



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0059659
(43) 공개일자 2021년05월25일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01S 13/02 (2006.01) G01S 13/08 (2006.01)
G06N 3/02 (2019.01)
(52) CPC특허분류
G01S 13/0209 (2013.01)
G01S 13/08 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0152264
(22) 출원일자 2020년11월13일
심사청구일자 2020년11월13일
(30) 우선권주장
1020190146723 2019년11월15일 대한민국(KR)

(71) 출원인
한밭대학교 산학협력단
대전광역시 유성구 동서대로 125 (덕명동)
(72) 발명자
정의립
대전광역시 유성구 어은로 57 한빛아파트 101동 1802호
남경모
대전광역시 대덕구 대청로64번길 63 한신새여울아파트 303동 1104호
정태운
대전광역시 유성구 학하서로 158 네오빌 304호
(74) 대리인
이은철, 이우영

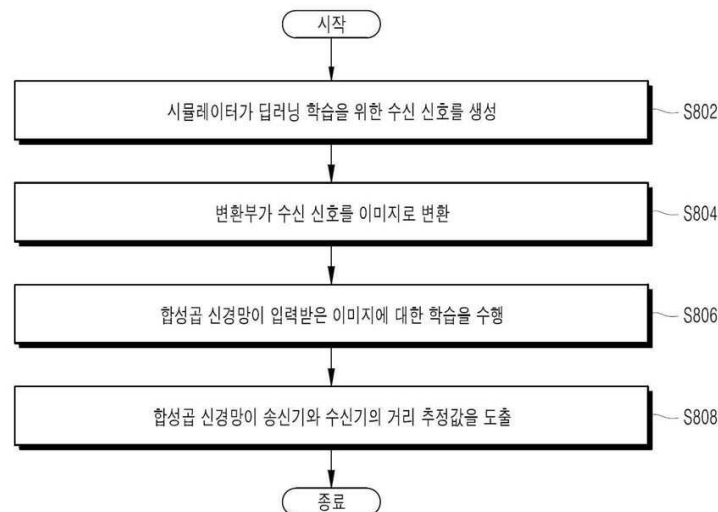
전체 청구항 수 : 총 7 항

(54) 발명의 명칭 **합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 장치 및 방법**

(57) 요약

본 발명은 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 장치 및 방법에 관한 것으로서, 송신기의 전송 신호를 수신하는 수신부; 상기 수신 신호를 초광대역 채널 모델을 기반으로 합성곱 신경망의 학습을 위한 2차원 행렬 형태의 이미지로 변환하는 전처리부; 및 상기 전처리부의 이미지에 대한 합성곱 계층으로 학습 수행하여 송신기와 수신기 간의 거리 추정값으로 출력하는 학습부를 포함함에 따라 기존의 문턱값(Threshold) 기반의 거리 추정이 아닌, 초광대역 시스템의 합성곱 신경망 기반의 거리 추정 방법을 제공함으로써, 종래의 기법보다 거리 추정 성능이 우수한 효과가 있다.

대표도 - 도8



(52) CPC특허분류

G06N 3/02 (2019.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711081183
과제번호	2018-0-01663-002
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	방송통신산업기술개발(R&D)
연구과제명	통신-센싱 융합 B5G 밀리미터파 응용 시스템 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	광운대학교 산학협력단
연구기간	2018.07.01 ~ 2022.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 장치에 있어서,

송신기의 전송 신호를 수신하는 수신부;

상기 수신 신호를 초광대역 채널 모델을 기반으로 합성곱 신경망의 학습을 위한 행렬 형태의 2차원 이미지로 변환하는 전처리부; 및

상기 전처리부의 이미지에 대한 합성곱 계층으로 학습 수행하여 송신기와 수신기 간의 거리 추정값으로 출력하는 학습부를 포함하는 것을 특징으로 하는 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 장치.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 전처리부는,

수신 신호를 디지털 형태로 변환하고,

디지털 형태의 수신 신호를 정규화하여 1차원으로 변환하며,

변환된 1차원 수신 신호를 2차원 행렬 형태의 이미지로 변환하도록 구비되는 것을 특징으로 하는 특징으로 하는 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 장치.

청구항 3

합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법에 있어서,

수신부가 합성곱 신경망의 학습을 위한 수신 신호를 생성하는 (a) 단계;

전처리부가 상기 수신 신호를 초광대역 채널 모델을 기반으로 합성곱 신경망의 학습을 위한 행렬 형태의 2차원 이미지로 변환하는 (b) 단계; 및

학습부가 합성곱 신경망이 입력받은 이미지에 대한 학습을 수행하여 합성곱 신경망이 송신기와 수신기의 거리 추정값을 도출하는 (c) 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법.

청구항 4

제3항에 있어서, (a) 단계 이후에,

수신 신호를 디지털 형태로 변환하는 단계;

상기 디지털 형태의 수신 신호에 정규화(Normalization)를 적용하는 단계; 및

상기 정규화된 1차원의 수신 신호를 2차원의 이미지 형태로 변환하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법.

청구항 5

제4항에 있어서, 상기 (c) 단계는

소정 수의 합성곱 계층으로 학습을 수행하는 학습 단계; 및

상기 합성곱 계층의 출력에 대해 회귀망의 전결합 계층으로 하나의 송신기 및 수신기의 거리 추정값을 출력하는 추정 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법.

청구항 6

제5항에 있어서, 상기 학습 단계의 하나의 합성곱 계층에서,

수신된 이미지에 대해 정형된 선형 유닛(ReLU: Rectified Linear Unit)의 활성화 함수 및 소정 수의 풀링 계수로 학습 연산하고,

연산 결과에 대해 최대 풀링을 수행하여 연산 결과에 따른 데이터의 크기를 축소하여 다음 합성곱 계층으로 순차 전달하도록 구비되는 것을 특징으로 하는 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법.

청구항 7

제3항 내지 제6항 중 한 항에 있어서, 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법을 실행하기 위한 프로그램이 기록되고 컴퓨터에 의해 실행 가능한 기록매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 장치 및 방법에 관한 것으로 더욱 상세하게는, 기존의 문턱값을 사용한 Time of arrival(TOA) 추정 없이 합성곱 신경망(convolutional neural network, CNN)을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 기술에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 최근 여러 종류의 실내 위치 측위 기술들은 여러 분야에서 다양하게 사용되고 있으며, 기업 및 연구소 등에서 활발하게 연구가 진행되고 있다. 실내 위치 측위 기술 중 초광대역 기반의 시스템은 주파수 영역에서 500MHz 이상의 넓은 대역폭을 가지며, 시간 영역에서는 짧은 펄스 파형의 특징이 있다. 이 특징으로 인해 다중 경로의 간섭이 적고, 시간 영역에서의 해상도가 높아 다른 위치 측위 기술보다 정확도가 높다는 장점이 있다.

[0003] 도 1은 종래의 초광대역 신호를 이용한 거리 추정 방법으로 널리 사용되고 있는 문턱값 기반의 거리 추정 방법의 블록도이다.

[0004] 도 1에서 $x(t)$ 를 송신기가 전송한 초광대역 신호라고 가정하면, 수신기에서의 수신 신호 $y_a(t)$ 는 [수학식 1]과 같다.

[0005] [수학식 1]

$$y_a(t) = x(t) * h(t - t_0) + z(t)$$

[0007] 여기서, $h(t)$ 는 채널 임펄스 응답이고, $*$ 는 컨볼루션이며, $z(t)$ 는 잡음신호이고, t_0 는 송수신기 거리에 따른 전파 지연시간을 의미하며, 본 발명의 일 실시예에서는 TOA라고 정의한다.

[0008] 이렇게 수신된 신호는 디지털 신호로 변환되는데 이는 아래의 [수학식 2]와 같다.

[0009] [수학식 2]

$$y(n) = y_a(nT_s) = y_a(n/F_s), 0 \leq n \leq L-1$$

[0011] 여기서, T_s 는 샘플링 주기이며, F_s 는 샘플링 주파수이고, L 은 수신신호의 관찰 길이이다. 이때, L 은 추정하고자 하는 송수신기 사이의 최대 거리로 결정된다.

[0012] 수신 신호 $y(n)$ 에서 첫 번째 도착하는 신호를 검출하기 위해서는 문턱값을 결정해야 하는데, 최적의 문턱값은 SNR의 함수로 결정되며 SNR에 반비례한다. 따라서, 문턱값을 결정하기 전에 먼저 수신 신호의 SNR 추정이 선행되어야 한다. 이때, SNR은 다음의 [수학식 3]으로 표현된다.

[0013] [수학식 3]

$$\eta = \frac{P_y}{P_z}$$

[0015] 여기서, P_y 는 수신된 초광대역 신호의 평균 전력이며, P_z 는 잡음의 평균 전력이다. 본 발명의 일 실시예에서는 평균 전력을 추정하는데 어려움이 있어 P_z 대신 $|y(n)|^2$ 의 최대값을 사용해 [수학식 4]와 같이 표현하였다.

[0016] [수학식 4]

$$\tilde{P}_y = \max_n |y(n)|^2$$

[0018] 그리고, 수신 신호 $y(n), 0 \leq n \leq L-1$ 에서 초광대역 신호가 존재하지 않는 시간 구간에서 잡음의 전력을 추정한다. 초광대역 신호가 존재하지 않는 시간의 첫 시점을 N , 시간 길이를 L_n 이라 하면 SNR의 추정은 다음의 [수학식 5]와 같이 표현된다.

[0019] [수학식 5] ($L_q \rightarrow L_n$)

$$\hat{\eta} = \frac{\tilde{P}_y}{\frac{1}{L_n} \sum_{n=N}^{N+L_n-1} |y(n)|^2}$$

[0021] 또한, 추정된 SNR을 기반으로 문턱값을 다음의 [수학식 6]과 같이 결정한다.

[0022] [수학식 6]

$$\tau = \alpha / \hat{\eta}$$

[0024] 여기서, α 는 양의 실수이며 채널 환경에 따라 최적화를 한다. 그리고 τ 는 문턱값을 나타낸다. 이처럼 문턱값이 결정되면 TOA에 해당하는 이산 시간은 다음의 [수학식 7]과 같이 추정할 수 있고, 이에 따라 TOA는 다음의 [수학식 8]과 같이 도출할 수 있다.

[0025] [수학식 7]

$$\hat{n} = \min_n \arg(|y(n)|^2 > \tau)$$

[0027] [수학식 8]

$$\hat{t}_0 = \hat{n} T_s = \hat{n} / F_s$$

[0029] 또한, 빛의 속도를 c 라고 하면 송신기와 수신기 사이의 거리는 다음의 [수학식 9]와 같이 도출된다.

[0030] [수학식 9]

$$\hat{d} = c \hat{t}_0$$

[0032] 그러나, 종래의 거리 추정 방법의 경우 SNR이 낮거나 송수신기의 거리가 먼 경우 거리 추정 성능이 낮은 단점이 있다. 이에 본 출원인은 종래의 방법보다 우수한 성능을 갖는 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법을 제안하고자 한다.

선행기술문헌

특허문헌

[0033] (특허문헌 0001) 한국등록특허 제10-1903218호(2018.09.20)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0034] 본 발명의 목적은, 종래에 문턱값(Threshold) 기반의 거리 추정이 아닌, 종래의 기법보다 성능이 우수한 초광대역 시스템의 실내 위치 측위를 위한 합성곱 신경망 기반의 거리 추정 방법을 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0035] 이러한 기술적 과제를 달성하기 위한 본 발명의 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 장치는,

[0036] 송신기의 전송 신호를 수신하는 수신부;

[0037] 상기 수신 신호를 초광대역 채널 모델을 기반으로 합성곱 신경망의 학습을 위한 2차원 행렬 형태의 이미지로 변환하는 전처리부; 및

[0038] 상기 전처리부의 이미지를 합성곱 계층의 입력 이미지로 사용하여 학습을 수행하고 송신기와 수신기 간의 거리 추정값으로 출력하는 학습부를 포함하는 것을 일 특징으로 한다.

[0039] 본 발명의 다른 실시예의 양태에 의거한 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법은,

[0040] 수신부가 합성곱 신경망의 학습을 위한 수신 신호를 생성하는 (a) 단계; 전처리부가 수신 신호를 이미지로 변환하는 (b) 단계; 학습부가 합성곱 신경망이 입력받은 이미지에 대한 학습을 수행하여 합성곱 신경망이 송신기와 수신기의 거리 추정값을 도출하는 (c) 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0041] 바람직하게는, (a) 단계 이후에,

[0042] 수신 신호를 디지털 형태로 변환하는 단계;

[0043] 상기 디지털 형태의 수신 신호에 정규화(Normalization)를 적용하는 단계; 및

[0044] 상기 정규화된 1차원의 수신 신호를 2차원의 이미지 형태로 변환하는 단계를 포함할 수 있다.

[0045] 바람직하게 상기 (c) 단계는

[0046] 소정 수의 합성곱 계층으로 학습을 수행하는 학습 단계; 및

[0047] 상기 합성곱 계층의 출력에 대해 회귀망의 전결합 계층으로 하나의 송신기 및 수신기의 거리 추정값을 출력하는 추정 단계를 포함할 수 있다.

[0048] 바람직하게 상기 학습 단계의 하나의 합성곱 계층에서,

[0049] 수신된 이미지에 대해 합성곱 필터와 활성화 함수인 Rectified Linear Unit(ReLU)를 사용하고

[0050] 연산 결과에 대해 max pooling을 수행하여 연산 결과에 따른 데이터의 크기를 축소하여 다음 합성곱 계층으로 순차 전달하도록 구비될 수 있다.

발명의 효과

[0051] 상기와 같은 본 발명에 따르면, 기존의 문턱값(Threshold) 기반의 거리 추정이 아닌, 초광대역 시스템의 실내 위치 측위를 위한 합성곱 신경망 기반의 거리 추정 방법을 제공함으로써, 종래의 기법보다 거리 추정 성능에 우수한 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0052] 도 1은 종래에 문턱값을 이용한 거리 추정 기법을 도시한 블록도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법을 적용한 거리 추정 기법의 블록도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법에 따라 정규화가 적용된 신호를 도시한 예시도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법에 따라 정규화

이후 1차원 벡터 신호를 2차원 행렬로 변환한 것을 도시한 예시도이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법의 딥러닝 모델 구조를 도시한 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법의 SNR에 따른 거리 추정 성능을 도시한 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법의 거리에 대한 RMSE 성능을 도시한 도면이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법을 도시한 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0053] 본 발명의 구체적인 특징 및 이점들은 첨부도면에 의거한 다음의 상세한 설명으로 더욱 명백해질 것이다. 이에 앞서, 본 명세서 및 청구범위에 사용된 용어나 단어는 발명자가 그 자신의 발명을 가장 최선의 방법으로 설명하기 위해 용어의 개념을 적절하게 정의할 수 있다는 원칙에 입각하여 본 발명의 기술적 사상에 부합하는 의미와 개념으로 해석되어야 할 것이다. 또한, 본 발명에 관련된 공지 기능 및 그 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는, 그 구체적인 설명을 생략하였음에 유의해야 할 것이다.

[0054] 이하, 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법에 대해 살펴보면 아래와 같다.

[0055] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 장치의 블록도로서, 도 2를 참조하면, 초광대역 시스템의 거리 추정 장치는 송신기의 송신 신호에 대한 수신 신호를 디지털 형태로 변환하고 변환된 디지털 형태의 수신 신호를 정규화 및 정형을 통해 2차원 형태의 이미지 형태로 변환하며 변환된 이미지 형태의 수신 벡터에 대해 학습 수행하여 거리 추정값을 도출하도록 구비될 수 있고, 이에 거리 추정 장치는 수신부(100), 전처리부(200), 및 학습부(300)중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0056] 도 2에서 송신 신호를 $x(t)$, 채널 임펄스 응답을 $h(t)$ 라고 상정하면 수신부(100)의 수신 신호는 [수학식 1]과 동일하고 수신 신호는 전처리부(200)에 의거 디지털 형태로 변환되며, 디지털 형태의 수신 신호는 [수학식 2]와 동일하다. 이때 수신 신호는 절대값의 제곱이 취해지며 최대 크기가 1이 되도록 [수학식 10]을 통해 정규화(Normalization)를 수행하게 된다.

[0057] [수학식 10]

[0058] $r(n) = |y(n)|^2 / \gamma$

[0059] $\gamma = \max |y(n)|^2 \text{ for } 0 \leq n \leq L-1$

[0060] 이처럼, [수학식 10]을 통해 정규화가 적용된 수신 신호의 예는 도 3에 도시된 그림과 같다. 도 3은 송수신기 사이의 거리가 2m이고 SNR이 20dB일 때의 예시이며, 정규화가 적용된 수신 신호는 2차원 행렬로 변환되고, 변환된 2차원 행렬은 다음 식 11을 만족한다.

[0061] [수학식 11]

[0062]
$$M = \begin{bmatrix} y(0) & y(V) & \cdots & y(L-V) \\ y(1) & y(V+1) & \cdots & y(L-V+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y(V-1) & y(2V-1) & \cdots & y(L-1) \end{bmatrix}$$

[0063] 이때, 1차원 신호의 길이는 V 단위로 잘라 행렬 M 의 열을 구성한다. 따라서 행렬 M 의 크기는 $V \times L/V$ 가 된다.

[0064] 예를 들어 $L=2,000$ 이고 $V=50$ 이라면 50×40 의 행렬로 변환되고, 도 4는 2차원 변환의 예를 보인다.

- [0065] 도 4의 (b)는 2차원 행렬로 변환 신호를 흑백의 이미지로 표현한 것으로, 이렇게 변환된 신호는 합성곱 신경망으로 입력되며 출력은 송수신기 사이의 거리이다.
- [0066] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 학습부(300)의 합성곱 신경망을 도시한 구조도이다.
- [0067] 도 5에 도시된 바와 같이 전처리부(200)의 이미지의 크기는 50-by-40이며, 총 4개의 합성곱 계층과 3개의 풀링 계층으로 구성된다.
- [0068] 또한, 각 합성곱 계층 다음에는 배치 정규화 계층을 구성하는데, 이때, 활성화 함수는 Rectified Linear Unit(ReLU)를 사용한다. 그리고, 하나의 전결합 계층과 회귀 계층을 사용하여 모델을 구성하였다.
- [0069] 도 5를 참조하면, 전처리된 2차원 이미지 형태의 데이터 50x40는 8개의 채널로 첫 번째 계층으로 전달되어 학습된다.
- [0070] 그리고, 필터 사이즈는 3x3, 스트라이드는 가로 1, 세로 1, 활성화 함수는 ReLU, 가중치 수가 72개로 구비된 첫 번째 계층의 출력 데이터의 크기는 Max pooling에 의거 축소된다.
- [0071] 이때 Max pooling의 사이즈는 2x2 이며, 스트라이드는 가로 2, 세로 2이고, Max pooling의 출력 데이터는 두 번째 합성곱 계층에 전달된다.
- [0072] 두 번째 합성곱층은 16개의 채널로 구성되고, 필터 사이즈는 3x3, 스트라이드는 가로 1, 세로 1, 활성화 함수는 ReLU이고, 가중치 수는 1,152개로 구비되며, 이에 Max pooling의 출력 데이터는 학습되며, 두 번째 합성곱층의 출력 데이터는 두 번째 Max pooling에 의거 크기가 축소된다.
- [0073] 이때 Max pooling 사이즈는 2x2이며, 스트라이드는 가로2, 세로2이며, Max pooling의 출력 데이터는 세 번째 합성곱 층으로 입력된다.
- [0074] 그리고, 세 번째 합성곱 층은 32개의 채널로 구성되며, 필터 사이즈는 3x3, 스트라이드는 가로 1, 세로 1, 활성화 함수는 ReLU이며 가중치 수는 4,608 개로 구비되며, 이에 두번째 합성곱 층의 Max pooling의 출력 데이터는 학습되고 학습 결과인 세 번째 합성곱 층의 출력 데이터는 Max pooling에 의거 크기가 축소된다.
- [0075] 이때 Max pooling 사이즈는 2x2 이며, 스트라이드는 가로2 세로2이며, Max pooling의 출력 데이터는 네 번째 합성곱 층에 입력된다.
- [0076] 한편, 네 번째 합성곱 층은 64개의 채널로 구성되며, 필터 사이즈는 3x3, 스트라이드는 가로 1, 세로 1, 활성화 함수는 ReLU, 및 가중치 수는 18,432개로 구비되어 세 번째 합성곱 층의 max pooling의 출력 데이터에 대해 학습하고 곱합 학습 결과의 네 번째 합성층의 출력은 다섯 번째 합성곱 층의 출력과 합산되어서 전결합 계층(Fully-connected Layer)에 입력된다. 여기서 전결합 계층의 출력은 회귀망이므로 한 개이고, 출력 데이터는 송수신기의 거리 추정값이며 실수이다.
- [0077] 한편, 본 발명의 일 실시예의 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 장치는 학습부(300)에 의거 도출된 거리 추정값에 대한 검증을 수행할 수 있다.
- [0078] 여기서 거리 추정값에 대한 성능 평가는 추정 거리값 $\hat{d}$ 과 실측값 d 간의 용함수의 최적해로 도출되며, 비용함수는 추정 거리값 $\hat{d}$ 과 실측값 d 에 대한 평균자승에러(RMSE : Root Mean Square Error)로 설정되며, 하기 수학적 식 12로 나타낼 수 있다.
- [0079] [수학적 식 12]
- $$Cost = \frac{1}{B} \sum_k (\hat{d}_k - d_k)^2$$
- [0080]
- [0081] 여기서, B는 합성곱 신경망의 배치(batch) 사이즈이고, 이러한 비용함수의 최적해는 확률적 경사 하강법을 사용하여 도출된다.
- [0082] 이하, 도 6 및 도 7을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법에 대한 성능을 확인하기 위한 모의 실험결과에 대해 살펴보면 아래와 같다.
- [0083] 모의시험 환경은 다음과 같다. 딥러닝 모델에서 사용한 학습 데이터로는 초광대역 신호가 IEEE 802.15.4a 채널을 통과하여 수신된 신호를 사용한다. 수신 신호의 샘플링 주파수는 24GHz이고, 반송파 주파수는 3.5GHz인 것으

로 상정하였다.

[0084] 수신 신호에 대한 관찰 길이 L 은 추정 최대 거리를 고려하여 25m에 해당하는 $L=2,000$ 으로 설정하였고, 수신 신호 생성시 송신기와 수신기 사이의 거리와 SNR은 매번 설정된 범위 안에서 랜덤하게 결정된다.

[0085] 또한, 총 100,000 세트의 수신 신호를 생성하여 학습 데이터로 사용하였고, SNR의 범위는 10~30[dB]이고, 거리는 1~20m에서 무작위로 생성하고, 초기 학습률은 0.001, 학습률의 감소는 매 관측 간격(에포크: epoch)마다 0.9배만큼 줄어든다.

[0086] 최대 관측 간격(에포크: epoch)는 60을 사용하며 미니 배치의 크기는 200이다. 레이블은 송수신기 거리로 하여 합성곱 신경망의 출력이 송수신기 거리가 되도록 학습을 수행한다.

[0087] 이후, 학습이 완료되면 성능 평가를 수행하기 위해 테스트 데이터를 생성한다. 학습 데이터와 동일한 환경에서 SNR에 따른 거리 추정 성능 평가를 수행하였다.

[0088] 성능 평가는 RMSE 비교를 통해 수행하였고, SNR에서 RMSE는 다음의 [수학식 12]와 같이 정의된다.

[0089] [수학식 12]

$$\sigma_{\epsilon} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (d_i - \hat{d}_i)^2}{M}}$$

[0090] 여기서, d_i 은 실제 송수신기 사이의 거리이고, $\hat{d}_i$ 는 합성곱 신경망을 통해 추정한 거리이다. 그리고 M 은 데이터의 개수이다.

[0091] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 SNR에 따른 거리 추정 성능을 도시한 도면이다.

[0092] 도면을 참조하면 종래의 거리 추정 기법보다 우수한 성능을 보이며, 특히 모든 SNR 범위에서 2m 이하의 RMSE를 보이는 것을 확인할 수 있다. 즉, SNR에 상관없이 우수한 RMSE 성능을 보인다. 반면 종래의 거리 추정 기법은 SNR에 훨씬 민감하게 동작하는 것을 확인할 수 있고, 충분히 높은 SNR이 확보되지 않으면 RMSE 성능이 많이 나빠지는 것을 확인할 수 있다.

[0093] 그리고, 도 7을 참조하면, 송신기와 수신기의 거리와 상관없이 비슷한 RMSE 성능을 확인할 수 있으나, 기존의 방식에 의거 거리가 멀어질수록 RMSE 성능이 악화되는 것을 알 수 있다.

[0094] 이하, 도 8을 참조하여 전술한 바와 같은 배경과 구성을 기반으로 하는 본 발명의 일 실시예에 따른 합성곱 신경망을 이용한 초광대역 시스템의 거리 추정 방법에 대해 살펴보면 아래와 같다.

[0095] 먼저, 수신부(100)는 초광대역 채널 모델을 기반으로 합성곱 신경망의 학습을 위한 수신 신호를 생성한다(S802).

[0096] 이어서, 전처리부(200)는 상기 수신 신호를 초광대역 채널 모델을 기반으로 합성곱 신경망의 학습을 위한 2차원 행렬 형태의 이미지로 변환하되, 수신 신호에 대해 디지털 형태로 변환된 다음 변환된 디지털 형태의 1차원 수신 신호를 행렬 형태의 2차원 이미지로 변환한다(S804). 이때 변환되는 이미지의 크기는 50-by-40이다.

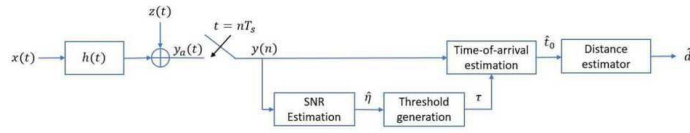
[0097] 뒤이어, 학습부(300)는 합성곱 신경망이 입력받은 이미지에 대한 학습을 수행한 후(S806) 학습 결과로 합성곱 신경망이 송신기와 수신기의 거리 추정값을 도출한다(S808).

[0098] 본 발명의 일 실시예에 의하면, 기존의 문턱값(Threshold) 기반의 거리 추정이 아닌, 초광대역 시스템의 합성곱 신경망 기반의 거리 추정 방법을 제공함으로써, 종래의 기법보다 거리 추정 성능이 우수한 효과가 있다.

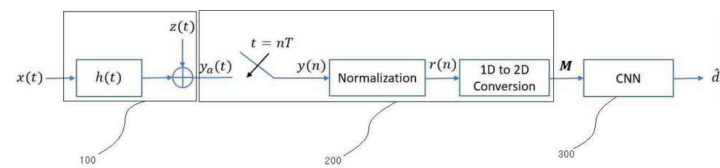
[0099] 이상으로 본 발명의 기술적 사상을 예시하기 위한 바람직한 실시예와 관련하여 설명하고 도시하였지만, 본 발명은 이와 같이 도시되고 설명된 그대로의 구성 및 작용에만 국한되는 것이 아니며, 기술적 사상의 범주를 일탈함이 없이 본 발명에 대해 다수의 변경 및 수정이 가능함을 당업자들은 잘 이해할 수 있을 것이다. 따라서 그러한 모든 적절한 변경 및 수정과 균등물들도 본 발명의 범위에 속하는 것으로 간주되어야 할 것이다.

도면

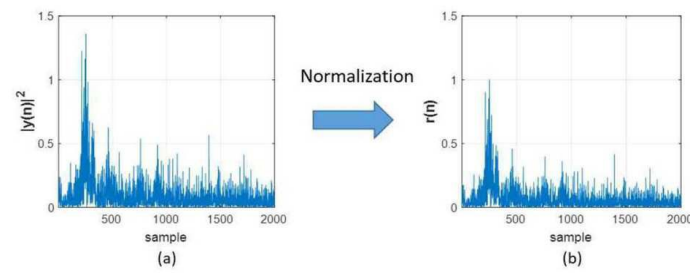
도면1



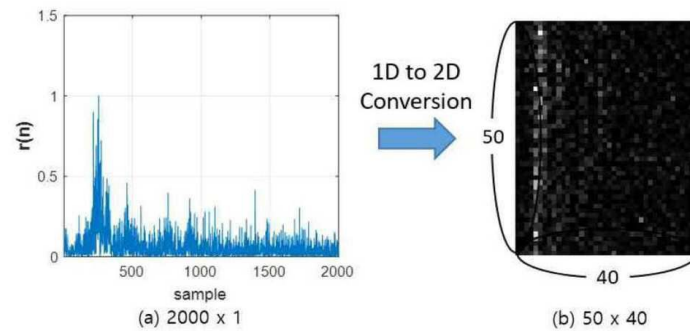
도면2



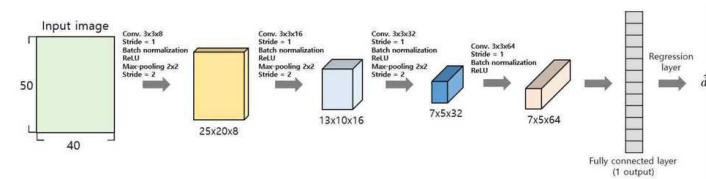
도면3



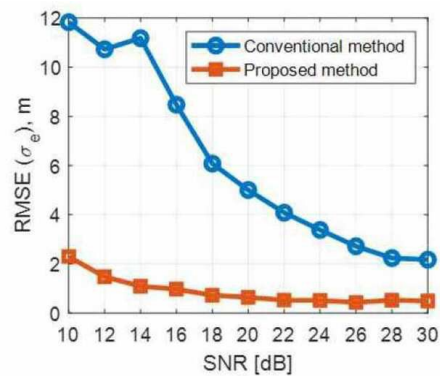
도면4



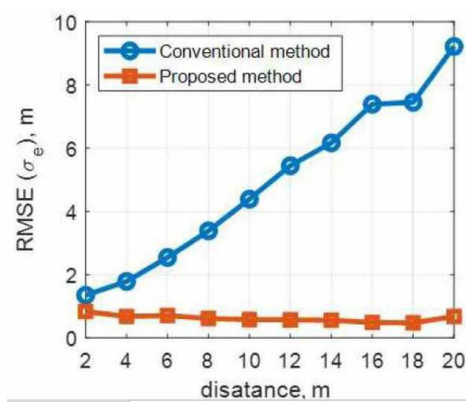
도면5



도면6



도면7



도면8

