



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2019년06월21일
 (11) 등록번호 10-1992053
 (24) 등록일자 2019년06월17일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
 H04L 25/02 (2006.01) G06N 3/04 (2006.01)
 G06N 3/08 (2006.01)
 (52) CPC특허분류
 H04L 25/0254 (2013.01)
 G06N 3/0454 (2013.01)
 (21) 출원번호 10-2018-0033242
 (22) 출원일자 2018년03월22일
 심사청구일자 2018년03월22일
 (56) 선행기술조사문헌
 KR100635534 B1
 KR1020100007992 A

(73) 특허권자
 세종대학교산학협력단
 서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
 (72) 발명자
 송형규
 경기도 성남시 분당구 중앙공원로 17, 한양아파트
 320동 303호
 하창빈
 서울특별시 성북구 장위로26길 11-12, 2층 (장위동)
 (74) 대리인
 특허법인태백

전체 청구항 수 : 총 16 항

심사관 : 김대성

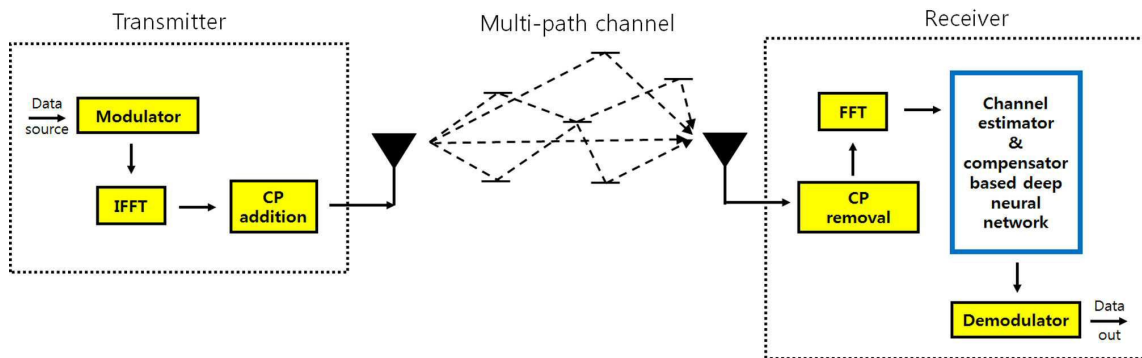
(54) 발명의 명칭 **적응적 양상블 지도학습 기반의 딥 뉴럴 네트워크를 이용한 SISO-OFDM 채널 추정 장치 및 그 방법**

(57) 요약

본 발명은 적응적 양상블 지도학습 기반의 딥 뉴럴 네트워크를 이용한 SISO-OFDM 채널 추정 장치 및 그 방법에 관한 것이다. 본 발명에 따르면, 송신단에서 변조하여 보낸 훈련 심볼에 대응하여, 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 훈련 심볼을 독립된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜 복수의 심층 신경망을 각각 학습시키는

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



단계, 복수의 경로 채널 별로 수신된 훈련 심볼의 각 부반송파의 수신 전력을 기초로 소정 심볼의 각 부반송파에 각각 적용될 가중치를 경로 채널 별로 연산하는 단계, 송신단에서 변조하여 보낸 제1 심볼에 대응하여, 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 제1 심볼을 기 학습된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜 출력 값을 획득하고 이로부터 제1 심볼에 대한 검출 심볼을 도출하는 단계, 및 복수의 심층 신경망에서 각각 도출된 검출 심볼을 부반송파 별로 결합하여 결합 신호를 획득한 후 해당 부반송파에 대응하는 가중치를 결합 신호에 적용하여 앙상블 학습하여, 제1 심볼의 부반송파 별로 변조 심볼을 각각 검출하는 단계를 포함하는 SISO-OFDM 채널 추정 방법을 제공한다.

본 발명에 따르면, 수신단에 딥 뉴럴 네트워크를 적용하여 채널을 효과적으로 추정 및 보상할 수 있으며 적응적 앙상블 지도 학습을 이용하여 딥 뉴럴 네트워크의 오버피팅 문제를 해결할 수 있어 시스템의 신뢰도를 높일 수 있다.

(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2013.01)

H04L 25/0204 (2013.01)

H04L 25/022 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711065417

부처명 과학기술정보통신부(P71)

연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터(ACJ0788)

연구사업명 방송통신산업기술개발(R&D)(BIZ2018069BIZ2018070BIZ2018071)

연구과제명 투명도와 레이어 가변형 실감 사이니지 기술 연구

기 여 율 1/1

주관기관 서울과학기술대학교산학협력단

연구기간 2018.01.01 ~ 2018.12.31

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

SISO-OFDM 채널 추정 장치를 이용한 채널 추정 방법에 있어서,

송신단에서 변조하여 보낸 훈련 심볼에 대응하여, 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 상기 훈련 심볼을 독립된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜 상기 복수의 심층 신경망을 각각 학습시키는 단계;

상기 복수의 경로 채널 별로 수신된 상기 훈련 심볼의 각 부반송파의 수신 전력을 기초로 소정 심볼의 각 부반송파에 각각 적용될 가중치를 상기 경로 채널 별로 연산하는 단계;

송신단에서 변조하여 보낸 제1 심볼에 대응하여, 상기 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 제1 심볼을 상기 학습된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜 출력 값을 획득하고 상기 출력 값으로부터 상기 제1 심볼에 대한 검출 심볼을 도출하는 단계; 및

상기 복수의 심층 신경망에서 각각 도출된 검출 심볼을 부반송파 별로 결합하여 결합 신호를 획득한 후 해당 부반송파에 대응하는 상기 가중치를 상기 결합 신호에 적용하여 앙상블 학습하여, 상기 제1 심볼의 부반송파 별로 변조 심볼을 각각 검출하는 단계를 포함하는 SISO-OFDM 채널 추정 방법.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 심층 신경망 내 출력 계층의 각 뉴런에 대한 타겟은 상기 송신단에서 보낸 상기 훈련 심볼의 각 부반송파에 할당된 변조 심볼이며,

상기 심층 신경망을 학습시키는 단계는,

상기 수신된 훈련 심볼의 각 부반송파에 해당하는 신호를 입력 계층의 각 뉴런에 입력한 상태에서 상기 심층 신경망을 학습시켜, 상기 입력 계층과 상기 출력 계층 사이의 복수의 은닉 계층 별로 각각 적용되는 가중치와 바이어스 값을 최종 결정하는 SISO-OFDM 채널 추정 방법.

청구항 3

청구항 2에 있어서,

상기 심층 신경망을 학습시키는 단계는,

상기 심층 신경망의 출력 계층의 각 뉴런에서 출력된 값($\tilde{\mathbf{X}}$)과 상기 각 뉴런에 대한 타겟 값(\mathbf{X}) 간의 유클리디안 거리(E_d)인 아래 수학식의 값이 문턱치 이하가 될 때까지 학습시키는 SISO-OFDM 채널 추정 방법:

$$E_d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (\tilde{\mathbf{X}} - \mathbf{X})^2}$$

여기서, N은 훈련 심볼의 부반송파의 수를 나타낸다.

청구항 4

청구항 1에 있어서,

상기 가중치를 상기 경로 채널 별로 연산하는 단계는,

i번째 경로 채널을 통해 수신되는 제1 심볼의 j번째 부반송파에 각각 적용되는 가중치($w^{i,j}$)를 아래의 수학식을 통해 연산하는 SISO-OFDM 채널 추정 방법:

$$W^{i,j} = W_T^{i,j} / N_2^j$$

여기서, $i=\{1,2,\dots,L\}$, $j=\{1,2,\dots,N\}$, L 은 경로 채널의 수, N 은 부반송파의 수, N_2^j 는 i 에 따른 L 개의 $W_T^{i,j}$ 중 최대값, $W_T^{i,j} = P(\mathbf{Y}^{i,j}) / N_1^j$, $P(\mathbf{Y}^{i,j})$ 는 i 번째 경로 채널을 통해 수신된 혼련 심볼의 j 번째 부반송파의 전력, N_1^j 는 L 개 경로 채널에 대한 $P(\mathbf{Y}^{i,j})$ 를 모두 합산한 값을 나타낸다.

청구항 5

청구항 4에 있어서,

상기 양상블 학습하는 단계는,

상기 복수의 경로 채널에 대응하여 각각 도출된 상기 검출 심볼의 j 번째 부반송파 신호 간을 성상도 인덱스를 기초로 결합하여, 상기 부반송파 별 상기 결합 신호인 N 개의 행렬 T_j 를 각각 생성하는 단계;

상기 N 개의 행렬 T_j 각각을 대상으로, 상기 j 를 1부터 N 까지 가변하면서, 상기 행렬 T_j 와 상기 가중치 $W^{i,j}$ 간의 곱을 각 경로 채널 별로 합산한 값을 최대로 하는 변수 j 인 $J_x(1 \leq J_x \leq N)$ 를 각각 도출하는 단계; 및

성상도 상의 C_{J_x} 에 해당하는 심볼을 상기 제1 심볼 내 j 번째 부반송파에 대응하는 변조 심볼로 각각 검출하는 단계를 포함하는 SISO-OFDM 채널 추정 방법.

청구항 6

청구항 5에 있어서,

상기 행렬 T_j 를 생성하는 단계는,

i 번째 경로 채널에 대응하여 도출된 검출 심볼의 j 번째 부반송파 신호의 성상도 인덱스 C_x 를 기초로 상기 행렬 T_j 의 i 번째 행을 구성하되, 상기 i 번째 행의 N 개 열 중 x 번째 열만 1을 할당하고 나머지 열은 0을 할당하는 방식으로 상기 행렬을 생성하며,

상기 행렬 T_j 에 대하여, 각 행별 원소의 합은 1이고, 각 열별 원소의 합은 0과 L 사이의 범위를 가지는 SISO-OFDM 채널 추정 방법.

청구항 7

청구항 5에 있어서,

상기 J_x 및 상기 변조 심볼은 다음의 수학적식을 통해 획득되는 SISO-OFDM 채널 추정 방법:

$$J_x = \arg \max_j \left(\sum_{i=1}^L T_j \cdot W^{i,j} \right) \quad \text{for } j \in \{1, 2, \dots, N\}$$

$$\hat{x}_j = C_{J_x}$$

여기서, \cdot 는 성분별 곱셈(element-by-element multiplication)을 나타내고, \hat{x}_j 는 상기 j 번째 부반송파에 대응하여 검출된 변조 심볼을 나타낸다.

청구항 8

청구항 1에 있어서,

상기 송신단은 1개의 안테나를 사용하여 상기 훈련 심볼을 전송하고,

상기 채널 추정 장치가 포함된 수신단은 1개의 안테나를 사용하여 상기 복수의 경로 채널을 통해 상기 훈련 심볼을 수신하는 SISO-OFDM 채널 추정 방법.

청구항 9

송신단에서 변조하여 보낸 훈련 심볼에 대응하여, 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 상기 훈련 심볼을 독립된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜 상기 복수의 심층 신경망을 각각 학습시키는 신경망 학습부;

상기 복수의 경로 채널 별로 수신된 상기 훈련 심볼의 각 부반송파의 수신 전력을 기초로 소정 심볼의 각 부반송파에 각각 적용될 가중치를 상기 경로 채널 별로 연산하는 가중치 연산부;

송신단에서 변조하여 보낸 제1 심볼에 대응하여, 상기 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 제1 심볼을 상기 학습된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜 출력 값을 획득하고 상기 출력 값으로부터 상기 제1 심볼에 대한 검출 심볼을 도출하는 초기 도출부; 및

상기 복수의 심층 신경망에서 각각 도출된 검출 심볼을 부반송파 별로 결합하여 결합 신호를 획득한 후 해당 부반송파에 대응하는 상기 가중치를 상기 결합 신호에 적용하여 앙상블 학습하여, 상기 제1 심볼의 부반송파 별로 변조 심볼을 각각 검출하는 최종 검출부를 포함하는 SISO-OFDM 채널 추정 장치.

청구항 10

청구항 9에 있어서,

상기 심층 신경망 내 출력 계층의 각 뉴런에 대한 타겟은 상기 송신단에서 보낸 상기 훈련 심볼의 각 부반송파에 할당된 변조 심볼이며,

상기 신경망 학습부는,

상기 수신된 훈련 심볼의 각 부반송파에 해당하는 신호를 입력 계층의 각 뉴런에 입력한 상태에서 상기 심층 신경망을 학습시켜, 상기 입력 계층과 상기 출력 계층 사이의 복수의 은닉 계층 별로 각각 적용되는 가중치와 바이어스 값을 최종 결정하는 SISO-OFDM 채널 추정 장치.

청구항 11

청구항 10에 있어서,

상기 신경망 학습부는,

상기 심층 신경망의 출력 계층의 각 뉴런에서 출력된 값($\tilde{\mathbf{X}}$)과 상기 각 뉴런에 대한 타겟 값(\mathbf{X}) 간의 유클리디안 거리(E_d)인 아래 수학식의 값이 문턱치 이하가 될 때까지 학습시키는 SISO-OFDM 채널 추정 장치:

$$E_d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (\tilde{\mathbf{X}} - \mathbf{X})^2}$$

여기서, N은 훈련 심볼의 부반송파의 수를 나타낸다.

청구항 12

청구항 9에 있어서,

상기 가중치 연산부는,

i번째 경로 채널을 통해 수신되는 제1 심볼의 j번째 부반송파에 각각 적용되는 가중치($W^{i,j}$)를 아래의 수학식을 통해 연산하는 SISO-OFDM 채널 추정 장치:

$$W^{i,j} = W_T^{i,j} / \mathbf{N}_2^j$$

여기서, $i=\{1,2,\dots,L\}$, $j=\{1,2,\dots,N\}$, L 은 경로 채널의 수, N 은 부반송파의 수, N_1^j 는 i 에 따른 L 개의 $W_T^{i,j}$ 중 최대값, $W_T^{i,j} = P(\mathbf{Y}^{i,j}) / N_1^j$, $P(\mathbf{Y}^{i,j})$ 는 i 번째 경로 채널을 통해 수신된 훈련 심볼의 j 번째 부반송파의 전력, N_1^j 는 L 개 경로 채널에 대한 $P(\mathbf{Y}^{i,j})$ 를 모두 합산한 값을 나타낸다.

청구항 13

청구항 12에 있어서,

상기 최종 검출부는,

상기 복수의 경로 채널에 대응하여 각각 도출된 상기 검출 심볼의 j 번째 부반송파 신호 간을 성상도 인덱스를 기초로 결합하여, 상기 부반송파 별 상기 결합 신호인 N 개의 행렬 T_j 를 각각 생성하며,

상기 N 개의 행렬 T_j 각각을 대상으로, 상기 j 를 1부터 N 까지 가변하면서, 상기 행렬 T_j 와 상기 가중치 $W^{i,j}$ 간의 곱을 각 경로 채널 별로 합산한 값을 최대로 하는 변수 j 인 $J_x(1 \leq J_x \leq N)$ 를 각각 도출한 다음,

성상도 상의 C_{J_x} 에 해당하는 심볼을 상기 제1 심볼 내 j 번째 부반송파에 대응하는 변조 심볼로 각각 검출하는 SISO-OFDM 채널 추정 장치.

청구항 14

청구항 13에 있어서,

상기 행렬 T_j 를 생성 시, i 번째 경로 채널에 대응하여 도출된 검출 심볼의 j 번째 부반송파 신호의 성상도 인덱스 C_x 를 기초로 상기 행렬 T_j 의 i 번째 행을 구성하되, 상기 i 번째 행의 N 개 열 중 x 번째 열만 1을 할당하고 나머지 열은 0을 할당하는 방식으로 상기 행렬을 생성하며,

상기 행렬 T_j 에 대하여, 각 행별 원소의 합은 1이고, 각 열별 원소의 합은 0과 L 사이의 범위를 가지는 SISO-OFDM 채널 추정 장치.

청구항 15

청구항 13에 있어서,

상기 J_x 및 상기 변조 심볼은 다음의 수학적식을 통해 획득되는 SISO-OFDM 채널 추정 장치:

$$J_x = \arg \max_j \left(\sum_{i=1}^L T_j \cdot W^{i,j} \right) \quad \text{for } j \in \{1, 2, \dots, N\}$$

$$\hat{x}_j = C_{J_x}$$

여기서, \cdot 는 성분별 곱셈(element-by-element multiplication)을 나타내고, \hat{x}_j 는 상기 j 번째 부반송파에 대응하여 검출된 변조 심볼을 나타낸다.

청구항 16

청구항 9에 있어서,

상기 송신단은 1개의 안테나를 사용하여 상기 훈련 심볼을 전송하고,

상기 채널 추정 장치가 포함된 수신단은 1개의 안테나를 사용하여 상기 복수의 경로 채널을 통해 상기 훈련 심볼을 수신하는 SISO-OFDM 채널 추정 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 적응적 앙상블 지도학습 기반의 딥 뉴럴 네트워크를 이용한 SISO-OFDM 채널 추정 장치 및 그 방법에 관한 것으로서, 보다 상세하게는 딥 뉴럴 네트워크 및 앙상블 지도학습 방법을 이용하여 신호를 검출하기 위한 SISO-OFDM 채널 추정 장치 및 그 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 무선 통신 시스템에서 신뢰성에 대한 성능은 계속하여 요구되고 있다. 또한 전송률을 개선하기 위해 MIMO(multiple input multiple output) 기술이 Wi-Fi (wireless-fidelity), LTE(long term evolution) 등의 통신 표준에서 사용되고 있다.

[0003] 하지만, 송신단과 수신단 사이의 거리 등의 요인에 의해 채널 상태가 좋지 못할 경우에는 SISO(single input single output) 기술을 이용하여 신호를 송/수신 한다. 즉, MIMO는 통신 표준에서 선택적으로 구현하도록 명시되어 있지만, SISO는 필수적으로 구현하도록 명시되어 있다. SISO는 신뢰성을 보장하기 위해 주로 사용되지만, SISO에서의 채널 보상 방법은 MIMO에 비해 주로 연구되지 않고 있다. 따라서 SISO 채널 추정 및 보상 방법에 대한 개선 방법이 요구된다.

[0004] 최근 이슈가 되고 있는 머신 러닝, 특히 딥 뉴럴 네트워크(Deep Neural Network)는 특정 업무를 수행하도록 엄격하게 프로그래밍된 기존의 방식에서 벗어나, 학습 데이터를 기반으로 학습된다. 딥 뉴럴 네트워크는 현재까지는 주로 음성 및 영상 인식, 자연어 처리와 같은 분야에서 주로 사용되고 있다.

[0005] 머신 러닝의 분야는 크게 지도 학습, 비지도 학습, 강화 학습 등으로 분류될 수 있다. 딥 뉴럴 네트워크는 입력 계층과 출력 계층, 그리고 그 사이에 1개 이상의 은닉 계층으로 구성된다. 은닉 계층에서 각 뉴런은 가중치, 바이어스 및 활성화 함수에 따라 결정된 출력을 그 다음의 계층으로 전달한다.

[0006] 지도 학습 기반의 딥 뉴럴 네트워크는 네트워크의 훈련 시에, 라벨링된 훈련 데이터를 입력 계층에 할당한다. 그리고, 초기 가중치 및 바이어스에 따라 연산된 출력 계층의 결과를, 미리 알고 있는 훈련 데이터의 라벨과 비교하여, 비용 함수를 계산한다. 여기서, 비용 함수에 영향을 미치는 가중치 및 바이어스에 대해 비용 함수를 편미분하고, 비용 함수가 감소되는 방향으로 반복적으로 가중치 및 바이어스를 조정하게 되며, 비용 함수가 기 설정된 문턱 값보다 낮을 경우에 반복을 중단한다.

[0007] 하지만, 딥 뉴럴 네트워크의 단점은 해당 네트워크가 학습에 사용된 데이터에 오버피팅 된다는 것이다. 오버피팅이란 학습에 사용된 데이터가 아닌, 다른 데이터에 대해서는 적합하지 않게 훈련되었다는 것을 의미한다. 따라서 딥 뉴럴 네트워크에서 오버피팅 문제를 해결할 수 있는 방안이 요구된다.

[0008] 본 발명의 배경이 되는 기술은 한국공개특허 제2007-0093557호(2007.09.19 공개)에 개시되어 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 발명은, 딥 뉴럴 네트워크를 이용하여 채널을 추정 및 보상하고 적응적 앙상블 지도학습을 이용하여 딥 뉴럴 네트워크의 오버피팅 문제를 해결할 수 있는 적응적 앙상블 지도학습 기반의 딥 뉴럴 네트워크를 이용한 SISO-OFDM 채널 추정 장치 및 그 방법을 제공하는데 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0010] 본 발명은, SISO-OFDM 채널 추정 장치를 이용한 채널 추정 방법에 있어서, 송신단에서 변조하여 보낸 훈련 심볼에 대응하여, 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 상기 훈련 심볼을 독립된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜 상기 복수의 심층 신경망을 각각 학습시키는 단계와, 상기 복수의 경로 채널 별로 수신된 상기 훈련 심볼의 각 부분송파의 수신 전력을 기초로 소정 심볼의 각 부분송파에 각각 적용될 가중치를 상기 경로 채널 별로 연산하는 단계와, 송신단에서 변조하여 보낸 제1 심볼에 대응하여, 상기 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 제1 심볼을 상기 학습된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜 출력 값을 획득하고 상기 출력 값으로부터 상기 제1 심볼에 대한 검출 심볼을 도출하는 단계; 및 상기 복수의 심층 신경망에서 각각 도출된 검출 심볼을 부분송

과 별로 결합하여 결합 신호를 획득한 후 해당 부반송파에 대응하는 상기 가중치를 상기 결합 신호에 적용하여 앙상블 학습하여, 상기 제1 심볼의 부반송파 별로 변조 심볼을 각각 검출하는 단계를 포함하는 SISO-OFDM 채널 추정 방법을 제공한다.

[0011] 또한, 상기 심층 신경망 내 출력 계층의 각 뉴런에 대한 타겟은 상기 송신단에서 보낸 상기 훈련 심볼의 각 부반송파에 할당된 변조 심볼이며, 상기 심층 신경망을 학습시키는 단계는, 상기 수신된 훈련 심볼의 각 부반송파에 해당하는 신호를 입력 계층의 각 뉴런에 입력한 상태에서 상기 심층 신경망을 학습시켜, 상기 입력 계층과 상기 출력 계층 사이의 복수의 은닉 계층 별로 각각 적용되는 가중치와 바이어스 값을 최종 결정할 수 있다.

[0012] 또한, 상기 심층 신경망을 학습시키는 단계는, 상기 심층 신경망의 출력 계층의 각 뉴런에서 출력된 값($\tilde{\mathbf{X}}$)과 상기 각 뉴런에 대한 타겟 값(\mathbf{X}) 간의 유클리디안 거리(E_d)인 아래 수학식의 값이 문턱치 이하가 될 때까지 학습시킬 수 있다.

[0013]

$$E_d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (\tilde{\mathbf{X}} - \mathbf{X})^2}$$

[0014] 여기서, N은 훈련 심볼의 부반송파의 수를 나타낸다.

[0015] 또한, 상기 가중치를 상기 경로 채널 별로 연산하는 단계는, i번째 경로 채널을 통해 수신되는 제1 심볼의 j번째 부반송파에 각각 적용되는 가중치($W^{i,j}$)를 아래의 수학식을 통해 연산할 수 있다.

[0016]

$$W^{i,j} = W_T^{i,j} / \mathbf{N}_2^j$$

[0017] 여기서, $i=\{1,2,\dots,L\}$, $j=\{1,2,\dots,N\}$, L은 경로 채널의 수, N은 부반송파의 수, \mathbf{N}_2^j 는 i에 따른 L개의 $W_T^{i,j}$ 중 최대값, $W_T^{i,j} = P(\mathbf{Y}^{i,j}) / \mathbf{N}_1^j$, $P(\mathbf{Y}^{i,j})$ 는 i번째 경로 채널을 통해 수신된 훈련 심볼의 j번째 부반송파의 전력, \mathbf{N}_1^j 는 L개 경로 채널에 대한 $P(\mathbf{Y}^{i,j})$ 를 모두 합산한 값을 나타낸다.

[0018] 또한, 상기 앙상블 학습하는 단계는, 상기 복수의 채널 경로에 대응하여 각각 도출된 상기 검출 심볼의 j번째 부반송파 신호 간을 성상도 인덱스를 기초로 결합하여, 상기 부반송파 별 상기 결합 신호인 N개의 행렬 T_j 를 각각 생성하는 단계와, 상기 N개의 행렬 T_j 각각을 대상으로, 상기 j를 1부터 N까지 가변하면서, 상기 행렬 T_j 와 상기 가중치 $W^{i,j}$ 간의 곱을 각 채널 경로 별로 합산한 값을 최대로 하는 변수 j인 J_x ($1 \leq J_x \leq N$)를 각각 도출하는 단계, 및 성상도 상의 C_{J_x} 에 해당하는 심볼을 제1 심볼 내 j번째 부반송파에 대응하는 변조 심볼로 각각 검출하는 단계를 포함할 수 있다.

[0019] 또한, 상기 행렬 T_j 를 생성하는 단계는, i번째 경로 채널에 대응하여 도출된 검출 심볼의 j번째 부반송파 신호의 성상도 인덱스 C_x 를 기초로 상기 행렬 T_j 의 i번째 행을 구성하되, 상기 i번째 행의 N개 열 중 x번째 열만 1을 할당하고 나머지 열은 0을 할당하는 방식으로 상기 행렬을 생성하며, 상기 행렬 T_j 에 대하여, 각 행렬 원소의 합은 1이고, 각 열별 원소의 합은 0과 L 사이의 범위를 가질 수 있다.

[0020] 또한, 상기 J_x 및 상기 변조 심볼은 다음의 수학식을 통해 획득될 수 있다.

[0021]

$$J_x = \arg \max_j \left(\sum_{i=1}^L T_j \cdot W^{i,j} \right) \quad \text{for } j \in \{1, 2, \dots, N\}$$

$$\hat{x}_j = C_{J_x}$$

[0022] 여기서, \odot 는 성분별 곱셈(element-by-element multiplication)을 나타내고, \hat{x}_j 는 상기 j번째 부반송파에 대응하여 검출된 변조 심볼을 나타낸다.

[0023] 또한, 상기 송신단은 1개의 안테나를 사용하여 상기 훈련 심볼을 전송하고, 상기 채널 추정 장치가 포함된 수신단은 1개의 안테나를 사용하여 상기 복수의 경로 채널을 통해 상기 훈련 심볼을 수신할 수 있다.

[0024] 그리고, 본 발명은, 송신단에서 변조하여 보낸 훈련 심볼에 대응하여, 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 상기 훈련 심볼을 독립된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜 상기 복수의 심층 신경망을 각각 학습시키는 신경망 학습부와, 상기 복수의 경로 채널 별로 수신된 상기 훈련 심볼의 각 부반송파의 수신 전력을 기초로 소정 심볼의 각 부반송파에 각각 적용될 가중치를 상기 경로 채널 별로 연산하는 가중치 연산부와, 송신단에서 변조하여 보낸 제1 심볼에 대응하여, 상기 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 제1 심볼을 상기 학습된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜 출력 값을 획득하고 상기 출력 값으로부터 상기 제1 심볼에 대한 검출 심볼을 도출하는 초기 도출부, 및 상기 복수의 심층 신경망에서 각각 도출된 검출 심볼을 부반송파 별로 결합하여 결합 신호를 획득한 후 해당 부반송파에 대응하는 상기 가중치를 상기 결합 신호에 적용하여 앙상블 학습하여, 상기 제1 심볼의 부반송파 별로 변조 심볼을 각각 검출하는 최종 검출부를 포함하는 SISO-OFDM 채널 추정 장치를 제공한다.

발명의 효과

[0025] 본 발명에 따르면, SISO-OFDM 시스템의 수신단에 딥 뉴럴 네트워크를 적용하여 채널을 효과적으로 추정 및 보상할 수 있으며 적응적 앙상블 지도 학습을 이용하여 딥 뉴럴 네트워크의 오버피팅 문제를 해결할 수 있어 시스템의 신뢰도를 높일 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0026] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 SISO-OFDM 통신 시스템 모델을 도시한 도면이다.
- 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 SISO-OFDM 채널 추정 장치의 구성을 나타낸 도면이다.
- 도 3은 도 2의 장치를 이용한 채널 추정 방법을 설명하는 도면이다.
- 도 4는 본 발명의 실시예를 위한 심층 신경망의 구조를 도시한 도면이다.
- 도 5는 송신단에서 사용하는 변조 기법들에 대한 정상도를 도시한 도면이다.
- 도 6은 본 발명의 실시예에 따른 적응적 앙상블 학습 모델의 구조를 도시한 도면이다.
- 도 7은 본 발명의 실시예에서 다중 경로 채널 및 그에 따른 delay profile을 도시한 도면이다.
- 도 8은 본 발명의 실시예에 따른 방법과 기존 방법 간의 신호 검출의 신뢰성 성능을 비교하여 도시한 도표이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0027] 그러면 첨부한 도면을 참고로 하여 본 발명의 실시예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다.

[0028] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 SISO-OFDM 통신 시스템 모델을 도시한 도면이다. 도 1에서와 같이, SISO-OFDM(Single Input Single Output - Orthogonal Frequency Division Multiplexing) 통신 시스템은, 송신단(Transmitter)과 수신단(Receiver)을 포함한다. 송신단은 1개의 안테나를 사용하여 신호를 전송하고, 수신단은 1개의 안테나를 사용하여 신호를 수신한다.

[0029] 송신단(Transmitter)은 전송하고자 하는 데이터 비트를 변조기(modulator)를 통해 변조 심볼로 변환하고 이를 IFFT(Inverse Fast Fourier Transform) 처리하여 시간축으로 변환한 후 CP(Cyclic Prefix)를 추가하는 과정을 통해 OFDM 심볼을 최종 생성한다. 생성한 OFDM 심볼은 송신단이 변조하여 보내는 심볼로 정의될 수 있다.

[0030] 송신단(Transmitter)에서 변조하여 보낸 OFDM 심볼은 송신단과 수신단 사이의 다중 경로 채널(multi-path channel)을 통해 수신단(Receiver)에 수신된다. 수신단(Receiver)에 수신된 신호에는 잡음이 추가된다. 잡음이 추가되어 수신된 OFDM 심볼은 다음의 수학식 1과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 1

$$Y = H * X + N$$

[0031]

[0032]

여기서, Y는 수신된 OFDM 심볼, H는 다중 경로 채널(Multi-path channel), X는 송신 신호, N은 백색 가우시안 잡음(Additive White Gaussian Noise; AWGN)을 나타낸다. 다중 경로 채널은 도 1과 같이 송신단과 수신단 사이에서 장애물 등에 의해 산란 또는 반사되어 형성되는 다중의 경로를 나타낸다.

[0033]

도 1에 나타낸 것과 같이, 수신단(Receiver)은 수신된 OFDM 심볼에서 CP를 제거한 후 FFT를 취하여 주파수축으로 변환한다. 수신된 OFDM 심볼에 FFT를 취한 후에는 신호 검출을 위해 채널을 보상한다.

[0034]

기존의 SISO-OFDM 시스템의 경우 신호의 검출을 위해, 사전에 추정된 채널을 사용하여 채널을 보상한다. 기존의 SISO-OFDM 시스템에서의 채널 보상 과정은 수학식 2와 같이 나타낼 수 있다.

수학식 2

$$\hat{X} = Y / \hat{H} = (HX + N) / \hat{H}$$

[0035]

[0036]

수학식 2에서 Y는 FFT를 통해 주파수축으로 변환된 OFDM 심볼을 나타내며, FFT를 통해 주파수축에서 채널과 송신 신호의 곱셈 연산의 형태로 신호가 변환된다. \hat{H} 는 주파수축에서 추정된 채널, \hat{X} 는 추정된 변조 심볼을 나타낸다.

[0037]

최종적으로 수신단(Receiver)에서는 추정된 변조 심볼 \hat{X} 를 복조하여 데이터 비트를 검출한다.

[0038]

기존의 SISO-OFDM 시스템은 채널 추정 오차 및 채널 보상 과정에서 발생하는 수신 잡음의 증폭으로 인해, 채널 보상 과정에서 신뢰성 문제가 발생한다. 하지만, 본 발명의 실시예의 경우, 채널 추정 및 보상 시에 딥 뉴럴 네트워크(Deep Neural Network; DNN)를 사용하는 것을 통하여 상술한 문제점을 해결할 수 있다.

[0039]

본 실시예에 사용되는 딥 뉴럴 네트워크(이하, 심층 신경망)은 지도 학습(supervised learning)에 기반한다. 지도 학습은 입력에 대한 올바른 결과가 무엇인지를 알고리즘에 알려주는 형태의 학습을 의미한다.

[0040]

통신 시스템에서는 채널을 추정하기 위해, 송신단(Transmitter)과 수신단이 사전에 알고 있는 약속된 심볼을 사용한다. 따라서 지도 학습 기반의 심층 신경망에 사용되는 훈련 데이터 역시, 송신단과 수신단이 사전에 약속된 심볼을 사용한다.

[0041]

도 1에 도시된 것과 같이, 수신단(Receiver)은 송신단(Transmitter)에서 발생시킨 훈련 데이터용 OFDM 심볼(이하, 훈련 심볼)을 다중 경로 채널 즉, 복수의 경로 채널을 통해 수신한다. 각각의 다중 경로 채널을 통해 수신된 훈련 심볼들은 도 1과 같이, CP 제거 및 FFT 과정을 거친 다음, 각각의 독립적인 심층 신경망에 개별 입력되어 각각의 심층 신경망을 학습시키는데 사용된다.

[0042]

본 발명의 실시예는 심층 신경망에서 발생하는 오버피팅(overfitting)을 방지하기 위해, 다중의 심층 신경망을 결합하는 앙상블 학습(ensemble learning) 기법을 추가적으로 적용한다. 또한, 앙상블 학습이 채널의 상태에 적응적으로 동작하도록 하기 위해, 복수의 경로 채널 별로 수신된 훈련 심볼의 부반송파별 수신 전력을 기초로 소정 심볼의 부반송파별 적용될 가중치 값을 경로 채널 별로 계산하는 과정을 가진다.

[0043]

이후, 각각의 경로 채널을 통해 수신된 소정 심볼을 기 학습된 각각의 심층 신경망에 입력하여 도출된 결과를 상호 결합하여 결합 신호를 획득한 후, 결합 신호의 해당 부반송파에 각각 가중치를 반영함으로써, 적응적 상대 다수 투표 방식의 앙상블 학습을 수행한다. 이를 통해 소정 심볼의 부반송파 별로 변조 심볼을 개별 검출할 수 있다.

[0044]

도 2는 본 발명의 실시예에 따른 SISO-OFDM 채널 추정 장치의 구성을 나타낸 도면이다. 도 2를 참조하면, 본 발명의 실시예에 따른 SISO-OFDM 채널 추정 장치(100)는 신경망 학습부(110), 가중치 연산부(120), 초기 도출부

(130), 최종 검출부(140)를 포함한다.

- [0045] 채널 추정 장치(100)는 도 1의 수신단(Receiver) 내에 포함되어, 채널을 추정 및 보상하고 신호를 검출하기 위하여 사용된다. 물론, 채널 추정 장치(100)는 CP 제거 및 FFT 처리가 완료된 신호를 이용하여 채널을 추정한다. 이하에서는 설명의 편의를 위해, 채널 추정 전의 CP 제거 및 FFT 처리는 생략하여 설명한다.
- [0046] 신경망 학습부(110)는 송신단에서 변조하여 보낸 훈련 심볼에 대응하여, 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 훈련 심볼을 독립된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜, 복수의 심층 신경망을 각각 학습시킨다.
- [0047] 가중치 연산부(120)는 복수의 경로 채널 별로 수신된 훈련 심볼의 각 부반송파의 수신 전력을 기초로 소정 심볼의 각 부반송파에 각각 적용될 가중치를 상기 경로 채널 별로 연산한다. 연산된 가중치는 추후 양상블 학습 시에 사용된다.
- [0048] 초기 도출부(130)는 송신단에서 변조하여 보낸 소정의 제1 심볼에 대응하여, 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 제1 심볼을, 학습된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜 출력 값을 획득하고, 출력 값으로부터 제1 심볼에 대한 검출 심볼을 도출한다.
- [0049] 최종 검출부(140)는 복수의 심층 신경망에서 각각 도출된 검출 심볼을 부반송파 별로 결합하여 결합 신호를 획득한 후 해당 부반송파에 대응하는 가중치를 결합 신호에 적용하여 양상블 학습하는 것을 통해, 제1 심볼의 부반송파 별로 변조 심볼을 각각 검출한다.
- [0050] 이하에서는 도 3을 통해 채널 추정 방법을 상세히 설명한다. 도 3은 도 2의 장치를 이용한 채널 추정 방법을 설명하는 도면이다.
- [0051] 먼저, 수신단(Receiver)은 송신단에서 변조하여 보낸 훈련 심볼을 복수의 경로 채널(Multi-path channel)을 통해 수신한다(S310).
- [0052] 그러면, 수신단 내 채널 추정 장치(100)의 신경망 학습부(110)는 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 훈련 심볼을 독립된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜 복수의 심층 신경망을 각각 학습시킨다(S320).
- [0053] 신경망 학습부(110)는 각각의 경로 채널을 통해 수신된 훈련 심볼을 독립된 개개의 심층 신경망에 입력시켜 각 심층 신경망을 학습시킨다. 따라서, N개의 경로 채널이 있는 경우에 N개의 심층 신경망을 필요로 하며 N개 각각의 심층 신경망을 이용하여 N개 각각의 경로 채널을 추정한다.
- [0054] 송신단이 수신단으로 보낸 심볼은 하나이지만, 수신단에 수신되는 과정에서 N개의 서로 다른 채널 환경을 겪게 되므로, 각 경로 채널 별로 심층 신경망을 구성하여 학습시킨다. 추후, N개의 심층 신경망에 의한 N개의 추정 결과물은 상호 결합되어 양상블 학습됨에 따라 신호 검출의 신뢰성을 높인다.
- [0055] 도 4는 본 발명의 실시예를 위한 심층 신경망의 구조를 도시한 도면이다.
- [0056] 심층 신경망은 입력 계층(input layer), 다중의 은닉 계층(hidden layer), 그리고 출력 계층(output layer)의 세 부분으로 구성될 수 있다. 각각의 계층은 다중의 뉴런(neuron)들을 포함할 수 있다.
- [0057] 심층 신경망을 학습한다는 것은 입력 계층 내 각 뉴런의 입력 값과 출력 계층 내 각 뉴런의 출력 값을 정해두고, 각 계층 사이의 가중치 및 바이어스를 최적으로 조정함으로써, 심층 신경망 모델이 입력과 출력 사이의 관계를 잘 표현할 수 있도록 하는 것이다.
- [0058] 본 발명의 실시예는 채널을 통과하여 수신된 심볼을 입력 계층에 할당하고 송신단이 실제 변조하여 보낸 심볼을 출력 계층에 할당하여 심층 신경망을 학습시키게 되며, 이러한 학습 과정은 송신단과 수신단 간의 채널 추정에 대응되는 과정이라 볼 수 있다.
- [0059] 구체적으로, 도 4에 도시된 심층 신경망의 입력 계층에는 수신단을 통해 수신한 훈련 심볼의 각 부반송파에 해당하는 신호가 입력된다. 여기서 물론, 입력 계층에는 CP 제거 후 FFT를 취한 신호가 할당된다.
- [0060] 입력 계층은 N개의 뉴런으로 구성된다. N은 OFDM 심볼 내 부반송파 개수를 나타낸다. 즉, 입력 계층의 각 뉴런에는 수신된 훈련 심볼의 각 부반송파에 해당하는 신호가 할당된다.
- [0061] 신경망 학습 이전에, 각 계층의 뉴런 사이에 적용되는 가중치 및 바이어스 값은 랜덤하게 정해진다. 즉, 초기 설정된 가중치 및 바이어스 값은 신경망 학습을 통해서 최적의 값으로 조정 및 제어된다.
- [0062] 활성화 함수로는 시그모이드(sigmoid) 함수, 계단(step) 함수, ReLU(rectified linear unit) 함수,

tanh(hyperbolic tangent) 함수 등을 사용할 수 있지만, 시뮬레이션 결과, ERReLU(extended randomized leaky ReLU) 함수가 가장 좋은 성능을 나타냈기 때문에, 본 발명의 실시예에서 심층 신경망의 활성화 함수는 ERReLU 함수를 사용한다.

[0063] 심층 신경망 내 출력 계층의 각 뉴런에 대한 타겟은 송신단에서 만든 훈련 심볼의 각 부반송파에 할당된 변조 심볼에 해당된다. 이때, 변조 심볼 값은 복소수의 형태로 이루어져 있기 때문에, 시그모이드 함수와 tanh 함수 등과 같이, 입력 값에 따라 출력이 0 또는 1에 수렴하는 형태의 비선형 함수와, 입력 값이 음수인 경우 출력을 0으로 하는 ReLU 함수 등은 적합하지 않다. 따라서, 특정 복소수 값을 출력으로 가짐과 동시에 다수의 은닉 계층을 사용함으로써 얻을 수 있는 이득을 위해, 활성화 함수로서 ERReLU를 사용한다.

[0064] 이와 같이, 신경망 학습부(110)는 출력 계층의 각 뉴런에 대한 타겟(약속된 훈련 심볼의 각 부반송파에 할당된 변조 심볼)을 정해둔 다음, 경로 채널을 통해 실제로 수신된 훈련 심볼의 각 부반송파의 신호를 심층 신경망의 입력 계층의 각 뉴런 부분에 입력하고 이를 통해 심층 신경망을 반복 학습시켜서, 다중의 은닉 계층 각각 적용되는 가중치(W; 곱셈 가중치)와 바이어스 값(b; 덧셈 가중치)을 최종적으로 결정할 수 있다.

[0065] 심층 신경망의 반복 학습의 경우, 기 설정 횟수만큼 수행하거나, 심층 신경망의 출력 값과 타겟 값 간 오차가 기 설정된 값 이내로 들어올 때까지 수행한다.

[0066] 다음은 활성화 함수를 상세히 설명한다. 우선, 도 4의 심층 신경망에서, \mathbf{Z} 는 입력 계층에 입력되는 입력 값, $\tilde{\mathbf{X}}$ 는 출력 계층을 통해 출력되는 출력 값을 나타낸다. 심층 신경망은 1개의 입력 계층, M-2개의 은닉 계층, 1개의 출력 계층을 포함하여, 총 M개의 레이어로 구성된다.

[0067] 복수의 은닉 계층 중에서 제1 은닉 계층은 입력 계층과 다이렉트로 연결되어 있다. 제1 은닉 계층의 뉴런들은 수학식 3의 활성화 함수를 통해 연산된 결과 값을 입력받는다.

수학식 3

$$\mathbf{V}_1 = \text{ERReLU}(\mathbf{W}_1 \mathbf{Z} + \mathbf{b}_1)$$

[0068]

[0069] 입력 계층의 입력 값에 가중치를 곱한 후 바이어스 값을 더하여 이루어진다. 나머지 은닉 계층에서도 이와 유사한 원리가 적용된다

[0070] 즉, 다음의 각 은닉 계층의 뉴런들은 수학식 4에 의해 연산된 결과 값을 입력받을 수 있다.

수학식 4

$$\mathbf{V}_i = \text{ERReLU}(\mathbf{W}_i \mathbf{V}_{i-1} + \mathbf{b}_i), i = \{2, 3, \dots, M-1\}$$

[0071]

[0072] 마지막으로, 출력 계층에서의 뉴런들은 수학식 5에 의해 연산된 결과 값을 입력받을 수 있다.

수학식 5

$$\tilde{\mathbf{X}} = \text{ERReLU}(\mathbf{W}_M \mathbf{V}_{M-1} + \mathbf{b}_M)$$

[0073]

[0074] 상술한 수학식 3 내지 수학식 5의 ERReLU 함수는 다음의 수학식 6과 같다.

수학식 6

$$y_i = \alpha_i x_i$$

where

$$\alpha_i \sim U(l, u), l < u \text{ and } l, u \in [0, 1]$$

[0075]

[0076]

수학식 3 내지 수학식 5에 의해 연산된 출력 계층의 뉴런값들에 대한 타겟은, 앞서 상술한 바와 같이, 송신단에서 전송한 훈련 심볼의 각 부반송파에 할당되어 있는 변조 심볼에 해당한다. 가중치 및 바이어스 값을 훈련하기 위해 사용되는 비용 함수(cost function)는 출력 계층의 뉴런값과 타겟과의 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 사용하여 연산된다.

[0077]

심층 신경망의 출력 계층의 각 뉴런에서 출력된 값($\tilde{\mathbf{X}}$)과 각 뉴런에 대한 타겟 값(\mathbf{X}) 간의 차이를 각 뉴런에 대해 합산하여 유클리디안 거리를 구할 수 있다.

[0078]

유클리디안 거리(E_d)는 다음의 수학식 7에 의해 연산될 수 있다.

수학식 7

$$E_d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (\tilde{\mathbf{X}} - \mathbf{X})^2}$$

[0079]

[0080]

수학식 7에서 $\tilde{\mathbf{X}}$ 는 심층 신경망의 출력 계층을 통해 출력되는 출력 값이고, \mathbf{X} 는 약속된 신호 즉, 이미 알고 있는 타겟 값이다. 수학식 7을 통해 심층 신경망의 출력 값과 기 설정된 타겟 값 간 오차(유클리디안 거리)를 구할 수 있으며 오차가 문턱 값 이하가 될 때까지 학습을 반복할 수 있다.

[0081]

본 발명의 실시예는 수학식 7의 연산 결과를 비용 함수로 사용하고, 비용 최소화 알고리즘인 경사 하강법 (gradient descent algorithm)을 적용하여, 가중치 및 바이어스를 최적화시킨다. 가중치 및 바이어스의 최적화는 반복적으로 수행되며, 비용 함수가 사전에 결정된 문턱 값(threshold value) 이하가 되거나 최대 반복 횟수에 도달할 경우에 학습이 중단된다.

[0082]

본 발명의 실시예에서 비용 함수에 대한 문턱 값은 10^{-4} 을 사용하고, 가중치와 바이어스의 조정에 대한 최대 반복 횟수는 5,000번으로 결정하여 사용했다. 또한 학습률(learning rate)은 0.01을 사용했다.

[0083]

상술한 방법을 사용하여, 복수의 경로 채널마다 각각의 심층 신경망의 학습(최적화)을 완료한다.

[0084]

심층 신경망의 최적화가 완료된 이후에는, 추후 송신단에서 전송한 소정 심볼에 대응하여 수신한 심볼에 대한 각 부반송파의 신호를 심층 신경망의 입력 계층의 각 뉴런에 입력함으로써 출력 계층의 각 뉴런에서 출력되는 값들을 확인할 수 있다.

[0085]

출력 계층의 각 뉴런을 통해 출력된 값들은 변조 기법에 대응되는 복조 과정을 거쳐 데이터 비트로 검출될 수 있다. 이때, 성상도 상에서 가까운 값으로 조정되어 검출될 수 있다. 예를 들어, BPSK 변조 기법을 가정하여, 출력 계층의 제1 뉴런에서 출력된 값이 [0.2, 1.1]인 경우, 해당 신호는 성상도 상에서 가장 가까운 [0, 1]의 신호로 검출될 수 있다.

[0086]

도 5는 송신단에서 사용하는 변조 기법들에 대한 성상도를 도시한 도면이다.

[0087]

송신단에서 사용되는 변조 기법으로는 BPSK(biphase shift keying), QPSK(quadrature phase shift keying), 16QAM(quadrature amplitude modulation), 64QAM 등이 있다.

[0088]

도 5의 상단은 각 변조 기법(BPSK, 16-QAM, QPSK, 64-QAM)에 사용되는 정규화 인수(normalization factor)를 나타내며, 하단의 (a)~(d) 그림은 각각 BPSK, 16-QAM, QPSK, 64-QAM에 대한 성상도(constellation)를

나타낸다.

- [0089] 고차 변조일수록 하나의 심볼이 전송하는 데이터의 양이 증가되어 전송률이 증가되지만, 각 성상도 포인트 사이의 거리가 작아지기 때문에, 잡음에 취약한 단점을 가진다. 송신단의 전송 전력은 동일하기 때문에 도 5의 각 변조 기법에 대한 성상도는 도 5에 기재된 C_m 에 따라 정규화된다.
- [0090] 심층 신경망의 학습은 패킷 단위로 수행되며, 학습에 필요한 훈련 데이터용 OFDM 심볼(훈련 심볼)은 패킷 당 1개를 사용한다. 패킷 내의 각 OFDM 심볼들은 동일한 채널을 통과하더라도 잡음은 임의로 발생되어 수신 신호에 더해진다.
- [0091] 따라서, 비용 함수가 문턱 값 이하로 계산되어 심층 신경망의 훈련이 완료되었다더라도, 수신 잡음에 의하여 심층 신경망의 입력 계층의 뉴런에 할당되는 신호는 변동될 수 있고, 최적화된 가중치 및 바이어스에 따라 연산되는 출력 계층의 뉴런 값은 타겟과 크게 다를 수 있다.
- [0092] 이러한 오버피팅 문제를 해결하기 위해, 추가적으로 본 발명의 실시예는 다중 경로를 통해 수신된 훈련 심볼로부터 수신 전력에 대한 가중치를 계산하고, 추후 소정 심볼에 대한 신호 검출 시에 그 가중치를 이용하는 앙상블 학습을 적용한다.
- [0093] 도 6은 본 발명의 실시예에 따른 앙상블 학습 모델의 구조를 도시한 도면이다.
- [0094] 여기서, 송신단은 64QAM의 변조 기법을 사용하고, OFDM 심볼은 N개의 부반송파로 구성되며, 송수신단 사이에 4개의 다중 경로 채널이 있다고 가정한다.
- [0095] 이러한 도 6은 4개 경로 채널에 대응하는 4개의 독립적인 심층 신경망 모델(1st 네트워크, 2nd 네트워크, 3rd 네트워크, 4th 네트워크)과, 앙상블 가중치(Ensemble weight; $W^{1,j}$, $W^{2,j}$, $W^{3,j}$, $W^{4,j}$)에 기반한 앙상블 학습 모델을 도시한 것이다. 여기서, j는 부반송파 인덱스를 나타낸다. 도 6에 언급된 4개의 심층 신경망은 앞서 S320 단계를 통해 학습 및 최적화된 상태를 나타낸다.
- [0096] 또한, 도 6의 앙상블 학습 모델을 이용한 신호 검출 과정은 도 3의 S340~S350 단계에 해당하는 것으로, 앞서 상술한 훈련 심볼이 아닌, 실제 수신단에서 검출해야 하는 미지의 수신 심볼(제1 심볼)을 대상으로 수행된다. 물론, 도 6에서 앙상블 학습시 사용된 가중치($W^{i,j}$)의 경우, S340 단계 이전에 훈련 심볼을 이용하여 획득된 값으로, 이는 추후 S330 단계에서 상세히 설명할 것이다.
- [0097] 도 6에서 C_x 는 64QAM 기법의 성상도(도 5의 (d) 참조) 내 64개의 성상도 포인트 중 x번째 성상도 포인트를 나타낸다. 물론, C_x 는 학습된 심층 신경망에 대한 출력 계층의 뉴런 값으로부터 가장 가까운 성상도 포인트로 조정된 값을 의미한다. 성상도 상에서 첫줄부터 마지막 줄까지 $C_1 \sim C_{64}$ 으로 매겨질 수 있다. 예를 들어, $C_1=000100$, $C_{64}=100000$ 이다.
- [0098] 도 6에서 각각의 독립된 심층 신경망은 각 부반송파에 대해, 신호 대 잡음비(signal to noise ratio: SNR)에 따라 모두 동일한 C_x 를 생성하거나 다른 C_x 를 생성하는 것을 알 수 있다.
- [0099] 예를 들어, 도 6에서 심볼 내 1번 부반송파(J=1)의 경우, 각각의 경로 채널을 통과한 결과, 1,2,4번째 경로 채널에 대응한 1,2,4번째 심층 신경망(1st, 2nd, 4th 네트워크)을 통해서는 C_{11} 로 검출되었지만, 3번째 경로 채널에 대응한 3번째 심층 신경망(3rd 네트워크)를 통해서는 C_{13} 으로 검출되었다. 물론, 이러한 경우, 송신단이 실제로 보낸 제1 심볼 내 1번 부반송파의 신호는 C_{11} 일 확률이 더욱 높을 것이다.
- [0100] 만일, SNR이 크다면, 검출을 위해 입력된 신호는 심층 신경망의 학습 모델에 피팅한 데이터에 대한 유사도가 높기 때문에, 올바른 신호를 검출할 확률이 증가하지만, 반대로 SNR이 낮은 경우에는 유사도가 낮기 때문에, 오버피팅 문제가 발생되어 신호의 검출 확률이 낮아질 수 있다. 따라서, 본 발명의 실시예는 다중 경로를 통해 수신된 훈련 심볼로부터 가중치를 계산하여, 추후 소정 심볼에 대한 신호 검출 시에 상대다수 투표 방식의 앙상블 학습을 위해 활용한다.
- [0101] 즉, 본 발명의 실시예에서, 가중치 연산부(120)는 복수의 경로 채널 별로 수신된 훈련 심볼의 각 부반송파의 수신 전력을 기초로 소정 심볼의 각 부반송파에 각각 적용될 가중치를 경로 채널 별로 연산한다(S330).

- [0102] 송신단과 수신단 사이의 다중 경로 채널에 따라 수신 신호는 각 경로 채널 별 서로 다른 수신 전력과 지연 시간을 가진다. 일반적으로 지연이 클수록 수신 전력이 낮은 편이며, 이는 페이딩에 따라 변동될 수 있다.
- [0103] 도 7은 본 발명의 실시예에 따른 다중 경로 채널 및 그에 따른 delay profile를 도시한 도면이다. 도 7은 송신단(T)과 수신단(R) 사이에 4개의 경로 채널이 존재하는 경우이다.
- [0104] 도 7의 (a)는 송신단(T)과 수신단(R) 사이에 존재하는 여러 장애물들에 의한 신호의 반사 또는 산란에 의해 4개의 서로 다른 경로 채널이 발생한 것을 예시하며, 도 7의 (b)는 각 경로 채널 별로 수신 신호의 전력 크기와 수신 시간을 나타낸 것이다.
- [0105] 경로 1의 경우 신호가 반사 없이 직진되는 경로로서, 시간 지연 역시 가장 짧고 수신 전력이 가장 큰 것을 알 수 있다. 나머지 경로 2, 3, 4의 경우 신호가 적어도 1회 이상 반사되어 전달된 경로로서, 더 많은 시간 지연과 낮은 수신 전력을 나타낸 것을 알 수 있다.
- [0106] 시스템의 신뢰성을 높이기 위해서는 수신 신호의 전력이 높은 채널 경로에 대해 더욱 높은 가중치를 부여할 필요가 있다. 그런데, OFDM 심볼 내 N개의 각 부반송파 별로 전력이 높은 채널 경로의 정보가 조금씩 상이할 수도 있다. 본 실시예의 경우 각각의 j번째 부반송파마다 채널 경로별 가중치를 환산할 수 있다.
- [0107] 즉, 가중치 연산부(120)는 복수의 경로 채널 별 수신된 혼련 심볼의 각 부반송파의 수신 전력을 기초로, 소정 심볼(이하, 제1 심볼)의 각 부반송파에 각각 적용될 가중치를 경로 채널 별로 연산한다.
- [0108] 이를 위해, 가중치 연산부(120)는 i번째 경로 채널을 통해 수신되는 제1 심볼의 j번째 부반송파에 각각 적용될 가중치($W^{i,j}$)를 아래의 수학식 8을 통해 연산한다.

수학식 8

[0109]
$$W^{i,j} = W_T^{i,j} / N_2^j$$

[0110] 여기서, $i=\{1,2,\dots,L\}$, $j=\{1,2,\dots,N\}$, L은 경로 채널의 수, N은 부반송파의 수를 나타낸다. $W^{i,j}$ 는 $W_T^{i,j}$ 를 N_2^j 로 나누어 정규화된 값으로, 0보다 크고 1 이하의 값을 가진다.

[0111] N_2^j 는 i에 따른 L개의 $W_T^{i,j}$ 중 최대값을 나타내는 것으로 수학식 9와 같이 정의된다.

수학식 9

[0112]
$$N_2^j = \max(W_T^{i,j}) \text{ for } i$$

[0113] 여기서, $W_T^{i,j}$ 는 $W^{i,j}$ 계산을 위해 임시적으로(Temporarily) 저장되는 값으로 아래첨자 T를 부여한 것이며, 이는 수학식 10과 같이 정의될 수 있다.

수학식 10

[0114]
$$W_T^{i,j} = P(Y^{i,j}) / N_1^j$$

[0115] 수학식 9에서 $P(Y^{i,j})$ 는 i번째 경로 채널을 통해 수신된 혼련 심볼의 j번째 부반송파의 전력, N_1^j 는 L개

경로 채널에 대한 $P(\mathbf{Y}^{i,j})$ 를 모두 합산한 값이며 수학적 식 11과 같이 나타낼 수 있다.

수학적 식 11

$$\mathbf{N}_1^j = \sum_{i=1}^L P(\mathbf{Y}^{i,j})$$

[0116]

이와 같은 방법으로, j번째 부반송파의 앙상블 학습에 사용될 가중치를 각 채널 별로 연산할 수 있다.

[0117]

[0118]

도 5에서 부반송파 인덱스(subcarrier index) j=2일 때를 예시하면, i번째 경로 채널 각각에 대해 2번째 부반송파(j=2)에 적용되는 가중치는 $W^{i,2}$ 로 정의된다. 물론 $i=\{1,2,\dots,L\}$ 이며, 이하에서는 L=4로 가정하여 설명한다.

[0119]

그 중에서, $W^{1,2}$ 을 구하는 방법을 예시한다. $W^{1,2}$ 은 1번째 경로 채널(i=1)을 통해 수신된 소정 심볼(제1 심볼)에 대한 2번째 부반송파(j=2)에 적용될 가중치를 나타낸다.

[0120]

우선, 4개의 채널 경로를 통해 각각 수신된 훈련 심볼의 전력 값은 $P(Y^{1,2}), P(Y^{2,2}), P(Y^{3,2}), P(Y^{4,2})$ 이며, 수학적 식 11을 통해 이들을 모두 합산하여 \mathbf{N}_1^j 를 구한다. 그리고, 수학적 식 10과 같이, 각각의 전력 값을 \mathbf{N}_1^j 로 나누어 정규화 함으로써, $W_T^{1,2}, W_T^{2,2}, W_T^{3,2}, W_T^{4,2}$ 값을 각각 구한다.

[0121]

이후, 수학적 식 9를 이용하여, 4개의 W_T 값 중 최대 값을 선택한다. 만일, 최대 값이 $W_T^{3,2}$ 인 경우에 수학적 식 9에 의해, \mathbf{N}_2^j 는 $W_T^{3,2}$ 가 된다.

[0122]

다음, 수학적 식 8을 통해 $W^{1,2}$ 를 구한다. 즉, $W_T^{1,2}$ 를 $W_T^{3,2}$ 로 나누어 정규화한다. 이에 따라, $W^{1,2}$ 는 0과 1 사이의 값을 가지게 된다. 물론, 4개의 W_T 값 중 최대값이 $W_T^{1,2}$ 이었다면, 수학적 식 9에 의해 $W_T^{1,2}=1$ 이 될 것이며, 나머지 $W^{2,2}, W^{3,2}, W^{4,2}$ 는 1보다 작은 값을 가질 것이다.

[0123]

가중치를 연산한 이후에는 수신단에 실제 수신되는 신호에 대하여 앙상블 학습을 통해 신뢰성 있는 신호 검출을 수행할 수 있다.

[0124]

이를 위해, 초기 도출부(130)는 송신단에서 변조하여 보낸 제1 심볼에 대응하여, 복수의 경로 채널을 통해 각각 수신된 제1 심볼을 앞서 학습된 복수의 심층 신경망에 개별 입력시켜 출력 값을 획득한 다음, 출력 값으로부터 제1 심볼에 대한 검출 심볼을 도출한다(S340).

[0125]

도 6의 C_x 값이 곧, 4개의 독립된 심층 신경망을 각각 활용하여 도출된 제1 심볼에 대한 각 부반송파별 검출 심볼을 나타낸다. 그런데, 도 6의 결과로부터 j번째 부반송파에 대해 모두 동일한 C_x 를 도출하거나, 일부 다른 C_x 를 도출한 것을 확인할 수 있다.

[0126]

예를 들어, 4번째 부반송파(i=4)의 경우 4개의 모든 경로 채널에 대해 모두 C_{13} 을 도출하였기 때문에, 최종 검출되는 신호는 당연히 C_{13} 가 될 것이다. 하지만, 2번째 부반송파(i=2)의 경우 4개 경로 채널 중 1,3번 채널에 대해 C_{54} 를, 나머지 2,4번 채널에 대해 C_{52} 를 도출한 것을 알 수 있고, 이 경우 2번째 부반송파의 신호가 C_{52} 와 C_{54} 중 어떤 것인지 정확하게 알기 어렵다.

[0127]

본 실시예의 경우, j번째 부반송파에 각 채널 별로 부가되는 가중치를 이용하여 앙상블 학습하는 것을 통해 신뢰성 있는 신호 검출을 수행할 수 있다. 가중치는 앞서 S330 단계에서 생성한 바 있다.

[0128]

따라서, S340 단계 이후, 최종 검출부(140)는 복수의 심층 신경망에서 각각 도출된 검출 심볼을 부반송파 별로 결합하여 결합 신호를 획득한 후 해당 부반송파에 대응하는 가중치를 결합 신호에 적용하여 앙상블 학습하는 것을 통하여, 제1 심볼의 부반송파 별로 변조 심볼을 정확하게 검출한다(S350).

[0129] 우선, 최종 검출부(140)는 앞서 복수의 채널 경로에 대응하여 각각 도출된 검출 심볼의 j번째 부반송파 신호 간을 성상도 인덱스를 기초로 결합하여, 부반송파 별 결합 신호인 N개의 행렬 T_j 를 각각 생성한다.

[0130] 여기서, $j=\{1,2,\dots,N\}$ 이므로, 본 실시예에서 행렬 T_j 는 도 6과 같이, 각 부반송파에 대응하여 N개 생성된다. 이러한 행렬 T_j 는 앙상블 학습을 위해 각 부반송파 별로 변조기법에 대응되는 상대다수 투표를 위한 행렬을 나타낸다.

[0131] 행렬 T_j 생성을 위해, 최종 검출부(140)는 i번째 경로 채널에 대응하여 도출된 검출 심볼의 j번째 부반송파 신호의 성상도 인덱스 C_x 를 기초로, 행렬 T_j 의 i번째 행을 구성하되, i번째 행의 N개 열 중 x번째 열만 1을 할당하고, 나머지 열은 0을 할당하는 방식으로 행렬을 생성한다.

[0132] 이때, 행렬 T_j 에 대하여, 각 행별 원소의 합은 1이고, 각 열별 원소의 합은 0과 L 사이의 범위를 가지게 된다.

[0133] 예를 들어, 도 6에서 2번째 부반송파($j=2$)의 검출 심볼(C_{54} , C_{52} , C_{54} , C_{52}) 간을 결합하여 얻은 T_2 는 수학적 식 12와 같다.

수학적 식 12

$$T_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

↑ 1번째 열
 ↑ 2번째 열
 ↑ 52번째 열
 ↑ 54번째 열
 ↑ 64번째 열

[0134]

[0135] T_2 는 부반송파 수인 $N=64$ 에 대응하여 64개의 열을 가지고, 경로 채널의 수인 $L=4$ 에 대응하여 4개의 행을 가진다. 또한, 각 경로 채널에 대응하여 각 행을 구성하되, 1번째 경로 채널에 대한 C_{54} 에 대응하여, 1번째 행에서 54번째 열만 1의 값을 가지고 나머지 열은 0의 값을 가진다. 같은 방식으로, 2번째 경로 채널에 대한 C_{52} 에 대응하여, 2번째 행은 52번째 열만 1의 값을 가지고 나머지는 0의 값을 가진다.

[0136] 그 결과, 각 행별 원소의 합은 무조건 1이 된다. 각 열별 원소의 합을 보면, 수학적 식 12의 예시에서는 52번째 열의 합, 그리고 54번째 열의 합만 각각 2이며, 나머지 열의 원소의 합은 모두 0이다. 만일, 2번째 부반송파($j=2$)의 검출 심볼이 모두 C_{54} 였다면, 54번째 열의 원소의 합은 4가 되고, 나머지 열의 원소의 합은 모두 0이 될 것이다.

[0137] 이와 같이, T_j 를 생성한 이후에는, N개의 행렬 T_j 각각을 대상으로, 아래의 수학적 식 13을 이용하여, j를 1부터 N까지 가변하면서, 행렬 T_j 와 가중치 $W^{i,j}$ 간의 곱을 각 채널 경로 별로 합산한 값을 최대로 하는 변수 j인 $J_x(1 \leq J_x \leq N)$ 를 각각 도출한다.

수학적 식 13

$$J_x = \arg \max_j \left(\sum_{i=1}^L T_j \cdot W^{i,j} \right) \quad \text{for } j \in \{1, 2, \dots, N\}$$

[0138]

- [0139] 여기서, $\operatorname{argmax}_j(\cdot)$ 는 괄호 내의 연산 값을 최대로 만드는 변수 j 를 도출하는 연산이며, \odot 는 성분별 곱셈(element-by-element multiplication)을 나타낸다. 성분별 곱셈이란 행렬과 일반 값을 대응요소 간 곱셈하는 연산에 해당한다.
- [0140] 이 경우, 최종 검출부(140)는 아래 수학적 식 14를 이용하여, 성상도 상의 C_{j_x} 에 해당하는 심볼을 제1 심볼 내 j 번째 부반송파에 대응하는 변조 심볼로 각각 검출한다.

수학적 식 14

[0141]
$$\hat{x}_j = C_{j_x}$$

- [0142] 여기서, \hat{x}_j 는 상기 j 번째 부반송파에 대응하여 검출된 변조 심볼을 나타낸다.
- [0143] 만일, 수학적 식 13에서 괄호 내의 값을 최대로 하는 j 가 54였다면, $J_x=54$ 이 된다. 이 경우, 수학적 식 14에 따라 $\hat{x}_{j=C_{54}}$ 가 된다. 즉, 제1 심볼 내 3번째 부반송파에 대응하는 변조 심볼 \hat{x}_3 은 성상도 상의 C_{j_x} 에 해당하는 심볼인 C_{54} 로 검출한다. C_{54} 는 도 5의 성상도에서 [101011] 값에 해당한다.

[0144] 이상과 같이, 수학적 식 11에 의한 연산은 OFDM 심볼을 이루는 N 개의 부반송파별로 개별 수행하여, 최종적으로 도 6과 같이, N 개의 변조 심볼인 \hat{x}_1 내지 \hat{x}_N 을 검출한다.

[0145] 이상과 같은 본 발명의 실시예는 심층 신경망을 이용하여 가중치 및 바이어스를 정교하게 조정 및 제어하고 이를 통해 채널 추정 오차를 줄인다. 또한, 채널 보상 시에 신뢰성 저하를 방지하도록, 기 학습된 신경망에 수신 신호를 입력으로 할당하여 잡음의 증폭을 방지하고 신뢰성을 개선한다.

[0146] 또한, 심층 신경망이 훈련용 데이터에 오버피팅되는 문제를 해결하기 위하여, 송신단과 수신단 사이의 다중 경로를 통해 수신된 각각의 훈련 신호를 이용하여 상호 독립된 다중의 심층 신경망을 개별 학습시키며, 다중 경로별로 수신된 훈련 신호에 대한 각 부반송파별 수신 전력을 기초로 소정 신호의 각 부반송파에 적용될 가중치를 결정한다.

[0147] 이후에, 다중 경로를 통해 각각 수신된 소정 신호를 기 학습된 복수의 심층 신경망에 개별 적용하여 각각의 출력을 얻은 다음 결합하고 관련 가중치를 부가하여 앙상블 학습을 적용적으로 적용함으로써 오버피팅 문제를 해결한다.

[0148] 도 8은 본 발명의 실시예에 따른 방법과 기존 방법 간의 신호 검출의 신뢰성 성능을 비교하여 도시한 도표이다.

[0149] 도 8에서 아래로 갈수록 신호 대 잡음비(SNR)가 높고 잡음이 적은 경우를 나타낸다. 또한, 도 8에서 각 경우별 기재된 수치는 SNR에 따른 SER(symbol error rate)로, 에러율을 나타낸다.

[0150] 그리고, BPSK, QPSK, 16QAM 및 64QAM 방식 각각에 대해, 신호의 검출을 위해 기존의 방법을 사용한 경우(Conv), 단일의 심층 신경망을 사용한 경우(DNN), 그리고 복수의 심층신경망에 앙상블 학습을 적용하되 수학적 식 8에 의한 가중치 적용하지 않은 경우(DNN + Ensemble learning), 그리고 수학적 식 8에 의한 가중치를 이용하여 적응적 앙상블 학습을 적용한 경우(DNN + Adaptive Ensemble learning)에 대한 SER 결과를 나타낸다.

[0151] 기존의 채널 추정 및 보상 방법에 의한 결과(Conv)와 단일의 심층 신경망을 사용한 경우(DNN)에 대한 결과를 비교하면, 변조 기법에 따라 낮은 SNR에서는 심층 신경망에 의한 신호의 검출 신뢰성 성능이 기존의 방법보다 낮으며 특정 SNR 이상에서 개선된 신뢰성 성능을 가진다. 그 이유는 낮은 SNR에서는 심층 신경망의 학습에 사용되는 신호가 신호의 전력 대비 큰 잡음에 의해 크게 변동되어, 학습이 제대로 수행되지 않기 때문이며, 또한 검출하고자 하는 신호도 신호의 전력 대비 큰 잡음이 더해지기 때문에, 학습이 완료된 네트워크 모델은 검출하고자 하는 신호에 적합하지 않기 때문이다.

[0152] 도 8의 결과에 따르면 기존의 채널 추정 및 보상 방법(Conv)과 비교하여 딥 뉴럴 네트워크를 사용한 경우(DNN)

에는 BPSK, QPSK, 16QAM 및 64QAM 변조 기법 각각에 대해 2dB, 6dB, 18dB, 26dB의 신호 대 잡음비 이상에서 개선된 신뢰성 성능을 가진다. 각 변조 기법에 따른 심층 신경망을 학습하기 위한 신호 대 잡음비 이상에서는 신호 대 잡음비가 증가될수록 기존의 방법과 비교하여 급격하게 신뢰성 성능이 개선됨을 확인할 수 있다.

[0153] 신뢰성 성능을 개선하기 위해 추가적으로 앙상블 학습을 적용한 경우(DNN + Ensemble learning)에는 기존의 채널 추정 보상 방법과 비교하여, BPSK, QPSK, 16QAM 및 64QAM 기법 각각에 대해 8dB, 12dB, 20dB, 28dB의 신호 대 잡음비 이상에서 개선된 신뢰성을 가지는 것을 확인할 수 있다. 이와 같이 앙상블 학습을 적용한 경우에, 더 높은 신호 대 잡음비에서 신뢰성 성능의 개선이 나타나는 이유는 앙상블 학습에 사용되는 각각의 모델에 대한 신뢰성이 일정 이상 보장되어야 하기 때문이다. 하지만 각 변조 기법에 따른 특정 신호 대 잡음비 이상에서는 신호 대 잡음비가 증가할수록 단일의 딥 뉴럴 네트워크를 사용한 경우보다 더 급격하게 신뢰성 성능이 개선됨을 확인할 수 있다.

[0154] 또한 다중 경로로 수신받은 신호의 전력을 가중치로 사용하는 적응적인 앙상블 학습을 적용한 경우(DNN + Adaptive Ensemble learning)는 기존의 채널 추정 보상 방법과 비교하여, BPSK, QPSK, 16QAM 및 64QAM 기법 각각에 대해 4dB, 10dB, 16dB, 24dB의 신호 대 잡음비 이상에서 개선된 신뢰성을 가진다. 이 결과는 단일의 심층 신경망을 사용한 경우와 거의 유사한 수치를 나타낸다. 그러나, 앞의 3가지 경우의 방법과 비교하여 보면, 신호 대 잡음비에 따라 가장 급격하게 신뢰성 성능이 개선됨을 알 수 있다. 또한, 일반적인 통신 시스템 환경에서 신호 대 잡음비는 20dB 이상이기 때문에 본 발명에서 제공하는 채널 추정 및 보상 방법은 통신 시스템 환경에 따른 신뢰성 개선에 큰 효과를 가지는 것을 확인할 수 있다.

[0155] 이상과 같은 본 발명에 따르면, SISO-OFDM 시스템의 수신단에 딥 뉴럴 네트워크를 적용하여 채널을 효과적으로 추정 및 보상할 수 있으며 적응적 앙상블 지도 학습을 이용하여 딥 뉴럴 네트워크의 오버피팅 문제를 해결할 수 있어 시스템의 신뢰도를 높일 수 있다.

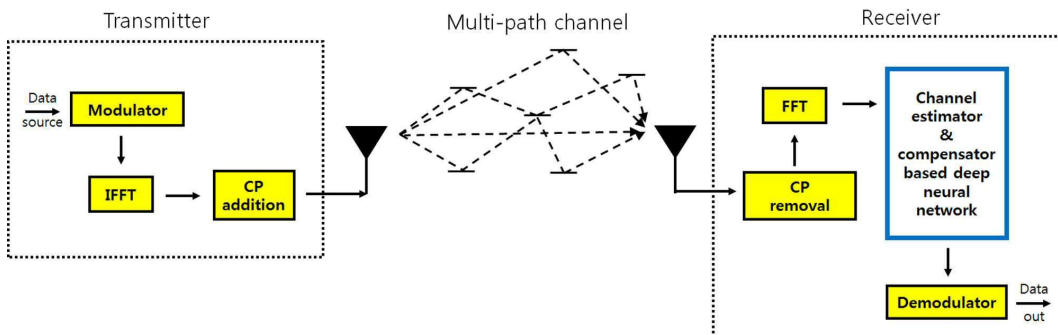
[0156] 본 발명은 도면에 도시된 실시 예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 다른 실시 예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 특허청구범위의 기술적 사상에 의하여 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

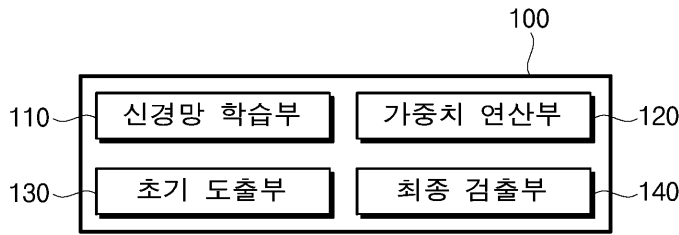
- [0157] 100: 채널 추정 장치 110: 신경망 학습부
- 120: 가중치 연산부 130: 초기 도출부
- 140: 최종 검출부

도면

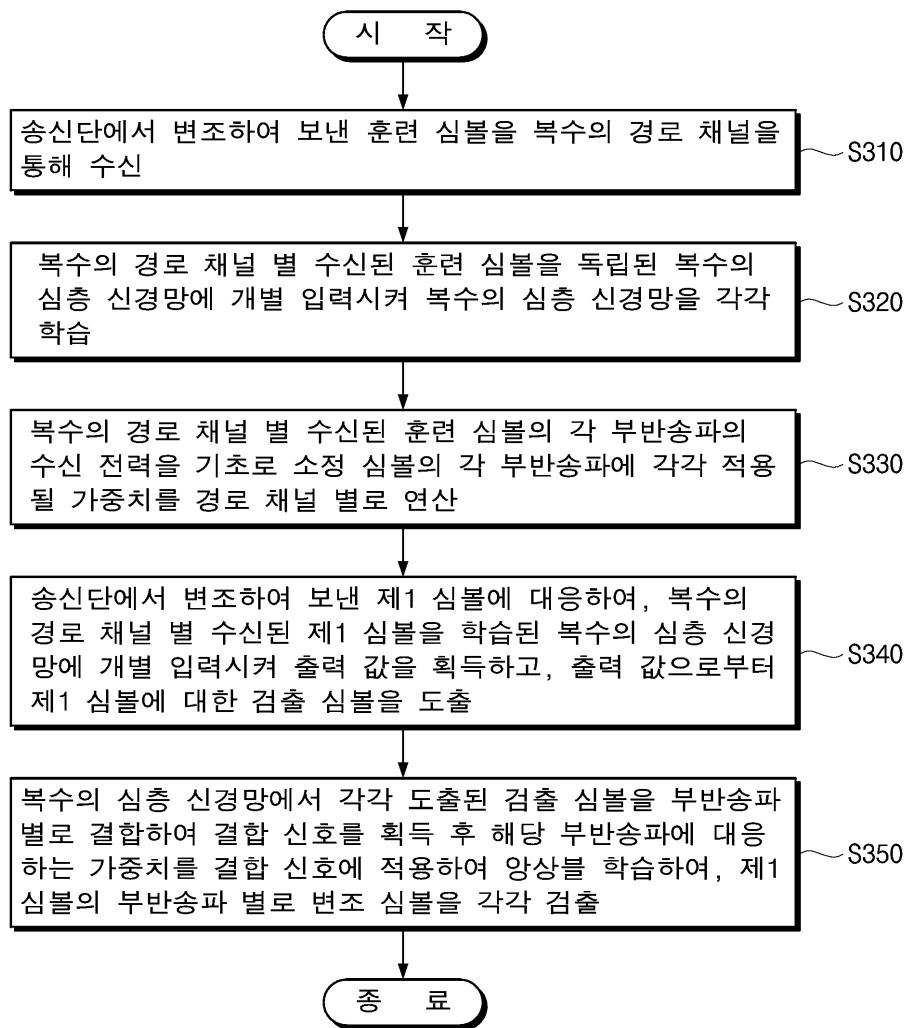
도면1



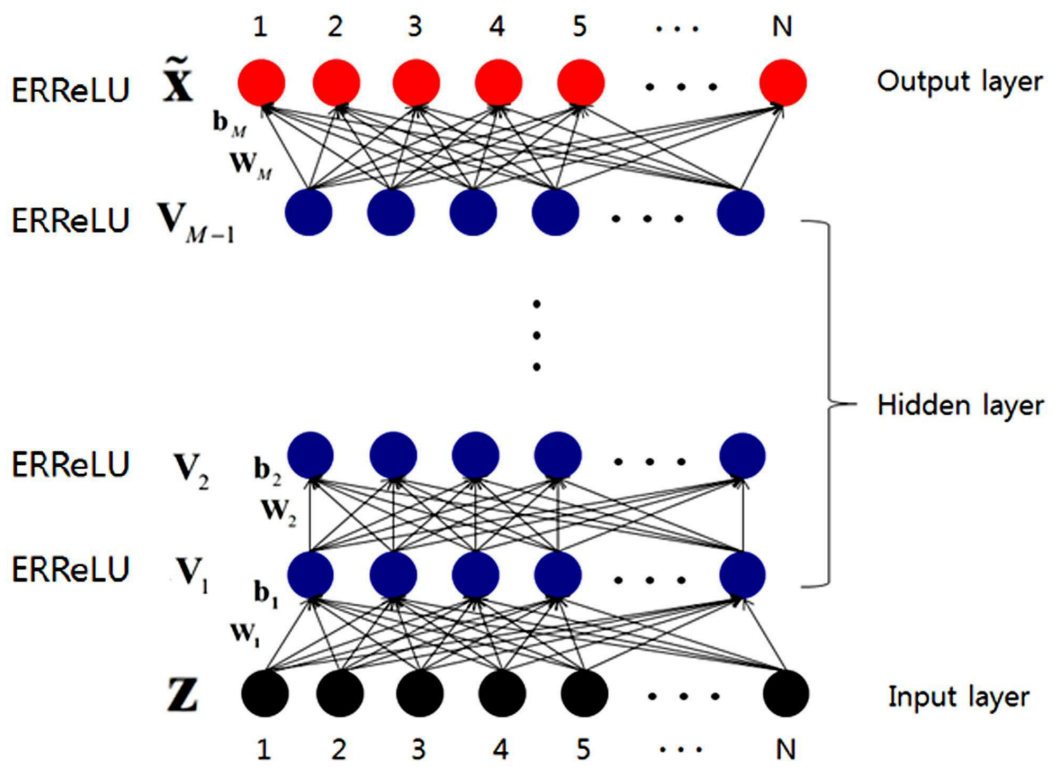
도면2



도면3

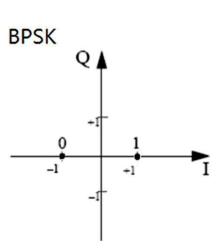


도면4

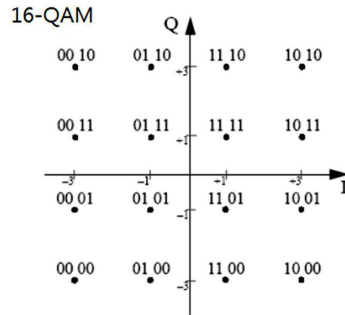


도면5

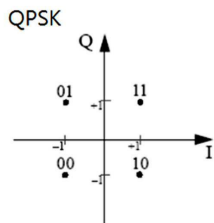
Modulation scheme	Normalization constant for unit average power
BPSK	$c_m = 1$
QPSK	$c_m = 1 / \sqrt{2}$
16-QAM	$c_m = 1 / \sqrt{10}$
64-QAM	$c_m = 1 / \sqrt{42}$



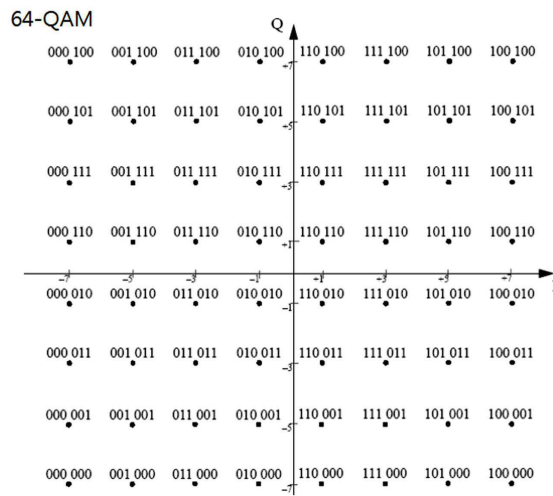
(a)



(b)

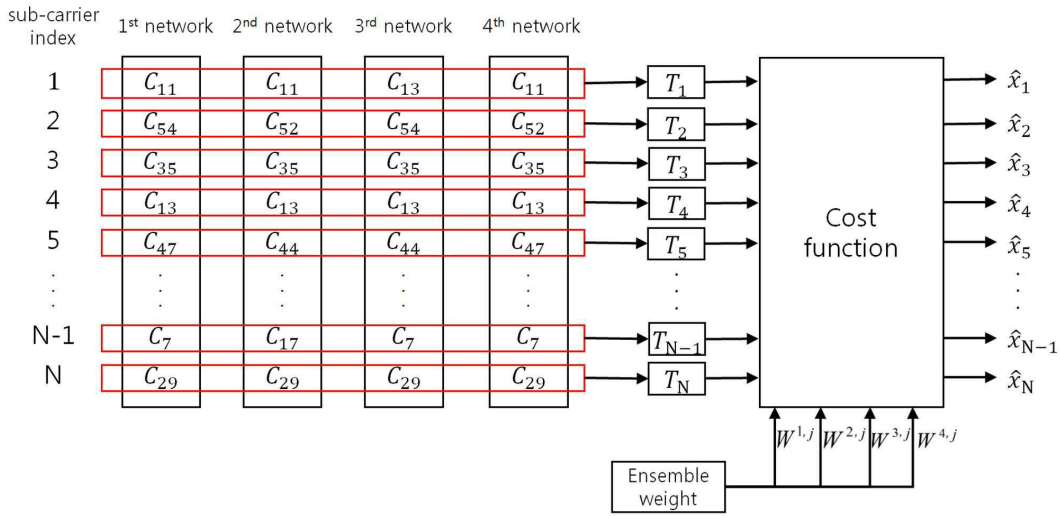


(c)

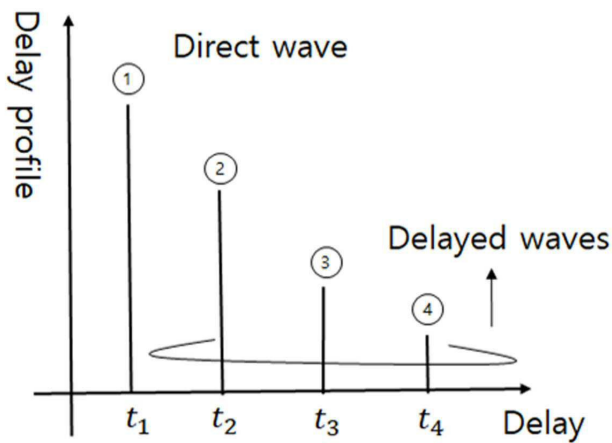
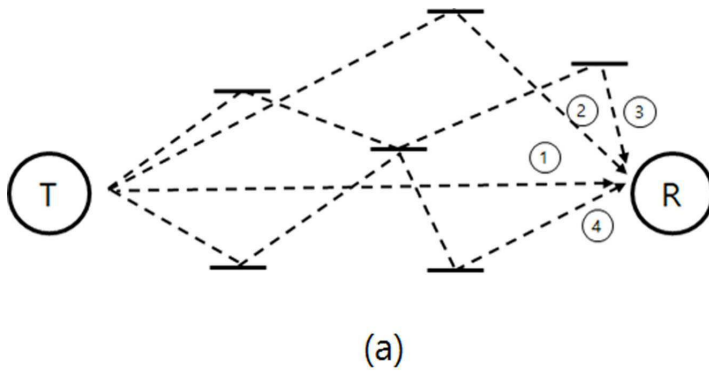


(d)

도면6



도면7



(b)

도면8

SNR	Conv				DNN				DNN + Ensemble learning				DNN + Adaptive ensemble learning			
	BPSK	QPSK	16QAM	64QAM	BPSK	QPSK	16QAM	64QAM	BPSK	QPSK	16QAM	64QAM	BPSK	QPSK	16QAM	64QAM
0	0.24069	0.30497	0.38109	0.42133	0.49992	0.53461	0.88247	0.96219	0.51678	0.74976	0.94072	0.98442	0.5002	0.75014	0.93615	0.98538
2	0.18236	0.25143	0.34297	0.395	0.09782	0.53676	0.78606	0.95261	0.50855	0.75276	0.93868	0.97847	0.50033	0.75029	0.93892	0.98156
4	0.13122	0.19722	0.30047	0.36372	0.1033	0.3219	0.77171	0.95018	0.47218	0.75052	0.94072	0.98671	0.06326	0.75044	0.93517	0.98622
6	0.09088	0.14785	0.25604	0.32865	0.05158	0.13898	0.71816	0.89248	0.49966	0.74988	0.93539	0.98664	0.0638	0.75005	0.93767	0.98632
8	0.06034	0.10567	0.21017	0.29079	0.01437	0.1406	0.66672	0.88939	0.02542	0.0849	0.93312	0.98567	0.00842	0.74975	0.93762	0.98443
10	0.03985	0.07304	0.16644	0.25167	0.0075	0.03515	0.49102	0.78912	0.0008	0.08363	0.94161	0.97441	0.00034	0.01039	0.93762	0.98457
12	0.02569	0.04899	0.12657	0.21247	0.00143	0.01266	0.47251	0.81627	4.54E-04	0.00796	0.93734	0.96112	0.00012	0.02121	0.9375	0.98457
14	0.0169	0.03196	0.09227	0.17449	0.00043	0.00905	0.19616	0.61162	1.37E-05	0.00179	0.93742	0.91226	0	0.00069	0.93757	0.97693
16	0.01057	0.02067	0.06446	0.139	3.4E-05	2.65E-03	0.15467	0.62493	0	8.89E-05	0.11098	0.93361	0	1.71E-06	0.05025	0.98431
18	0.00673	0.01311	0.04405	0.10657	0	6.91E-06	0.00821	0.39462	0	1.46E-06	0.06069	0.96712	0	0	0.02683	0.98417
20	0.00415	0.00856	0.02888	0.07848	0	2.06E-06	0.00697	0.32786	0	8.15E-07	0.00926	0.97441	0	0	0.00217	0.98439
22	0.00271	0.00524	0.01893	0.05567	0	0	0.00531	0.38741	0	0	0.00177	0.98442	0	0	0.00032	0.98433
24	0.00167	0.00332	0.01236	0.03793	0	0	1.76E-04	0.09855	0	0	3.42E-06	0.98664	0	0	1.22E-06	0.0377
26	0.0011	0.00223	0.0079	0.0257	0	0	5.86E-06	0.02449	0	0	4.88E-07	0.04983	0	0	0	0.00958
28	0.00069	0.0014	0.00492	0.01676	0	0	0	0.00819	0	0	0	0.00221	0	0	0	0.00049
30	0.00041	0.00085	0.00313	0.01096	0	0	0	0.00014	0	0	0	0.00065	0	0	0	2.54E-05
32	0.00028	0.00053	0.00203	0.00692	0	0	0	6.69E-05	0	0	0	5.86E-06	0	0	0	0
34	0.00019	0.00035	0.00127	0.00448	0	0	0	4.88E-06	0	0	0	3.91E-06	0	0	0	9.77E-07
36	0.00011	0.00021	0.00078	0.00281	0	0	0	3.88E-06	0	0	0	0	0	0	0	0
38	6.59E-05	1.28E-04	0.00049	0.00182	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40	3.66E-05	8.40E-05	0.00031	0.00115	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0