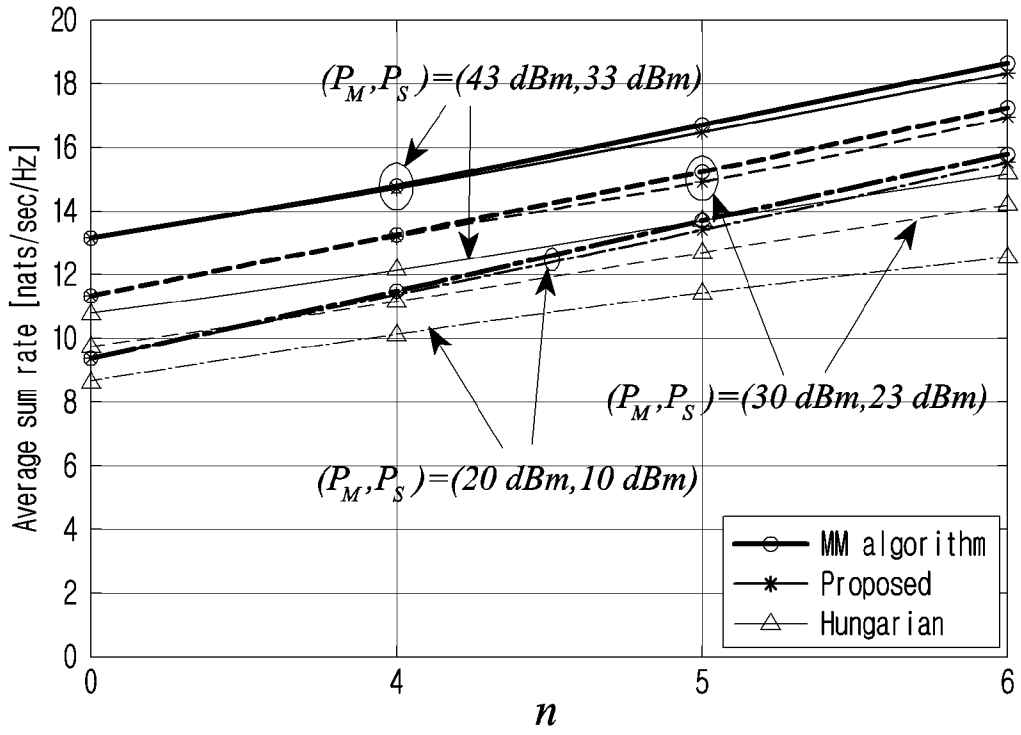


(c)

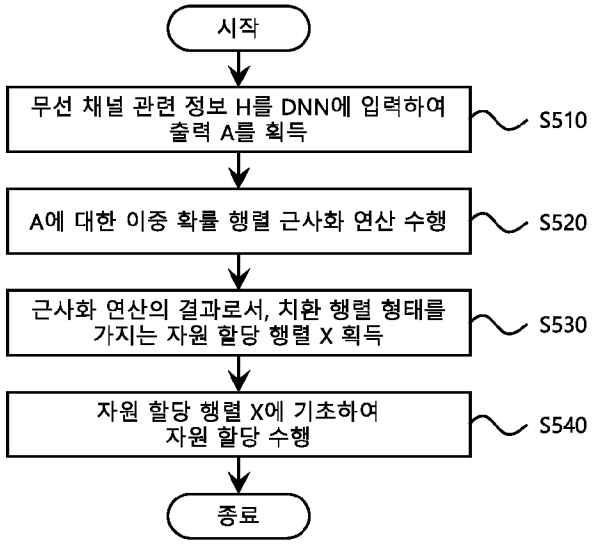
[도3]


Shared
Network
H
SNN
X
p ={ p_1,...,p_N}
Power
Control
Network

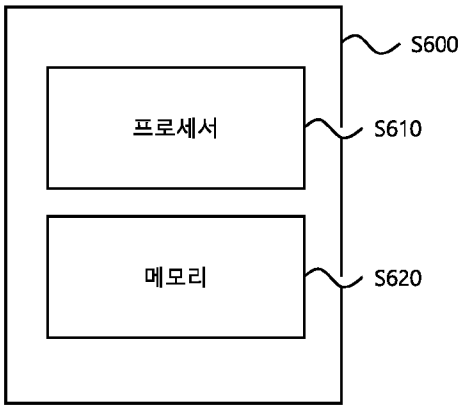
[도4]


Average sum rate [nats/sec/Hz]
n
(P_M,P_S)=(43 dBm,33 dBm)
(P_M,P_S)=(30 dBm,23 dBm)
(P_M,P_S)=(20 dBm,10 dBm)
MM algorithm
Proposed
Hungarian

[도5]


시작
무선 채널 관련 정보 H를 DNN에 입력하여 출력 A를 획득
S510
A에 대한 이중 확률 행렬 근사화 연산 수행
S520
근사화 연산의 결과로서, 치환 행렬 형태를 가지는 자원 할당 행렬 X 획득
S530
자원 할당 행렬 X에 기초하여 자원 할당 수행
S540
종료

[도6]


S600
프로세서
S610
메모리
S620

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/KR2022/013052

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06N 3/08(2006.01)i; **G06N 3/04**(2006.01)i; **G06N 20/00**(2019.01)i; **H04W 72/04**(2009.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06N 3/08(2006.01)

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Korean utility models and applications for utility models: IPC as above
Japanese utility models and applications for utility models: IPC as above

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

eKOMPASS (KIPO internal) & keywords: 자원 할당(resource allocation), 무선 채널(wireless channel), 심층 신경망(DNN), 이중 확률 행렬(doubly stochastic matrix)

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	AHMED, K. I. et al. Deep Learning for Radio Resource Allocation in Multi-Cell Networks. arXiv:1808.00667v1 [cs.NI]. 02 August 2018. See pages 1-15.	1-12
A	YANG, Ning, ZHANG, Haijun et al. Deep Neural Network for Resource Management in NOMA Networks. IEEE Transactions on Vehicular Technology. Vol. 69, No. 1, January 2020. See pages 876-886.	1-12
A	GUO, Jia et al. Predictive Resource Allocation with Deep Learning. 2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall). 01 August 2018. See pages 1-7.	1-12
A	EISEN, Mark Randall. Learning Optimal Resource Allocations In Wireless Systems. (2019). Publicly Accessible Penn Dissertations. 3424, 2019. [Retrieved on 18 November 2022]. Retrieved from the Internet: <URL: https://repository.upenn.edu/edissertations/3424>. See pages 1-139.	1-12
A	LIANG, Le et al. Deep Learning based Wireless Resource Allocation with Application to Vehicular Networks. arXiv:1907.03289v2 [cs.IT]. October 2019. See pages 1-14.	1-12

☑ Further documents are listed in the continuation of Box C. ☐ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:
"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
"D" document cited by the applicant in the international application
"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date
"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed
"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search	Date of mailing of the international search report
12 December 2022	**13 December 2022**

Name and mailing address of the ISA/KR	Authorized officer
Korean Intellectual Property Office **Government Complex-Daejeon Building 4, 189 Cheongsa-ro, Seo-gu, Daejeon 35208**	
Facsimile No. **+82-42-481-8578**	Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/KR2022/013052

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	KIM, Minseok et al. Deep Learning Based Resource Assignment for Wireless Networks. arXiv.2109.12970v1 [cs.LG]. 27 September 2021. See pages 1-5. ※ This document is a known document declaring exceptions to lack of novelty by the applicant.	1-12

국 제 조 사 보 고 서

국제출원번호
PCT/KR2022/013052

A. 발명이 속하는 기술분류(국제특허분류(IPC))

G06N 3/08(2006.01)i; **G06N 3/04**(2006.01)i; **G06N 20/00**(2019.01)i; **H04W 72/04**(2009.01)i

B. 조사된 분야

조사된 최소문헌(국제특허분류를 기재)

G06N 3/08(2006.01)

조사된 기술분야에 속하는 최소문헌 이외의 문헌

한국등록실용신안공보 및 한국공개실용신안공보: 조사된 최소문헌란에 기재된 IPC
일본등록실용신안공보 및 일본공개실용신안공보: 조사된 최소문헌란에 기재된 IPC

국제조사에 이용된 전산 데이터베이스(데이터베이스의 명칭 및 검색어(해당하는 경우))

eKOMPASS(특허청 내부 검색시스템) & 키워드: 자원 할당(resource allocation), 무선 채널(wireless channel), 심층 신경망(DNN), 이중 확률 행렬(doubly stochastic matrix)

C. 관련 문헌

카테고리*	인용문헌명 및 관련 구절(해당하는 경우)의 기재	관련 청구항
A	K. I. AHMED 등, `Deep Learning for Radio Resource Allocation in Multi-Cell Networks`, arXiv:1808.00667v1 [cs.NI], 2018.08.02 페이지 1-15	1-12
A	NING YANG, HAIJUN ZHANG 등, `Deep Neural Network for Resource Management in NOMA Networks`, IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 69, No. 1, 2020.01 페이지 876-886	1-12
A	JIA GUO 등, `Predictive Resource Allocation with Deep Learning`, 2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall), 2018.08.01 페이지 1-7	1-12
A	MARK RANDALL EISEN, `Learning Optimal Resource Allocations In Wireless Systems`, (2019). Publicly Accessible Penn Dissertations. 3424, 2019 [Retrieved on 2022-11-18]. Retrieved from the Internet: <URL: https://repository.upenn.edu/edissertations/3424> 페이지 1-139	1-12
A	LE LIANG 등, `Deep Learning based Wireless Resource Allocation with Application to Vehicular Networks`, arXiv:1907.03289v2 [cs.IT], 2019.10 페이지 1-14	1-12

☑ 추가 문헌이 C(계속)에 기재되어 있습니다.　　☐ 대응특허에 관한 별지를 참조하십시오.

* 인용된 문헌의 특별 카테고리:

"A" 특별히 관련이 없는 것으로 보이는 일반적인 기술수준을 정의한 문헌
"D" 본 국제출원에서 출원인이 인용한 문헌
"E" 국제출원일보다 빠른 출원일 또는 우선일을 가지나 국제출원일 이후에 공개된 선출원 또는 특허 문헌
"L" 우선권 주장에 의문을 제기하는 문헌 또는 다른 인용문헌의 공개일 또는 다른 특별한 이유(이유를 명시)를 밝히기 위하여 인용된 문헌
"O" 구두 개시, 사용, 전시 또는 기타 수단을 언급하고 있는 문헌
"P" 우선일 이후에 공개되었으나 국제출원일 이전에 공개된 문헌
"T" 국제출원일 또는 우선일 후에 공개된 문헌으로, 출원과 상충하지 않으며 발명의 기초가 되는 원리나 이론을 이해하기 위해 인용된 문헌
"X" 특별한 관련이 있는 문헌. 해당 문헌 하나만으로 청구된 발명의 신규성 또는 진보성이 없는 것으로 본다.
"Y" 특별한 관련이 있는 문헌. 해당 문헌이 하나 이상의 다른 문헌과 조합하는 경우로 그 조합이 당업자에게 자명한 경우 청구된 발명은 진보성이 없는 것으로 본다.
"&" 동일한 대응특허문헌에 속하는 문헌

국제조사의 실제 완료일	국제조사보고서 발송일
2022년12월12일(12.12.2022)	**2022년12월13일(13.12.2022)**

ISA/KR의 명칭 및 우편주소

대한민국 특허청
(35208) 대전광역시 서구 청사로 189, 4동 (둔산동, 정부대전청사)

팩스 번호 **+82-42-481-8578**

심사관

양정록

전화번호 **+82-42-481-5709**

국 제 조 사 보 고 서

국제출원번호
PCT/KR2022/013052

C. 관련 문헌

카테고리*	인용문헌명 및 관련 구절(해당하는 경우)의 기재	관련 청구항
X	MINSEOK KIM 등, `Deep Learning Based Resource Assignment for Wireless Networks`, arXiv.2109.12970v1 [cs.LG], 2021.09.27 페이지 1-5 ※위 문헌은 출원인이 신규성 상실의 예외로서 선언한 공지문헌임.	1-12