(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0076201
(43) 공개일자 2024년05월30일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
*G06F 3/01* (2006.01) *G01S 13/536* (2006.01)
*G01S 13/62* (2006.01) *G06N 3/02* (2023.01)
*G06V 40/20* (2022.01)
(52) CPC특허분류
*G06F 3/017* (2013.01)
*G01S 13/536* (2013.01)
(21) 출원번호 10-2022-0158467
(22) 출원일자 2022년11월23일
심사청구일자 2022년11월23일

(71) 출원인
**세종대학교산학협력단**
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
(72) 발명자
**이성주**
서울특별시 광진구 뚝섬로35길 32, 308-1110
**김민지**
경기도 안양시 만안구 소곡로 78, 110-104
(74) 대리인
**이강민, 안준형, 남승희**

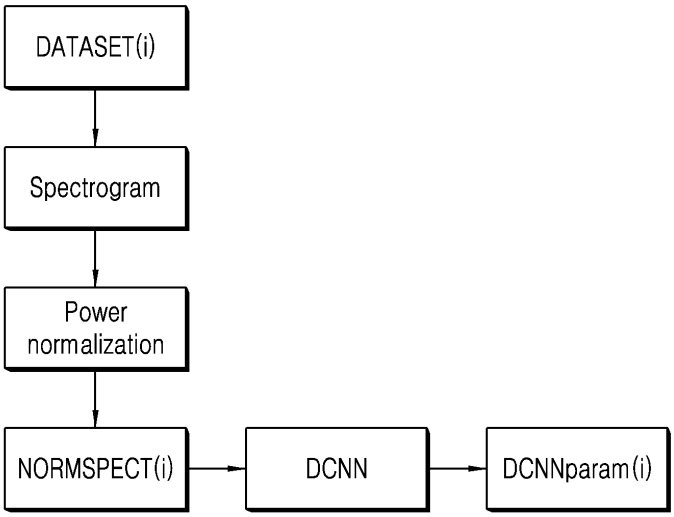
전체 청구항 수 : 총 13 항

(54) 발명의 명칭 **인식거리별 학습 및 추론이 가능한 손동작 인식방법 및 시스템**

## (57) 요 약

본 발명은, 레이더 신호로부터 획득한 손동작 신호를 손동작을 추론하도록 학습된 손동작 추론 신경망에 입력하여 손동작을 추론하되, 손동작 추론 신경망을 손동작의 레이더로부터 거리별로 복수로 설정하고, 손동작이 발생한 거리별로 다른 손동작 추론 신경망을 적용하여 손동작을 추론하는 방법 및 시스템에 관한 것이다.

*대 표 도* - 도2



(52) CPC특허분류
*G01S 13/62* (2013.01)
*G06N 3/02* (2023.01)
*G06V 40/28* (2022.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711108024
과제번호 2020R1A2C1007546
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명 실내보안용 초고해상도 지능형 레이다센서 신호처리 연구
기 여 율 40/100
과제수행기관명 세종대학교 산학협력단
연구기간 2022.03.01 ~ 2023.02.28
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711126109
과제번호 2018-0-01423-004
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원
연구사업명 대학ICT연구센터지원사업
연구과제명 지능형 비행로봇 융합기술 연구
기 여 율 30/100
과제수행기관명 세종대학교 산학협력단
연구기간 2022.01.01 ~ 2022.12.31
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1345347042
과제번호 2020R1A6A1A03038540
부처명 교육부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 대학중점연구소지원사업
연구과제명 자율지능무인비행체연구소
기 여 율 30/100
과제수행기관명 세종대학교 산학협력단
연구기간 2022.03.01 ~ 2023.02.28

# 명 세 서

## 청구범위

### 청구항 1

FSK 레이더 수신신호의 스펙트럼으로부터 손동작을 추론하는 방법에 있어서,

손동작 추론을 위한 인공신경망을 구성하는 인공신경망 구성단계;

소정의 학습데이터를 상기 인공신경망에 입력하여 상기 인공신경망을 학습하여 손동작 추론모델을 구축하는 추론모델 학습단계;

인식할 손동작을 FSK 레이더로 측정하고, 그 측정신호의 스펙트럼을 획득하는 손동작 스펙트럼 획득단계;

상기 손동작 스펙트럼을 상기 추론모델에 입력하는 손동작 입력단계;

상기 손동작 스펙트럼을 입력받은 상기 추론모델이, 손동작을 추론하여 출력하는 손동작 추론단계;

를 포함하는 인공신경망 추론모델을 이용한 손동작 추론방법.

### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 추론모델 학습단계는,

상기 소정의 학습데이터를 이용하여 인공신경망의 학습단계를 진행하고, 적어도 둘 이상의 인공신경망 파라미터 세트를 획득하며,

상기 손동작 추론단계는,

상기 획득한 하나 이상의 인공신경망 파라미터세트중에서 상기 인공신경망에 적용할 파라미터 세트를 선택하는 파라미터세트 선택단계;

상기 선택된 파라미터세트를 상기 인공신경망에 적용하고, 상기 손동작 스펙트럼을 상기 인공신경망에 입력하여 손동작을 추론하여 결정하는 손동작 결정단계;

를 포함하여 구성되는 것을 특징으로 하는 손동작 추론 방법.

### 청구항 3

제2항에 있어서,

상기 추론모델 학습단계는,

타겟거리별 학습데이터세트로부터 스펙토그램 데이터를 추출하고 이를 상기 인공신경망에 입력하고, 인공신경망이 손동작 추론값을 출력하면, 이를 타겟거리별 학습데이터세트의 손동작 레이블 데이터와 비교하여, 손실함수가 최소가 되는 상기 인공신경망의 파라미터 세트를 획득하는 것;

을 특징으로 하는 손동작 추론 방법.

### 청구항 4

제3항에 있어서,

상기 파라미터 세트는,

거리별 학습데이터 세트인 DATASET(i)(i는 각 거리)의 파워 정규화를 진행한 스펙토그램 데이터인 NORMSPEC(i)에 대하여 학습을 진행한 결과로 갱신된 인공신경망의 파라미터세트 DCNNparam(i)인 것;

을 특징으로 하는 손동작 추론 방법.

**청구항 5**

제4항에 있어서,

상기 파라미터세트 선택단계는,

FSK 레이더로부터 손동작에 대한 거리 정보를 수신하는 거리정보 수신단계;

수신한 거리정보로부터 손동작이 발생한 위치와 가까운 좌표를 산출하는 근거리 좌표 산출단계;

상기 획득한 하나 이상의 인공신경망 파라미터세트중에서 상기 근거리 좌표에 대응하는 파라미터 세트를 상기 인공신경망에 적용할 파라미터 세트로 선정하는 파라미터세트 선정단계;

를 포함하여 구성되는 것을 특징으로 하는 손동작 추론 방법.

**청구항 6**

제4항에 있어서,

상기 파라미터세트 선택단계는,

아래 수식 1을 만족하는 j에 대응하는 DCNNmaram(j)를 파라미터 세트로 선택하는 것;을 특징으로 하는 손동작 추론 방법.

[수식 1]

$$-\frac{Xspace}{2} < Xesti-(j*Xspace+Xmin) \leq \frac{Xspace}{2}$$

(j=0, 1, 2, ..., N) (N=(Xmax-Xmin)/2)

**청구항 7**

제3항에 있어서,

상기 파라미터세트 선택단계는,

FSK 레이더로부터 손동작에 대한 거리 정보를 수신하는 거리정보 수신단계;

수신한 거리정보로부터 손동작이 발생한 위치의 양측의 두 좌표를 검출하는 기준 좌표 산출단계;

상기 획득한 하나 이상의 인공신경망 파라미터세트중에서, 상기 손동작이 발생한 위치의 양측의 두 좌표에 대응되는 2개의 파라미터 세트를 선정하는 파라미터 세트 선정단계;

를 포함하여 구성되며,

상기 손동작 결정단계는,

상기 선정된 2개의 파라미터 세트 중 제1 파라미터 세트를 상기 인공신경망에 적용하는 제1 인공신경망 결정단계;

상기 선정된 2개의 파라미터 세트 중 제2 파라미터 세트를 상기 인공신경망에 적용하는 제2 인공신경망 결정단계;

상기 입력된 손동작 스펙트럼을 상기 제1 인공신경망에 입력하여 소정의 M개의 손동작일 각각의 확률을 산출하는 제1 확률 산출단계;

상기 입력된 손동작 스펙트럼을 상기 제1 인공신경망에 입력하여 소정의 M개의 손동작일 각각의 확률을 산출하는 제2 확률 산출단계;

상기 M개의 손동작 중, 상기 제1 확률과 제2 확률의 평균값 중 높은 확률을 가지는 것을, 입력된 손동작 스펙트럼의 손동작으로 최종 결정하는 손동작 최종 결정 단계;

를 포함하여 구성되는 것을 특징으로 하는 손동작 추론 방법.

**청구항 8**

제7항에 있어서,

상기 파라미터 세트는,

거리별 학습데이터 세트인 DATASET(i)(i는 각 거리)의 파워 정규화를 진행한 스펙토그램 데이터인 NORMSPEC(i)에 대하여 학습을 진행한 결과로 갱신된 인공신경망의 파라미터세트 DCNNparam(i)이며,

상기 파라미터세트 선택단계는,

아래 수식 2를 만족하는 최소값 j에 대응하는 DCNNmaram(j) 및 DCNNmaram(j+1)를 파라미터세트로 선택하는 것을 특징으로 하는 손동작 추론 방법.

[수식 2]

$$Xesti-(j^{*}Xspace+Xmin)\geq 0$$

(j=0, 1, 2, ..., N), (N=(Xmax-Xmin)/2)

**청구항 9**

제8항에 있어서,

상기 손동작 결정단계는,

상기 수식 2를 만족하는 j=N이면, DCNNparam(N)을 파라미터세트로 결정하여 손동작을 결정하고,

상기 수식 2를 만족하는 j가 N이 아니라면,

상기 제1 파라미터 세트를 DCNNparam(j)로, 제2 파라미터 세트를 DCNNparam(j+1)로 하여 상기 제1, 2 인공신경망을 결정하고,

아래 수식 3에 따라 최종 손동작 HGesti를 결정하는 것;

을 특징으로 하는 손동작 추론 방법.

[수식 3]

$$HGesti=\underset{k}{\arg}max(\frac{W_{j,k}+W_{j+1,k}}{2})$$

(j=0, 1, 2, ..., N), (N=(Xmax-Xmin)/2)

(Wj,k는 DCNNparam(j)를 파라미터세트로 사용하는 신경망에서 입력된 손동작이 손동작 k일 확률)

**청구항 10**

제3항에 있어서,

상기 파라미터세트 선택단계는,

FSK 레이더로부터 손동작에 대한 거리 정보를 수신하는 거리정보 수신단계;

수신한 거리정보로부터 손동작이 발생한 위치의 양측의 두 좌표를 검출하는 기준 좌표 산출단계;

수신한 거리정보로부터 상기 양측의 두 좌표중 손동작이 발생한 위치와 가까운 좌표를 산출하는 근거리 좌표 산출단계;

상기 획득한 하나 이상의 인공신경망 파라미터세트중에서, 상기 손동작이 발생한 위치의 양측의 두 좌표에 대응되는 2개의 파라미터 세트를 선정하는 파라미터 세트 선정단계;

를 포함하여 구성되며,

상기 손동작 결정단계는,

상기 선정된 2개의 파라미터 세트 중 상기 근거리 좌표에 대응하는 제1 파라미터 세트를 상기 인공신경망에 적

용하는 제1 인공신경망 결정단계;

상기 선정된 2개의 파라미터 세트 중 제2 파라미터 세트를 상기 인공신경망에 적용하는 제2 인공신경망 결정단계;

상기 입력된 손동작 스펙트럼을 상기 제1 인공신경망에 입력하여 소정의 M개의 손동작일 각각의 확률을 산출하는 제1 확률 산출단계;

상기 입력된 손동작 스펙트럼을 상기 제1 인공신경망에 입력하여 소정의 M개의 손동작일 각각의 확률을 산출하는 제2 확률 산출단계;

상기 M개의 손동작중, 상기 제1 확률에 더 큰 가중치를 곱하여 제2 확률에 합한 것 중, 가장 높은 확률을 가지는 것을, 입력된 손동작 스펙트럼의 손동작으로 최종 결정하는 손동작 최종 결정 단계;

를 포함하여 구성되는 것을 특징으로 하는 손동작 추론 방법.

**청구항 11**

제10항에 있어서,

상기 파라미터 세트는,

거리별 학습데이터 세트인 DATASET(i)(i는 각 거리)의 파워 정규화를 진행한 스펙토그램 데이터인 NORMSPEC(i)에 대하여 학습을 진행한 결과로 갱신된 인공신경망의 파라미터세트 DCNNparam(i)이며,

상기 파라미터세트 선택단계는,

아래 수식 4를 만족하는 최소값 j에 대응하는 DCNNmaram(j) 및 DCNNmaram(j+1)를 파라미터세트로 선택하는 것을 특징으로 하는 손동작 추론 방법.

[수식 4]

$$Xesti-(j^{*}Xspace+Xmin)\geq 0$$

(j=0, 1, 2, ..., N), (N=(Xmax-Xmin)/2)

**청구항 12**

제11항에 있어서,

상기 손동작 결정단계는,

상기 수식 4를 만족하는 j=N이면, DCNNparam(N)을 파라미터세트로 결정하여 손동작을 결정하고,

상기 수식 4를 만족하는 j가 N이 아니라면,

상기 제1 파라미터 세트를 DCNNparam(j)로, 제2 파라미터 세트를 DCNNparam(j+1)로 하여 상기 제1, 2 인공신경망을 결정하고,

아래 수식 5에 따라 최종 손동작 HGesti를 결정하는 것;

을 특징으로 하는 손동작 추론 방법.

[수식 5]

$$HGesti=\underset{k}{\arg}max(W_{j,k}{}^{*}(1-p)+W_{j+1,k}{}^{*}p),\quad p=\frac{Xesti-(j^{*}Xspace+Xmin)}{Xspace}$$

(j=0, 1, 2, ..., N), (N=(Xmax-Xmin)/2)

(Wj,k는 DCNNparam(j)를 파라미터세트로 사용하는 신경망에서 입력된 손동작이 손동작 k일 확률)

**청구항 13**

레이더 신호로부터 손동작을 추론하는 시스템에 있어서,

손동작에 대한 반사신호를 획득한 레이더 신호를 수신하여 발생한 손동작의 거리를 산출하는 손동작 거리산출부;

손동작에 대한 반사신호에 근거한 손동작 신호를 미리 학습된 인공신경망에 입력하여, 발생한 손동작의 손동작을 추론하는 손동작 추론부;

를 포함하여 구성되며,

상기 손동작 추론부는,

상기 손동작 거리산출부로부터 획득한 손동작이 발생한 거리에 따라 최근접 좌표에 대응하는 신경망 모델 MODEL(j)을 선택하고, MODEL(j)에 상기 손동작신호를 입력하여 손동작을 추론하거나,

상기 손동작 거리산출부로부터 획득한 손동작이 발생한 거리에 따라 손동작이 발생한 위치의 양측 두 좌표에 대응하는 신경망 모델 MODEL(j), MODEL(j+1)을 선택하고, 상기 손동작 신호를 MODEL(j), MODEL(j+1)에 입력하였을 때의 출력이 M개의 손동작 중, k 번째 손동작일 확률을 각각 연산하고, 각각의 손동작일 확률의 평균값 중 높은 값을 가지는 손동작을 최종 손동작으로 추론하거나,

상기 손동작 거리산출부로부터 획득한 손동작이 발생한 거리에 따라 손동작이 발생한 위치의 양측 두 좌표에 대응하는 신경망 모델 MODEL(j), MODEL(j+1)을 선택하고, 상기 손동작 신호를 MODEL(j), MODEL(j+1)에 입력하였을 때의 출력이 M개의 손동작 중, k 번째 손동작일 확률을 각각 연산하고, 손동작에 더 인접한 좌표에 대응하는 모델로부터 산출되는 확률에 더 큰 가장치를 곱하고 나머지 모델로부터 산출되는 확률에 더하여, 가장 높은 확률을 가지는 것을 최종 손동작으로 추론하는 것;

을 특징으로 하는 손동작 추론 시스템.

## *발명의 설명*

### *기 술 분 야*

[0001] 본 발명은 FSK 레이더를 이용한 타겟 감지방법 및 인공지능을 이용한 손동작 추론 방법 및 시스템에 관한 것이다.

### *배 경 기 술*

[0002] FSK 레이더에서 거리정보와 스펙트럼을 계산하여 주고, 소프트웨어로 이 정보들을 받아서 인공지능을 이용하여 손동작을 추론하는 방법들이 알려져 있다.

[0003] 그러나 종래기술에서는 정해진 거리 즉, 고정된 거리에서만 측정이 가능했다. 이로 인하여 정해진 거리의 손동작만 인식할 수 있었다. 또한 거리마다 학습모델이 있지 않고, 하나의 학습모델을 두고 학습을 하고 추론을 하였다.

[0004] 그렇기에 분류 범위가 넓어지고 이는 인식률을 떨어트릴 수 밖에 없었다. 또한 power normalization을 하나의 모델에서만 하게 되면, 예를 들어 30cm 간격으로 120cm까지 측정할 때 총 4가지의 환경이 합쳐져서 손동작이 인식되고, 이 또한 인식률을 떨어뜨리는 원인이 되었다.

### *선행기술문헌*

### *특허문헌*

[0005] (특허문헌 0001) 특허문헌 1: 한국 등록특허 10-2021531 B

## *발명의 내용*

### 해결하려는 과제

[0006] 이에 본 발명에서는, 다양한 거리에 분포하는 손동작을 정확하게 인식하는 인식 방법 및 모델을 제공하는 것을 목적으로 한다.

### 과제의 해결 수단

[0007] 상술한 기술적 과제를 해결하기 위하여, 본 발명은, FSK 레이더 수신신호의 스펙트럼으로부터 손동작을 추론하는 방법에 있어서, 손동작 추론을 위한 인공신경망을 구성하는 인공신경망 구성단계; 소정의 학습데이터를 상기 인공신경망에 입력하여 상기 인공신경망을 학습하여 손동작 추론모델을 구축하는 추론모델 학습단계; 인식할 손동작을 FSK 레이더로 측정하고, 그 측정신호의 스펙트럼을 획득하는 손동작 스펙트럼 획득단계; 상기 손동작 스펙트럼을 상기 추론모델에 입력하는 손동작 입력단계; 상기 손동작 스펙트럼을 입력받은 상기 추론모델이, 손동작을 추론하여 출력하는 손동작 추론단계;를 포함하는 인공신경망 추론모델을 이용한 손동작 추론방법을 제공한다.

[0008] 또한, 본 발명은, 레이더 신호로부터 손동작을 추론하는 시스템에 있어서, 손동작에 대한 반사신호를 획득한 레이더 신호를 수신하여 발생한 손동작의 거리를 산출하는 손동작 거리산출부; 손동작에 대한 반사신호에 근거한 손동작 신호를 미리 학습된 인공신경망에 입력하여, 발생한 손동작의 손동작을 추론하는 손동작 추론부;를 포함하여 구성되며, 상기 손동작 추론부는, (1) 상기 손동작 거리산출부로부터 획득한 손동작이 발생한 거리에 따라 최근접 좌표에 대응하는 신경망 모델 MODEL(j)을 선택하고, MODEL(j)에 상기 손동작신호를 입력하여 손동작을 추론하거나, (2) 상기 손동작 거리산출부로부터 획득한 손동작이 발생한 거리에 따라 손동작이 발생한 위치의 양측 두 좌표에 대응하는 신경망 모델 MODEL(j), MODEL(j+1)을 선택하고, 상기 손동작 신호를 MODEL(j), MODEL(j+1)에 입력하였을 때의 출력이 M개의 손동작 중, k 번째 손동작일 확률을 각각 연산하고, 각각의 손동작일 확률의 평균값 중 높은 값을 가지는 손동작을 최종 손동작으로 추론하거나, (3) 상기 손동작 거리산출부로부터 획득한 손동작이 발생한 거리에 따라 손동작이 발생한 위치의 양측 두 좌표에 대응하는 신경망 모델 MODEL(j), MODEL(j+1)을 선택하고, 상기 손동작 신호를 MODEL(j), MODEL(j+1)에 입력하였을 때의 출력이 M개의 손동작 중, k 번째 손동작일 확률을 각각 연산하고, 손동작에 더 인접한 좌표에 대응하는 모델로부터 산출되는 확률에 더 큰 가장치를 곱하고 나머지 모델로부터 산출되는 확률에 더하여, 가장 높은 확률을 가지는 것을 최종 손동작으로 추론하는 것;을 특징으로 하는 손동작 추론 시스템을 제공한다.

### 발명의 효과

[0009] 본 발명에 따르면, 다양한 거리에서 손동작을 정확하게 인식할 수 있는 방법 및 모델을 제공한다.

### 도면의 간단한 설명

[0010] 도 1은 본 발명의 각 거리별 학습데이터세트의 개념을 보이는 도면이다.

도 2는 하나의 추론모델에 따른 손동작 인식의 절차를 보이는 도면이다.

도 3은 손동작이 특정 거리모델에 가까이에서 이루어지는 경우를 보이는 도면이다.

도 4는 두 가지 학습모델에 대하여 손동작을 추론하는 방식을 보이는 도면이다.

도 5는 두 가지 추론모델을 통한 손동작 인식의 절차를 보이는 도면이다.

도 6은 두 가지 추론모델에서 가중치를 달리 두는 경우를 보이는 돔면이다.

도 7은 본 발명의 손동작 추론방법을 수행하는 손동작 추론장치의 블럭도이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0011] 첨부한 도면을 참고로 하여 본 발명의 실시 예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다.

[0012] 본 발명에서 사용된 용어와 변수의 의미는 다음과 같다.

[0013] Xmax : radar가 최대 손동작 인식 거리

[0014] Xmin : 최소 손동작 인식 거리

[0015] Xspace : 손동작 인식 학습 간격

[0016] DATASET(i) : i번째 거리에서의 Radar 신호 모음

[0017] NORMSPECT(i) : normalization을 거친 spectrogram의 모음

[0018] DCNN(i) : DCNN parameter set의 모음

[0019] W : 손동작 M으로 결정될 확률

[0020] p : 가중치

[0021] Xesti : 예상하는 손동작 인식 거리

[0022] HGesti : 예상하는 손동작

[0023] k, M : 손동작의 종류

[0024] 1. 손동작 추론 모델의 생성 방법

[0025] 본 발명은 FSK 레이더를 이용한 손동작의 스펙토그램(spectrogram)으로부터 손동작을 인식하는 인공신경망을 생성하고 그로부터 손동작을 추정하는 방법 및 시스템을 제공한다.

[0026] 이를 수행하는 인공신경망을 생성하고 기계학습하기 위하여 먼저 학습데이터를 마련한다.

[0027] 1.1. 학습데이터

[0028] 도 1에 보이는 것과같이, 레이더는 최대 인식 거리 Xmax와 최소 인식 거리 Xmin을 가지며, Xmax와 Xmin 사이에 레이더의 해상도에 따라 Xspace의 해상도를 가진다. 본 발명에서는 레이더의 해상도에 따라 Xmin 부터 Xmax 사이의 각 거리별 데이터 세트를 학습데이터로 마련하여 사용한다.

[0029] 학습데이터세트는 DATASET(i) (i=0, 1, 2, ..., N), N=(Xmax-Xmin)/Xspace 이다. 각 학습데이터 세트는 각 거리에서 측정한 각 손동작에 따른 레이더 측정신호와 해당 손동작의 레이블 값의 세트로 구성된다. 예를 들어, DATASET(2)= {X, Y}는 Xmin에서 2*Xspace 만큼 떨어진 거리에서 측정한 각 손동작들에 대한 레이더 측정신호 데이터 및 해당 손동작의 레이블 값(Y)을 포함할 수 있다. 손동작의 레이블 값이란, 예를 들면, 흔들기, 위로 들기, 아래로 내리기 등이며, 각각의 손동작의 명칭 값이다. 이 때 각 거리는 레이더 측정신호로부터 산출하거나, 각 거리 위치에서 손동작을 측정하여 마련한다.

[0030] 1. 2. 인공신경망의 학습

[0031] 상술한 학습데이터 세트를 이용하여 손동작에 대한 레이더 측정신호의 스펙토그램을 입력받아 손동작을 추론하는 인공신경망을 학습한다. 인공신경망은 공지의 인공신경망을 사용하되, 일 실시예로 DCNN(Deep Convolutional Neural Network)을 사용할 수 있다.

[0032] 본 발명의 인공신경망은 상술한 레이더의 인식 거리구간 Xmin ~ Xmax 구간에서 각 구간에 해당하는 N 개의 신경망 모델인 MODEL(i)를 가진다((i=0, 1, 2, ..., N), N=((Xmax-Xmin)/Xspace). 이때 각 MODEL(i)는 상술한 학습데이터인 DATASET(i)에 의해 학습되어, 각 거리에서의 스펙토그램 입력에 대하여 손동작 추정값을 산출하도록 학습된다.

[0033] 인공신경망의 학습절차를 도 2를 들어 설명한다. 먼저 각 거리별 학습데이터세트인 DATASET(i)로부터 스펙토그램 데이터를 산출하고, 파워 정규화(power normalization)를 진행한다. 스펙토그램 데이터는 DATASET(i)(i는 각 거리)의 레이더 측정 신호 데이터(X)를 푸리에 변환한 주파수 도메인 데이터이다.

[0034] 상기 파워 정규화를 진행한 스펙토그램 데이터 NORMSPECT(i)를 인공신경망, 예를 들어 DCNN에 입력하고, 손동작 추론 값을 출력하면, 학습데이터의 손동작 레이블 데이터와 비교하여 인공신경망의 파라미터를 갱신하여, 손실함수가 최소가 되는 파라미터세트(parameter set)인 DCNNparam(i)를 구한다.

[0035] 이와 같은 절차를 도 1의 Xspace 간격마다 수행하면, 총 N개의 신경망 파라미터 세트 예를 들면, 총 N 개의 DCNN 파라미터 세트가 생성되고, 학습이 종료된다.

[0036] 2. 본 발명에 따른 손동작의 추론 방법

[0037] 본 발명은 기본적으로, 손동작 추론을 위한 인공신경망을 구성하는 인공신경망 구성단계; 소정의 학습데이터를

상기 인공신경망에 입력하여 상기 인공신경망을 학습하여 손동작 추론모델을 구축하는 추론모델 학습단계;인식할 손동작을 FSK 레이더로 측정하고, 그 측정신호의 스펙트럼을 획득하는 손동작 스펙트럼 획득단계; 상기 손동작 스펙트럼을 상기 추론모델에 입력하는 손동작 입력단계; 상기 손동작 스펙트럼을 입력받은 상기 추론모델이, 손동작을 추론하여 출력하는 손동작 추론단계;를 포함하는 인공신경망 추론모델을 이용한 손동작 추론방법을 제공한다.

[0038] 이때, 상기 추론모델 학습단계는, 상기 소정의 학습데이터를 이용하여 인공신경망의 학습단계를 진행하고, 적어도 둘 이상의 인공신경망 파라미터세트를 획득하며, 상기 손동작 추론단계는, 상기 획득한 하나 이상의 인공신경망 파라미터세트중에서 상기 인공신경망에 적용할 파라미터 세트를 선택하는 파라미터세트 선택단계; 상기 선택된 파라미터세트를 상기 인공신경망에 적용하고, 상기 손동작 스펙트럼을 상기 인공신경망에 입력하여 손동작을 추론하여 결정하는 손동작 결정단계;를 포함하여 구성된다.

[0039] 또한, 상기 추론모델 학습단계는, 타겟거리별 학습데이터세트로부터 스펙토그램 데이터를 추출하고 이를 상기 인공신경망에 입력하고, 인공신경망이 손동작 추론값을 출력하면, 이를 타겟거리별 학습데이터세트의 손동작 레이블 데이터와 비교하여, 손실함수가 최소가 되는 상기 인공신경망의 파라미터 세트를 획득하는 것;을 특징으로 한다.

[0040] 즉, 본 발명의 손동작 추론 방법은, 각 타겟거리별로 발생한 다양한 종류의 손동작(실제 손동작, 레이블) 및 해당 손동작에 대하여 레이더로 측정한 스펙토그램 데이터를 학습데이터로 하여, 각 거리별로 산출한 인공신경망의 파라미터 세트인 DATASET(i)(i는 각 거리)로 구성되는 i개의 인공신경망을 가지거나, 각 파라미터 세트 DATASET(i)를 파라미터로 가지는 인공신경망 연산을 선택적으로 수행한다.

[0041] 이하, 아래에서는 각 실시예에 따라, DATASET(i)를 선택하고, 손동작을 결정하는 방법을 설명한다.

[0042] (1) 실시예 1: 근거리 추론 모델

[0043] 본 발명에 따른 손동작 추론 모델의 일 실시예로서, 근거리 추론 모델을 도 3을 들어 설명한다.

[0044] 근거리 추론 모델은 가까운 거리 모델을 적용하는 것으로서, FSK 레이더에서 받은 거리정보를 이용한다.

[0045] 도 3을 보면, Xspace 단위로 추론하는 것이라면 Xmin+j*Xspace에 있는 물건을 추론할 때 Xmin+j*Xspace보다 Xmin+(j+1)*Xspace에서 손동작이 더 가까이에서 발생하였기에 Xmin+(j+1)*Xspace 학습 모델로 하여 추론하는 것이다.

[0046] 이는 아래 수식 1을 활용하여 수행할 수 있는데, 아래 수식 1을 만족하는 j값을 찾아서 DCNNparam(j)를 DCNN의 파라미터로 선택하여 추론을 진행하고, 추론 결과를 출력함으로써 달성된다. 이 때, Xesti는 추정할 손동작에 대하여 레이더로 측정한 거리이다.

[0047] [수식 1]

[0048] $$-\frac{Xspace}{2} < Xesti-(j*Xspace+Xmin) \leq \frac{Xspace}{2}$$

[0049] (j=0, 1, 2, ..., N),(N=(Xmax-Xmin)/2)

[0050] 이와 같이 본 발명의 제1 실시예는, 파라미터세트 선택단계로서, FSK 레이더로부터 손동작에 대한 거리 정보를 수신하는 거리정보 수신단계; 수신한 거리정보로부터 손동작이 발생한 위치와 가까운 좌표를 산출하는 근거리 좌표 산출단계; 상기 획득한 하나 이상의 인공신경망 파라미터세트중에서 상기 근거리 좌표에 대응하는 파라미터 세트를 상기 인공신경망에 적용할 파라미터 세트로 선정하는 파라미터세트 선정단계;를 포함하여 구성될 수 있다. 이 때, 인공신경망의 파리미터 세트는 상기 수식 1을 만족하는 j에 대응하는 DCNNmaram(j)를 파라미터 세트로 선택될 수 있으며, 추론하고자 하는 손동작에 대한 스펙토그램은 상기 DCNNmaram(j)를 파라미터로 가지는 인공신경망에 입력되어 그 출력에 의해 손동작이 결정될 수 있다.

[0051] (2) 실시예 2: 확률추정 모델

[0052] 다른 실시예로, 확률추정 모델을 도 4를 들어 설명한다.

[0053] 이는, 두 가지 학습 모델에 대해 추론하여 label들의 확률을 평균 내고, 그 중에서 가장 높은 값을 가지는 확률의 label을 가지는 손동작을 출력하는 것이다. 총 M가지의 손동작을 인식한다고 가정하면 M가지의 label이 있다. 이를 label 당 확률을 내고 두 가지 모델에 대해서 확률 낸 것을 평균을 취한다. 평균을 취하고 나온 M가지

의 label 중에서 가장 높은 확률을 가지는 label의 손동작을 출력하는 것이다.

[0054] 이를 수식을 통해 표현하면 아래 [수식 2]와 같다.

[0055] [수식 2]

[0056] $$Xesti-(j*Xspace+Xmin)\geq 0$$

[0057] (j=0,1,2, ..., N)

[0058] 이 때, 이 조건을 만족하는 최소값 j를 찾는다. 만약 j=N이면, DCNNparam(N)를 가지고 추론을 진행해서 손동작을 구한다. 하지만 그렇지 않다면 도 5의 절차를 통하여 진행된다.

[0059] 도 5를 보면, 정규화를 통해 들어온 Spectrogram이 2개의 추론 모델에 입력 되고 식(2)에서 구한 j 값에 해당하는 DCNNparam(j)와 DCNNparam(j+1)을 사용하는 2개의 DCNN 모델은 M개의 손동작에 각각에 대한 확률인 $W_{j,k}$와 $W_{j+1,k}$ 를 출력한다.

[0060] 다음으로 아래 수식 3에 이를 대입하여 평균확률이 가장 큰 손동작(k)를 HGesti로 출력한다.

[0061] [수식 3]

[0062] $$HGesti=\arg\max_{k}\left(\frac{W_{j,k}+W_{j+1,k}}{2}\right)$$

[0063] 이와 같이, 실시예 2의 경우, 파라미터세트 선택단계는, FSK 레이더로부터 손동작에 대한 거리 정보를 수신하는 거리정보 수신단계; 수신한 거리정보로부터 손동작이 발생한 위치의 양측의 두 좌표를 검출하는 기준 좌표 산출단계; 상기 획득한 하나 이상의 인공신경망 파라미터세트중에서, 상기 손동작이 발생한 위치의 양측의 두 좌표에 대응되는 2개의 파라미터 세트를 선정하는 파라미터 세트 선정단계; 를 포함하여 구성될 수 있다.

[0064] 상기 수식 2는 손동작이 발생한 위치 중 가까운 쪽의 위치에 해당하는 j를 찾는 과정이며, j+1의 위치까지 포함하여 손동작이 발생한 위치의 양측의 두 좌표르 확보하게 된다.

[0065] 또한 실시예 2에서, 손동작 결정단계는, 상기 선정된 2개의 파라미터 세트 중 제1 파라미터 세트를 상기 인공신경망에 적용하는 제1 인공신경망 결정단계; 상기 선정된 2개의 파라미터 세트 중 제2 파라미터 세트를 상기 인공신경망에 적용하는 제2 인공신경망 결정단계;를 가질 수 있다. 이는 제1 파라미터 세트로 인공신경망 연산을 수행하고, 제2 파라미터 세트로 다시 인공신경망 연산을 수행하는 것으로 대체하여도 된다.

[0066] 다음으로, 상기 입력된 손동작 스펙트럼을 상기 제1 인공신경망에 입력하여 소정의 M개의 손동작일 각각의 확률을 산출하는 제1 확률 산출단계; 상기 입력된 손동작 스펙트럼을 상기 제1 인공신경망에 입력하여 소정의 M개의 손동작일 각각의 확률을 산출하는 제2 확률 산출단계;를 가지며, 상기 M개의 손동작 중, 상기 제1 확률과 제2 확률의 평균값 중 높은 확률을 가지는 것을, 입력된 손동작 스펙트럼의 손동작으로 최종 결정하는 손동작 최종 결정 단계;를 가질 수 있다.

[0067] 이 때, 상기 파라미터 세트는, 거리별 학습데이터 세트인 DATASET(i)(i는 각 거리)의 파워 정규화를 진행한 스펙토그램 데이터인 NORMSPEC(i)에 대하여 학습을 진행한 결과로 갱신된 인공신경망의 파라미터세트 DCNNparam(i)이며, 상기 파라미터세트 선택단계는, 상기 수식 2를 만족하는 최소값 j에 대응하는 DCNNmaram(j) 및 DCNNmaram(j+1)를 파라미터세트로 선택하는 것일 수 있다.

[0068] 또한, 실시예 2에서, 손동작 결정단계는, 상기 수식 2를 만족하는 j=N이면, DCNNparam(N)을 파라미터세트로 결정하여 손동작을 결정하고, 상기 수식 2를 만족하는 j가 N이 아니라면, 상기 제1 파라미터 세트를 DCNNparam(j)로, 제2 파라미터 세트를 DCNNparam(j+1)로 하여 상기 제1, 2 인공신경망을 결정하고, 상기 수식 3에 따라 최종 손동작 HGesti를 결정한다.

[0069] (3) 실시예 3: 가중치 모델

[0070] 도 6을 들어, 실시예 3을 설명한다.

[0071] 실시예 3은, FSK 레이다에서 받은 거리정보를 활용하여 가까운 쪽의 학습 모델에 가중치를 높게 주는 것이다. FSK 레이다에서 받은 손동작의 거리 정보가 Xmin+(j+1)*Xspace에 가깝다면 Xmin+j*Xspace에 Xmin+(j+1)*Xspace보다 큰 가중치 값을 주는 것이다. Xmin+(j+1)*Xspace의 가중치가 p라면 Xmin+j*Xspace의 가중치는 1-p가 되는

것이다.

[0072] 이를 수식으로 표현하면, 출력되는 추정값은 아래 수식 4, 5와 같다.

[0073] [수식 4]

[0074] $$HGesti = \underset{k}{\arg\max}(W_{j,k} * (1-p) + W_{j+1,k} * p)$$

[0075] [수식 5]

[0076] $$p = \frac{Xesti - (j * Xspace + Xmin)}{Xspace}$$

[0077] 즉, 실시예 3은, 상기 파라미터세트 선택단계에서, FSK 레이더로부터 손동작에 대한 거리 정보를 수신하는 거리정보 수신단계를 포함하며, 수신한 거리정보로부터 손동작이 발생한 위치의 양측의 두 좌표를 검출하는 기준 좌표 산출단계; 상기 수신한 거리정보로부터 상기 양측의 두 좌표중 손동작이 발생한 위치와 가까운 좌표를 산출하는 근거리 좌표 산출단계;를 포함한다.

[0078] 또한, 상기 획득한 하나 이상의 인공신경망 파라미터세트중에서, 상기 손동작이 발생한 위치의 양측의 두 좌표에 대응되는 2개의 파라미터 세트를 선정하는 파라미터 세트 선정단계;를 가지며, 상기 손동작 결정단계는, 상기 선정된 2개의 파라미터 세트 중 상기 근거리 좌표에 대응하는 제1 파라미터 세트를 상기 인공신경망에 적용하는 제1 인공신경망 결정단계; 상기 선정된 2개의 파라미터 세트 중 제2 파라미터 세트를 상기 인공신경망에 적용하는 제2 인공신경망 결정단계;를 가지고, 상기 입력된 손동작 스펙트럼을 상기 제1 인공신경망에 입력하여 소정의 M개의 손동작일 각각의 확률을 산출하는 제1 확률 산출단계; 상기 입력된 손동작 스펙트럼을 상기 제1 인공신경망에 입력하여 소정의 M개의 손동작일 각각의 확률을 산출하는 제2 확률 산출단계;를 통하여 상기 2 개의 파라미터 세트를 적용한 경우에 입력되는 손동작 신호가 M개의 손동작 중 각각에 해당할 확률을 구한다.

[0079] 상기 M개의 손동작중, 상기 가까운 쪽의 파라미터세트를 적용한 제1 확률에 더 큰 가중치를 곱하고 이를 상기 제2 확률에 합한 것 중 높은 확률을 가지는 것을, 입력된 손동작 스펙트럼의 손동작으로 최종 결정하는 손동작 최종 결정 단계;를 포함하여 구성되는 것을 특징으로 한다.

[0080] 이 때, 상기 파라미터 세트는, 거리별 학습데이터 세트인 DATASET(i)(i는 각 거리)의 파워 정규화를 진행한 스펙토그램 데이터인 NORMSPEC(i)에 대하여 학습을 진행한 결과로 갱신된 인공신경망의 파라미터세트 DCNNparam(i)이며, 을 특징으로 하는 손동작 추론 방법.

[0081] 상기 파라미터세트 선택단계는, 상기 실시예 2에서의 수식 2를 만족하는 최소값 j에 대응하는 DCNNmaram(j) 및 DCNNmaram(j+1)를 파라미터세트로 선택하며, 상기 손동작 결정단계는, 상기 수식 2를 만족하는 j가 N이면, CNNparam(N)을 파라미터세트로 결정하여 손동작을 결정하고, 상기 수식 2를 만족하는 j가 N이 아니라면, 상기 제1 파라미터 세트를 DCNNparam(j)로, 제2 파라미터 세트를 DCNNparam(j+1)로 하여 상기 제1, 2 인공신경망을 결정하고, 상기 수식 4와 5에 따라, 최대 확률값을 산출하는 것으로 최종 손동작 HGesti를 결정한다.

[0082] 3. 본 발명에 따른 손동작의 추론 시스템

[0083] 본 발명의 상술한 손동작 추론 방법을 구현하는 시스템을 도 7을 들어 설명한다. 본 발명은 기본적으로, 손동작을 인식하는 FSK 레이더 시스템으로 구성된다. 본 발명의 FSK 레이더 시스템은 통상의 송신부(10), 타겟(손동작)에 대한 반사신호를 수신하는 수신부(20)를 구비하며, 수신부의 수신신호로부터 타겟(손동작)에 대한 거리를 산출하는 거리산출부(40)와 손동작을 산출하는 손동작 산출부(50)를 구비한다. 거리산출부와 손동작 산출부는 DSP(30)에 통합 구성될 수 있으며, 손동작산출부는 별도의 연산장치로 구성될 수도 있다.

[0084] 본 발명의 시스템은 손동작 산출부(50)를 제외하고는 통상의 레이더 시스템과 동일하므로, 아래에서는 손동작 산출부를 중심으로 설명한다.

[0085] 본 발명의 손동작 산출부는 앞서 설명한 본 발명의 손동작 추론 방법을 수행하는 소프트웨어 알고리즘을 탑재하여 실행하는 프로세서 또는 상기 손동작 추론 방법을 수행하는 각 소프트웨어 알고리즘의 집합인 소프트웨어 모듈로 구성된다.

[0086] 특히, 본 발명의 손동작 산출부는 앞서 1.2. 항목에서, 설명한 인공신경망의 학습 절차에 따라 학습된 각 거리별 손동작 추정 인공신경망을 탑재한 신경망부(51)을 포함한다. 신경망부(51)는 상술한 거리별 손동작을 추론하

도록 학습된 다수의 인공신경망 MODEL(i) ((i=0, 1, 2, ..., N), N=(Xmax-Xmin)/Xspace), 을 포함하는 것으로서, 실제 구현은 신경망 연산을 수행하는 각 변수 및 연산 알고리즘으로 구성되며, 각 거리별로 학습한 결과로 얻어진 DCNNparm(i)를 탑재하거나, DCNNparm(i)가 기록된 메모리(60)로부터, 신경망 연산시 DCNNparm(i)를 읽어와 신경망 연산을 수행하는 컴퓨터 프로세스 또는 알고리즘 모듈일 수 있다.

[0087] 각 거리별 손동작 추정 인공신경망 MODEL(j)는 통상의 DCNN으로 구성되며, 손동작 산출부는 상기 거리별 학습된 DCNN의 각 레이어별/노드별 파라미터 세트를 소정의 저장소에 저장하고, 손동작 추론시 DCNN을 구성하는 각 변수에 적용하여 손동작을 추론할 수 있다.

[0088] 앞서 설명한 것과 같이, 신경망의 학습은 레이더의 인식 거리구간 Xmin ~ Xmax 구간에서 각 구간에 해당하는 N개의 신경망 모델인 MODEL(i)에 대하여 진행되며((i=0, 1, 2, ..., N), N=((Xmax-Xmin)/Xspace), MODEL(i)에 대응하는 손실함수가 최소가 되는 파라미터세트(parameter set)인 DCNNparam(i)를 구비한다.

[0089] 본 발명의 손동작 추론부는, 상기 거리별 학습된 신경망인 MODEL(i) 및 파라미터 세트 DCNNparam(i)에 더하여, 상기 추론방법 실시예 1 내지 3의 적어도 하나를 선택적으로 수행하는 알고리즘을 구비하고, 레이더 수신부로부터 손동작에 대한 반사신호를 획득한 레이더 신호를 입력받아, 이를 미리 학습된 상기 인공신경망에 입력하여, 발생한 손동작의 손동작을 추론한다.

[0090] 손동작 추론부는, 상기 거리산출부로부터 손동작에 대한 거리정보를 수신하고, 손동작이 발생한 위치의 양쪽 구간에 대응하는 파라미터 세트를 선택한다.

[0091] 즉, 도 3에서와 같이, 손동작이 Xmin+j*Xspace와 Xmin+(j+1)*Xspace 사이에서 발생하였다면, DCNNparm(j), DCNNparm(j+1)을 선택한다.

[0092] 상기 추론방법의 제1 실시예는, 손동작 추론부는 DCNNparm(j), DCNNparm(j+1) 중에 손동작이 발생한 위치와 더 가까운 좌표에 대응하는 파라미터 세트를 최종 선택하여 해당 파라미터 세트를 적용한 신경망 모델에 손동작 신호를 입력하여 손동작을 결정하는 것이다.

[0093] 상기 추론방법의 제2 실시예는, 상기 파라미터 세트 DCNNparm(j), DCNNparm(j+1)를 적용하는 신경망인 MODEL(j), MODEL(j+1)에 대하여 각각 손동작 신호를 입력하고, 출력값이 소정의 M가지의 손동작 (미리 정해진 손동작 레이블값)중 손동작 k일 확률을 연산하고, 그 확률의 평균값이 높은 모델을 선택하는 것이다. 예를 들면 MODEL(j+1)의 평균확률이 높았다면, DCNNpam(j+1)을 파라미터 세트로 가지는 MODEL(j+1)을 신경망으로 선택하고, 손동작 신호를 MODEL(j+1)에 입력하여 손동작을 추론하는 것이다. 확률연산을 위하여 손동작 추론부(50)는 연산부(52)를 구비할 수 있다.

[0094] 상기 추론방법의 제3 실시예는, 제2 실시예에서와 같이, 입력된 손동작 신호가 M개의 손동작 중 손동작 k(k=1, 2, ..., M)일 확률 좌표모델 MODEL(j), MODEL(j+1)에 대하여 각각 구하되, 보다 근거리 좌표 모델 MODEL(j)에 따른 확률에 보다 큰 가중치를 곱하고, 상기 수식 4, 5에 따라 두 좌표모델로부터의 확률에 가중치를 곱한 것을 합하여 합한 확률중 가장 큰 확률로 나타나는 손동작 k를 최종 손동작으로 추론한다.

[0095] 이와 같이 본 발명은, 거리별 손동작 추론모델들 MODEL(j) (j=0, 1, 2, ..., N), (N=(Xmax-Xmin)/2)을 사용하고, 각 추론모델들을 선택하는 다양한 방식을 통하여, 보자 정확하고 효율적으로 손동작을 추정할 수 있는 방법 및 장치를 제공한다.

## *부호의 설명*

[0097] 10 송신부 20 수신부

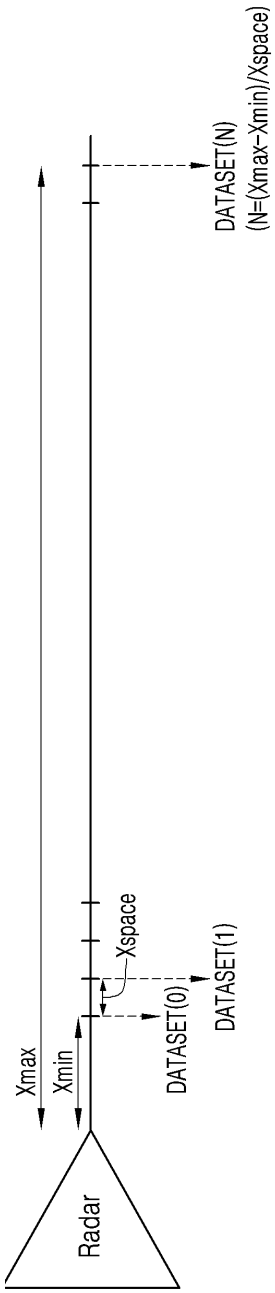
30 DSP 40 거리산출부

50 손동작산출부 51 신경망부

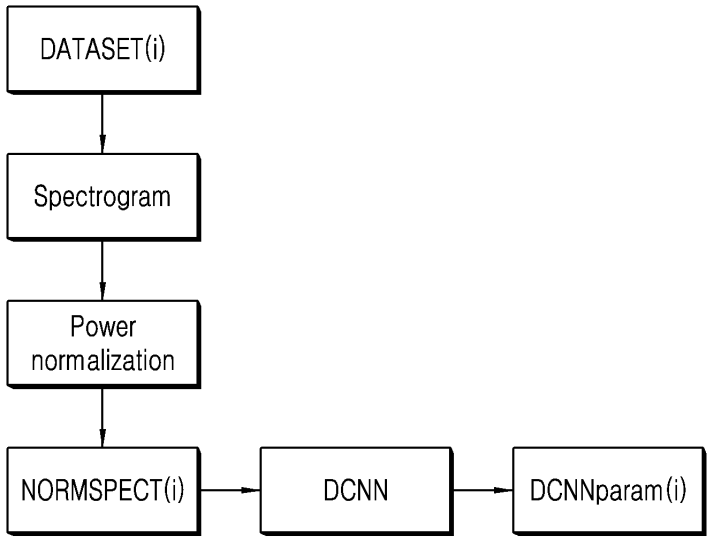
52 연산부 60 메모리

## 도면

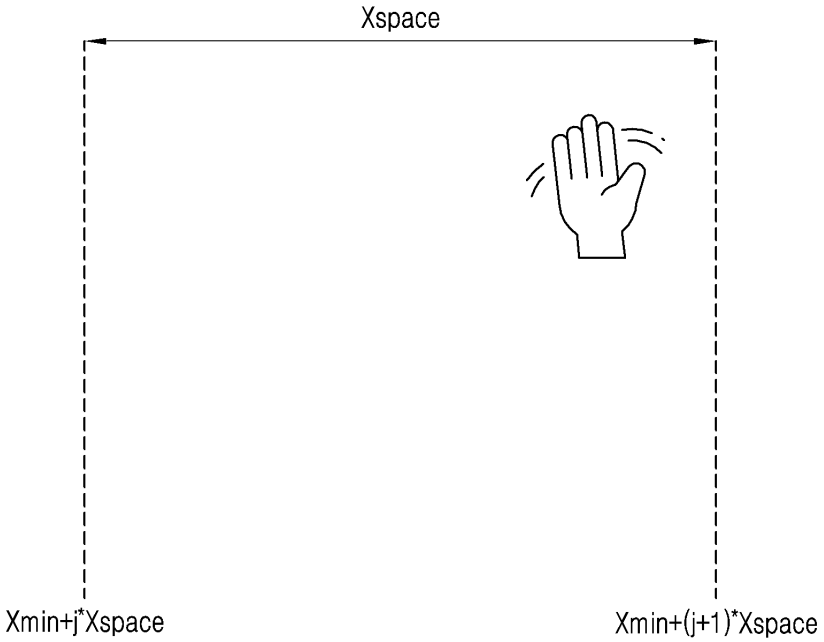
### 도면1


DATASET(N)
(N=(Xmax-Xmin)/Xspace)
Xspace
DATASET(1)
DATASET(0)
Xmax
Xmin
Radar

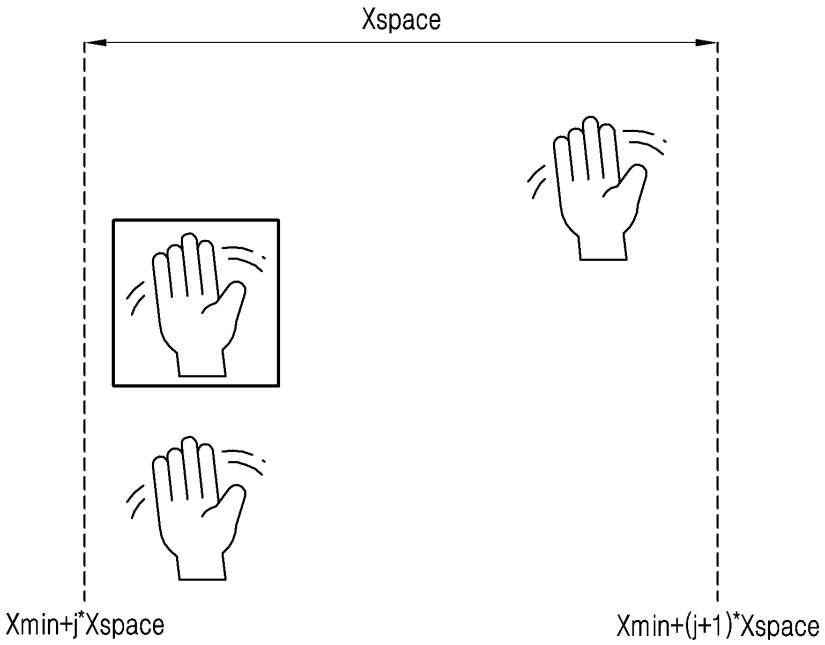
도면2


DATASET(i)
Spectrogram
Power normalization
NORMSPECT(i)
DCNN
DCNNparam(i)

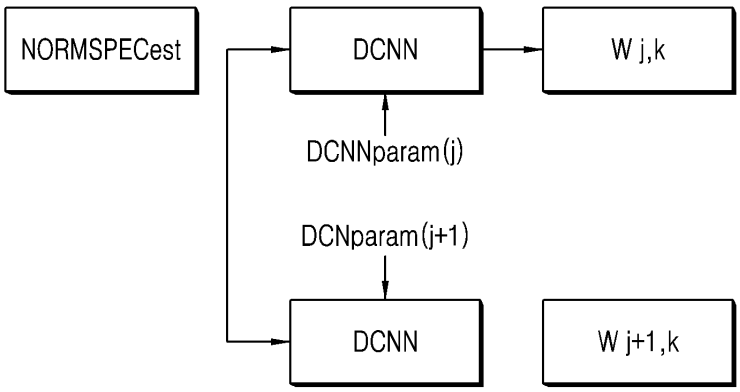
도면3


Xspace
Xmin+j*Xspace
Xmin+(j+1)*Xspace

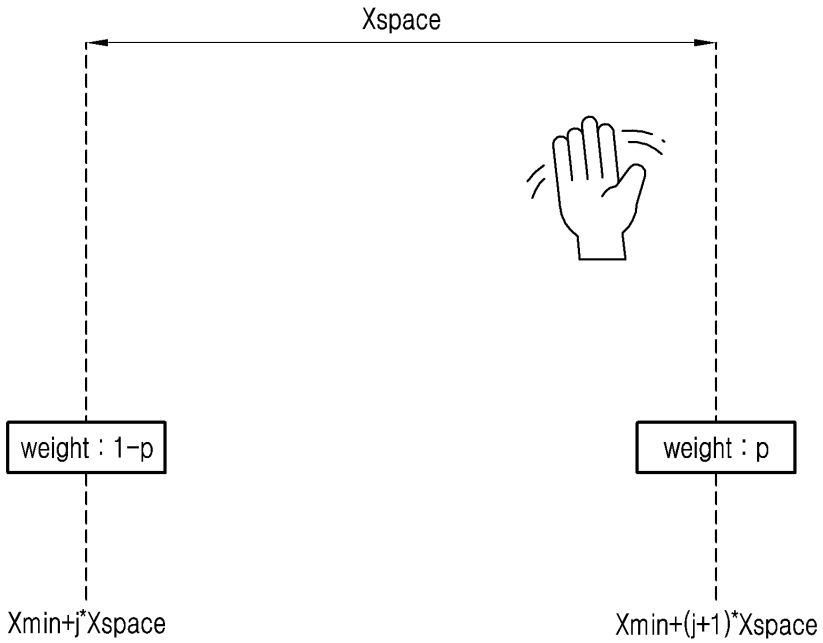
도면4


Xspace
Xmin+j*Xspace
Xmin+(j+1)*Xspace

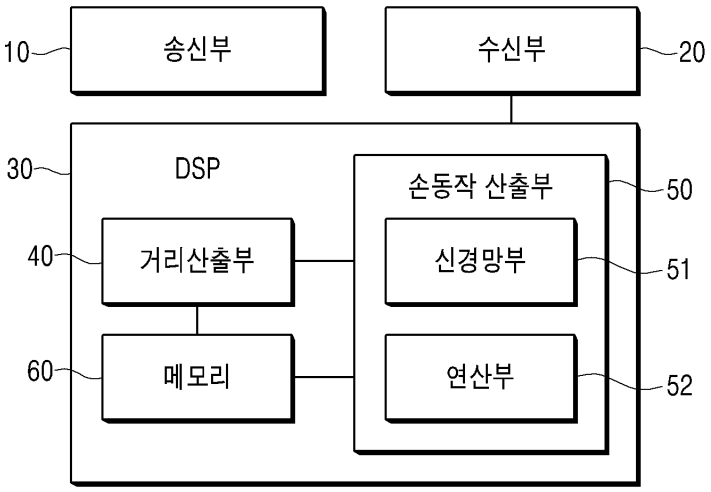
도면5


NORMSPECest
DCNN
W j,k
DCNNparam(j)
DCNparam(j+1)
DCNN
W j+1,k

도면6


Xspace
weight : 1-p
weight : p
Xmin+j*Xspace
Xmin+(j+1)*Xspace

도면7


10
송신부
수신부
20
30
DSP
손동작 산출부
50
40
거리산출부
신경망부
51
60
메모리
연산부
52