



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0104387  
(43) 공개일자 2024년07월05일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G06F 3/01 (2006.01) G01S 13/62 (2006.01)  
G06N 3/0464 (2023.01)

(52) CPC특허분류  
G06F 3/017 (2013.01)  
G01S 13/62 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2022-0186596  
(22) 출원일자 2022년12월28일  
심사청구일자 2022년12월28일

(71) 출원인  
연세대학교 산학협력단  
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자  
김태욱  
서울특별시 서대문구 연희로28길 49, 505호  
박정운  
서울특별시 마포구 서강대길 40, 101동 402호

(74) 대리인  
특허법인시공

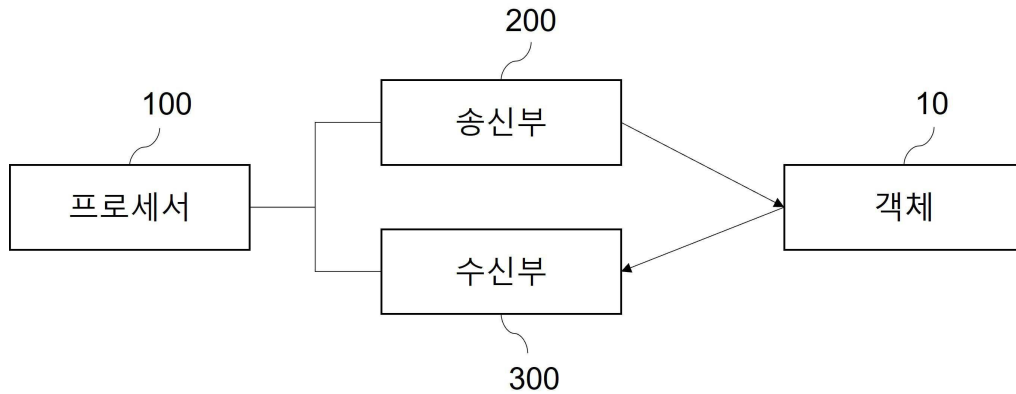
전체 청구항 수 : 총 11 항

(54) 발명의 명칭 CNN-SVM을 이용한 시간축 3차원 정보 기반의 제스처 인식 장치

(57) 요약

본 발명의 제스처 인식 장치는 객체에 신호를 전송하는 송신부; 상기 객체에 반사된 신호를 획득하는 복수의 수신부; 및 상기 송신부가 전송한 신호 및 상기 복수의 수신부가 획득한 복수의 반사된 신호에 기초하여, 상기 객체의 형태를 결정하는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는, 상기 복수의 반사 신호 각각의 고유 벡터들을 추출하고, 추출한 고유 벡터들을 이용하여 3차원 시간축 파형 데이터를 생성할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

*G06F 3/011* (2022.02)

*G06N 3/0464* (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711152841
과제번호	2017-0-00418-006
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	ICT융합산업혁신기술개발사업
연구과제명	초고속 샘플링 기법을 이용한 시간도메인 인공지능 레이더 SoC (System On a Chip)
설계 연구	
기여율	1/1
과제수행기관명	연세대학교 산학협력단
연구기간	2022.01.01 ~ 2022.12.31

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

객체에 신호를 전송하는 송신부;

상기 객체에 반사된 신호를 획득하는 복수의 수신부; 및

상기 송신부가 전송한 신호 및 상기 복수의 수신부가 획득한 복수의 반사된 신호에 기초하여, 상기 객체의 형태를 결정하는 프로세서를 포함하고,

상기 프로세서는,

상기 복수의 반사 신호 각각의 고유 벡터들을 추출하고, 추출한 고유 벡터들을 이용하여 3차원 시간축 파형 데이터를 생성하는

제스처 인식 장치.

#### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 3차원 시간축 파형 데이터는 상기 고유 벡터들의 시간 축 정렬에 의해 생성되는

제스처 인식 장치.

#### 청구항 3

제1항에 있어서,

상기 프로세서는 상기 3차원 시간축 파형 데이터에 기초하여 2차원 그림 데이터를 생성하는

제스처 인식 장치.

#### 청구항 4

제3항에 있어서,

상기 2차원 그림 데이터는 좌표에 대한 상기 복수의 수신부의 신호 획득 결과에 기초하여 생성되는

제스처 인식 장치.

#### 청구항 5

제4항에 있어서,

상기 복수의 수신부 중  $N$ 개의 수신부가 상기 2차원 그림 데이터의 제1 좌표에 대응되는 제1 지점에서 반사된 신호를 획득하고, 상기 복수의 수신부 중  $M$ 개- 상기  $N$ ,  $M$ 은 자연수이고, 상기  $N$ 은 상기  $M$ 보다 큰-의 수신부가 상기 2차원 그림 데이터의 제2 좌표에 대응되는 제2 지점에서 반사된 신호를 획득한 경우, 상기 제1 좌표의 색상 수치는 상기 제2 좌표의 색상 수치보다 큰

제스처 인식 장치.

#### 청구항 6

제3항에 있어서,

상기 프로세서는 서포트 벡터 머신(SVM: Support Vector Machine)을 기반으로 상기 2차원 그림 데이터에 대해 예측 모델을 학습시키는

제스처 인식 장치.

#### 청구항 7

제6항에 있어서,

상기 예측 모델의 컨볼루션 레이어의 개수, 배치(batch) 사이즈는 상기 객체의 종류에 기초하여 설정되는

제스처 인식 장치.

#### 청구항 8

제7항에 있어서,

상기 예측 모델의 활성화 함수는 ReLu(Rectified Linear Unit) 함수인

제스처 인식 장치.

#### 청구항 9

제6항에 있어서,

상기 프로세서는 학습된 상기 예측 모델을 이용하여 상기 객체의 형태를 결정하는

제스처 인식 장치.

#### 청구항 10

적어도 하나 이상의 프로세서에 의해 수행되는 제스처 인식 방법에 있어서,

전송 안테나를 이용하여 객체에 신호를 전송하는 단계;

복수의 수신 안테나를 이용하여 상기 객체에 의해 반사된 복수의 반사 신호를 획득하는 단계;

상기 복수의 반사 신호 각각에 대한 고유 벡터들을 추출하는 단계; 및

추출한 고유 벡터들을 이용하여 3차원 시간축 파형 데이터를 생성하는 단계를 포함하는

제스처 인식 방법.

#### 청구항 11

제10항에 기재된 제스처 인식 방법을 실행시키도록 컴퓨터로 판독 가능한 기록 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

#### 발명의 설명

#### 기술 분야

[0001]

본 발명은 제스처 인식 장치에 관한 것으로, 보다 상세하게는, 멀티 안테나를 이용하여 시간축 3차원 정보를 생

성하고 CNN-SVM 기반으로 예측 모델을 학습시켜 객체의 형태를 결정하는 장치에 관한 것이다.

### 배경 기술

[0002] 최근 다양한 입출력 시스템의 필요성이 대두되고 있다. 특히, 핸드 제스처를 사용한 비접촉 입출력 시스템 개발이 활발하게 이루어지고 있다. 가장 통상적으로 사용되는 시스템은 비전 인식 기반의 시스템이나, 이는 외부 환경 요인에 영향을 많이 받고 사생활 침해의 여지가 있다는 한계점을 가지고 있다. 이에 대한 대안으로 맞고 돌아오는 전파신호를 해석하는 레이더 시스템이 제안되고 있다.

[0003] 가장 보편적인 방법으로는 FMCW(Frequency-Modulated Continuous-Wave) 레이더를 활용하여 주파수축 정보를 해석하는 방식이다. 이 방식은 대상의 움직임이 발생했을 때 관찰할 수 있는 파형 정보를 도플러 맵에 표시하고 이를 학습하는 과정을 거친다. 그러나, 해당 방법은 대상이 움직여야만 인식할 수 있다는 점에서 한계를 지니고 있다. 이에 정지 제스처 또한 인식할 수 있도록 시간축에서 정보를 읽어들이고 학습하는 시스템이 필요하다.

### 발명의 내용

#### 해결하려는 과제

[0004] 본 발명의 일 과제는 멀티 안테나를 이용하여 시간축 3차원 정보를 생성하고 CNN-SVM 기반으로 예측 모델을 학습시켜 객체의 형태를 결정하는 장치에 관한 것이다.

#### 과제의 해결 수단

[0005] 일 실시예에 따른 제스처 인식 장치는 객체에 신호를 전송하는 발신부; 상기 객체에 반사된 신호를 획득하는 복수의 수신부; 및 상기 발신부가 전송한 신호 및 상기 복수의 수신부가 획득한 복수의 반사된 신호에 기초하여, 상기 객체의 형태를 결정하는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는, 상기 복수의 반사 신호 각각의 고유 벡터들을 추출하고, 추출한 고유 벡터들을 이용하여 3차원 시간축 파형 데이터를 생성할 수 있다.

[0006] 여기서, 상기 3차원 시간축 파형 데이터는 상기 고유 벡터들의 시간 축 정렬에 의해 생성될 수 있다.

[0007] 여기서, 상기 프로세서는 상기 3차원 시간축 파형 데이터에 기초하여 2차원 그림 데이터를 생성할 수 있다.

[0008] 여기서, 상기 2차원 그림 데이터는 좌표에 대한 상기 복수의 수신부의 신호 획득 결과에 기초하여 생성될 수 있다.

[0009] 여기서, 상기 복수의 수신부 중 N개의 수신부가 상기 2차원 그림 데이터의 제1 좌표에 대응되는 제1 지점에서 반사된 신호를 획득하고, 상기 복수의 수신부 중 M개- 상기 N, M은 자연수이고, 상기 N은 상기 M보다 큰 -의 수신부가 상기 2차원 그림 데이터의 제2 좌표에 대응되는 제2 지점에서 반사된 신호를 획득한 경우, 상기 제1 좌표의 색상 수치는 상기 제2 좌표의 색상 수치보다 클 수 있다.

[0010] 여기서, 상기 프로세서는 서포트 벡터 머신(SVM: Support Vector Machine)을 기반으로 상기 2차원 그림 데이터에 대해 예측 모델을 학습시킬 수 있다.

[0011] 여기서, 상기 예측 모델의 컨볼루션 레이어의 개수, 배치(batch) 사이즈는 상기 객체의 종류에 기초하여 설정될 수 있다.

[0012] 여기서, 상기 예측 모델의 활성화 함수는 ReLu(Rectified Linear Unit) 함수일 수 있다.

[0013] 여기서, 상기 프로세서는 학습된 상기 예측 모델을 이용하여 상기 객체의 형태를 결정할 수 있다.

[0015] 일 실시예에 따른 제스처 인식 방법은 적어도 하나 이상의 프로세서에 의해 수행되는 제스처 인식 방법에 있어서, 전송 안테나를 이용하여 객체에 신호를 전송하는 단계; 복수의 수신 안테나를 이용하여 상기 객체에 의해 반사된 복수의 반사 신호를 획득하는 단계; 상기 복수의 반사 신호 각각에 대한 고유 벡터들을 추출하는 단계; 및 추출한 고유 벡터들을 이용하여 3차원 시간축 파형 데이터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0016] 여기서, 상기 제스처 인식 방법을 실행시키도록 컴퓨터로 판독 가능한 기록 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램이 제공될 수 있다.

**발명의 효과**

[0017] 본 발명의 일 실시예에 따르면 멀티 안테나를 이용하여 시간축 3차원 정보를 생성하고 CNN-SVM 기반으로 예측 모델을 학습시켜 객체의 형태를 결정하는 장치가 제공될 수 있다.

**도면의 간단한 설명**

- [0018] 도 1은 일 실시예에 따른 제스처 인식 장치를 설명하기 위한 도면이다.
- 도 2는 일 실시예에 따른 제스처 인식 장치의 멀티 안테나를 설명하기 위한 도면이다.
- 도 3은 일 실시예에 따른 제스처 인식 방법의 순서도이다.
- 도 4는 3차원 시간축 과형 데이터를 설명하기 위한 예시 도면이다.
- 도 5는 2차원 그림 데이터를 설명하기 위한 예시 도면이다.
- 도 6은 CNN-SVM 기반의 예측 모델의 학습을 설명하기 위한 예시 도면이다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

- [0019] 본 명세서에 기재된 실시예는 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 본 발명의 사상을 명확히 설명하기 위한 것이므로, 본 발명이 본 명세서에 기재된 실시예에 한정되는 것은 아니며, 본 발명의 범위는 본 발명의 사상을 벗어나지 아니하는 수정예 또는 변형예를 포함하는 것으로 해석되어야 한다.
- [0020] 본 명세서에서 사용되는 용어는 본 발명에서의 기능을 고려하여 가능한 현재 널리 사용되고 있는 일반적인 용어를 선택하였으나 이는 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자의 의도, 관례 또는 새로운 기술의 출현 등에 따라 달라질 수 있다. 다만, 이와 달리 특정한 용어를 임의의 의미로 정의하여 사용하는 경우에는 그 용어의 의미에 관하여 별도로 기재할 것이다. 따라서 본 명세서에서 사용되는 용어는 단순한 용어의 명칭이 아닌 그 용어가 가진 실질적인 의미와 본 명세서의 전반에 걸친 내용을 토대로 해석되어야 한다.
- [0021] 본 명세서에 첨부된 도면은 본 발명을 용이하게 설명하기 위한 것으로 도면에 도시된 형상은 본 발명의 이해를 돕기 위하여 필요에 따라 과장되어 표시된 것일 수 있으므로 본 발명이 도면에 의해 한정되는 것은 아니다.
- [0022] 본 명세서에서 본 발명에 관련된 공지의 구성 또는 기능에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에 이에 관한 자세한 설명은 필요에 따라 생략하기로 한다.
- [0024] 도 1은 일 실시예에 따른 제스처 인식 장치를 설명하기 위한 도면이다.
- [0025] 도 1을 참조하면, 일 실시예에 따른 제스처 인식 장치는 프로세서(100), 송신부(200) 및 수신부(300)를 포함할 수 있다. 프로세서(100)는 송신부(200) 및 수신부(300)가 전송 또는 수신하는 신호에 기초하여 객체(10)의 형태를 결정할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(100)는 신호들에 기초하여 데이터를 생성하고, 생성한 데이터를 기반으로 예측 모델을 학습시켜 객체(10)의 형태를 결정할 수 있다.
- [0026] 객체(10)는 형태가 결정되는 대상체를 의미하는 것으로, 제스처 인식 장치가 적용되는 어플리케이션에 따라 객체(10)의 종류가 달라질 수 있다. 예를 들어, 제스처 인식 장치가 핸드 제스처를 인식하는 어플리케이션에 적용될 경우, 객체(10)는 손을 의미하는 것일 수 있다. 또는 제스처 인식 장치가 자율주행 시스템에서 객체의 자세 또는 형태를 결정하기 위한 어플리케이션에 적용되는 경우, 객체(10)는 사람, 자동차, 사물, 동물 등일 수 있다.
- [0027] 송신부(200)는 객체(10)에 신호를 전송하는 안테나를 포함할 수 있다. 송신부(200)는 프로세서(100)의 제어 신호에 기초하여 객체(10)에 신호를 전송할 수 있다. 송신부(200)가 전송하는 신호는 주파수 변조 신호일 수 있다.
- [0028] 수신부(300)는 송신부(200)에 의해 전송되어 객체(10)에 의해 반사된 신호를 수신할 수 있다. 수신부(300)는 객체(10)로부터 반사된 신호를 수신하는 복수의 안테나(멀티 안테나)를 포함할 수 있다. 수신부(300)는 복수의 안테나를 통해 다른 반사각을 가진 신호들을 수신할 수 있다.
- [0029] 프로세서(100)는 송신부(200)가 전송한 신호 및 수신부(300)가 획득한 신호에 기초하여 객체(10)의 형태를 결정

할 수 있다. 프로세서(100)는 수신부(300)가 획득한 신호들로부터 고유 벡터를 추출할 수 있다. 또한, 프로세서(100)는 추출한 고유 벡터들을 이용하여 3차원 시간축 파형 데이터를 생성할 수 있다. 프로세서(100)는 3차원 시간축 파형 데이터를 생성함으로써 CNN-SVM 기반의 예측 모델을 학습시킬 수 있는 정보를 증가시킬 수 있다.

[0031] 종래는 하나의 전송 안테나를 포함하는 송신부 및 하나의 수신 안테나를 포함하는 수신부를 이용하여 예측 모델을 학습시켰다. 구체적으로, 수신부가 수신하는 신호는 임펄스 신호들의 중첩된 형태로 아래 [수학식 1]과 같이 표현될 수 있다.

[0032] [수학식 1]

$$r(t) = \sum_i^n E(T_i) \delta(t - T_i)$$

[0033] 이때,  $r(t)$ 는 수신 신호,  $T_i$ 는 임펄스 신호,  $n$ 은 수신 신호의 개수,  $E(T_i)$ 는 수신 신호의 진폭일 수 있다.  $E(T_i)$ 는 객체의 반사 계수, 동작 거리에 따른 신호 감쇠율 등이 복합적으로 반영된 파라미터일 수 있다.

[0035] 종래의 제스처 인식 방법은 제스처의 형태가 유사할 경우, 두 개의 안테나(전송 안테나 및 수신 안테나)의 측정 정보만으로는 구분하기 어렵고 노이즈에 취약하다는 문제가 존재했다. 이를 개선하기 위해선 하드웨어의 분해능을 더 개선하거나 더 정교한 전처리 과정을 거칠 필요가 있다.

[0036] 그러나, 고속의 신호를 고속으로 샘플링하는 하드웨어를 구현하는 것은 설계 난이도가 높고, 제작 단가가 증가된다는 단점이 있다. 한편, 학습 과정에서 알고리즘의 복잡도를 높이거나, 학습 데이터의 수를 많이 늘리더라도 인식을 개선에는 한계가 존재할 수 있다. 이는 2D 입력 데이터가 가진 정보가 한정적이기 때문이다.

[0037] 이에, 본원 발명은 수신부(300)에 포함된 수신 안테나의 개수를 늘려, 예측 모델이 학습할 수 있는 정보의 양을 늘림으로써 위 문제를 해결할 수 있는 방법 및 장치를 제안한다.

[0039] 도 2는 일 실시예에 따른 제스처 인식 장치의 멀티 안테나를 설명하기 위한 도면이다.

[0040] 도 2를 참조하면, 수신부(300)는 객체(10)로부터 반사된 신호를 여러 각도에서 수신할 수 있는 복수의 수신 안테나를 포함할 수 있다. 예를 들어, 수신부(300)는 제1 수신 안테나(310)를 통해 제1 반사각을 가지는 제1 수신 신호를 획득하고, 제2 수신 안테나(320)를 통해 제2 반사각을 가지는 제2 수신 신호를 획득할 수 있다. 이때, 제1 수신 신호 및 제2 수신 신호의 파장은 반사각에 따라 상이할 수 있다.

[0041] 프로세서(100)는 송신부(200)가 전송한 신호, 제1 수신 안테나(310)가 획득한 제1 수신 신호 및 제2 수신 안테나(320)가 획득한 제2 수신 신호에 기초하여 객체(10)의 형태를 결정할 수 있다. 프로세서(100)는 제1 수신 신호 및 제2 수신 신호로부터 제1 고유 벡터 및 제2 고유 벡터를 추출하고, 이들을 이용하여 3차원 시간축 파형 데이터를 생성할 수 있다.

[0042] 3차원 시간축 파형 데이터 및 객체(10)의 형태 결정 방법은 도 3 내지 도 6을 참조하여 이하에서 자세히 설명한다.

[0044] 도 3은 일 실시예에 따른 제스처 인식 방법의 순서도이다.

[0045] 도 3을 참조하면, 일 실시예에 따른 제스처 인식 방법은 객체에 신호를 전송하는 단계(S100), 복수의 반사 신호를 획득하는 단계(S200), 반사 신호에 대한 고유 벡터를 추출하는 단계(S300), 고유 벡터들에 기초하여 3차원 시간축 파형 데이터를 생성하는 단계(S400), 2차원 그림 데이터를 생성하는 단계(S500), SVM 기반으로 예측 모델을 학습시키는 단계(S600) 및 예측 모델을 이용하여 객체의 형태를 결정하는 단계(S700)를 포함할 수 있다.

[0046] 도 3에는 단계 S100 내지 단계 S600이 순서대로 수행되는 것이 도시되었으나, 이에 한정되지 않고 각 단계의 순서는 변경될 수 있다. 또는 각 단계가 다른 단계와 병합되거나 생략될 수도 있다.

[0047] 객체에 신호를 전송하는 단계(S100)는 프로세서의 제어에 기초하여 송신부(200)가 객체(10)에 주파수 변조 신호를 전송하는 단계일 수 있다. 복수의 반사 신호를 획득하는 단계(S200)는 수신부(300)가 복수의 안테나를 통해

객체(10)에서 반사된 신호를 획득하는 단계일 수 있다. 이때, 수신부(300)는 복수의 안테나를 통해 반사각이 상이한 복수의 반사 신호를 수신하여 프로세서(100)로 수신 신호에 대한 데이터를 전송할 수 있다.

- [0048] 반사 신호에 대한 고유 벡터를 추출하는 단계(S300)는 프로세서(100)가 수신부(300)를 통해 획득한 복수의 반사 신호 각각에 대한 고유 벡터를 추출하는 단계일 수 있다. 예를 들어, 프로세서(100)는 제1 수신 안테나(310)를 통해 획득한 제1 반사 신호로부터 제1 고유 벡터를 추출할 수 있다. 또한, 프로세서(100)는 제2 수신 안테나(320)를 통해 획득한 제2 반사 신호로부터 제2 고유 벡터를 추출할 수 있다. 이때, 프로세서(100)가 추출하는 고유 벡터는 수신 안테나에 따른 고유의 특성이 반영된 [수학식 1]의 E 파라미터와 관련된 것일 수 있다.
- [0049] 고유 벡터들에 기초하여 3차원 시간축 파형 데이터를 생성하는 단계(S400)는 프로세서(100)가 단계 S300에서 추출한 고유 벡터들을 시간 축에 맞추어 정렬함으로써 3차원 시간축 파형 데이터를 생성하는 단계일 수 있다.
- [0050] 도 4는 3차원 시간축 파형 데이터를 설명하기 위한 예시 도면이다.
- [0051] 도 4를 참조하면, 3차원 시간축 파형 데이터는 시간, 수신 파형의 개수 및 진폭(Amplitude)을 축으로 하는 데이터이다. 프로세서(100)는 3차원 시간축 파형 데이터를 생성함으로써, 하나의 수신 안테나를 이용했던 종래보다 정보의 양을 증가시킬 수 있다.
- [0052] 2차원 그림 데이터를 생성하는 단계(S500)는 프로세서(100)가 단계 S400에서 생성한 3차원 시간축 파형 데이터에 기초하여 색을 이용한 2차원 데이터를 생성하는 단계일 수 있다. 프로세서(100)는 좌표에 대한 복수의 안테나의 신호 획득 결과에 기초하여 2차원 그림 데이터를 생성할 수 있다. 구체적으로, 특정 좌표에 대해 복수의 안테나 중 몇 개의 안테나가 상기 특정 좌표에 대한 신호를 수신하는지 여부에 기초하여 상기 특정 좌표에 대응되는 특정 색상 수치를 결정할 수 있다.
- [0053] 예를 들어, 제1 좌표에 대응되는 제1 지점에서 N개의 안테나가 신호를 수신한 경우, 프로세서(100)는 제1 좌표의 제1 색상 수치를 A로 설정할 수 있다. 또한 예를 들어, 제2 좌표에 대응되는 제2 지점에서 M개의 안테나가 신호를 수신한 경우, 프로세서(100)는 제2 좌표의 제2 색상 수치를 B로 설정할 수 있다. 이때, N과 M은 자연수이고 N이 M보다 큰 경우, A는 B보다 클 수 있다. 또한, A는 B보다 붉은 계열에 가깝고 B는 A보다 파란 계열에 가까울 수 있다. 이와 같이, 프로세서(100)는 3차원 시간축 파형 데이터에 기초하여 색상을 이용한 2차원 그림 데이터를 생성할 수 있다.
- [0054] 도 5는 2차원 그림 데이터를 설명하기 위한 예시 도면이다.
- [0055] 도 5를 참조하면, 2차원 그림 데이터는 좌표에 대해 수신부(300)의 신호 획득 결과를 색상으로 나타낸 데이터이다. 프로세서(100)는 2차원 그림 데이터를 생성함으로써 예측 모델 학습을 위해 정보량이 증가된 데이터를 제공할 수 있다.
- [0056] SVM 기반으로 예측 모델을 학습시키는 단계(S600)는 프로세서(100)가 단계 S500에서 생성한 2차원 그림 데이터를 입력으로 하여 객체(10)의 형태 결정을 위한 예측 모델을 학습시키는 단계일 수 있다.
- [0057] 도 6은 CNN-SVM 기반의 예측 모델의 학습을 설명하기 위한 예시 도면이다.
- [0058] 도 6을 참조하면, 예측 모델의 학습에 사용되는 CNN-SVM(CNN 기반의 SVM)의 예시 구조를 확인할 수 있다. SVM은 서포트 벡터 머신(SVM: Support Vector Machine)으로도 명칭될 수 있다. 이때, 예측 모델의 컨볼루션 레이어의 개수, 배치(batch) 사이즈는 객체(10)의 종류에 기초하여 설정될 수 있다. 객체(10)의 종류는 제스처 인식 장치가 적용되는 어플리케이션의 종류에 따라 결정될 수 있기 때문에, 결국 예측 모델의 특성은 제스처 인식 장치의 환경 또는 어플리케이션의 종류에 기초하여 설정될 수 있다. 또한, 예측 모델의 활성화 함수는 ReLu(Rectified Linear Unit) 함수일 수 있다. 활성화 함수를 거친 이후, Flatten 과정을 통해 특성값들을 SVM의 인풋으로 활용할 수 있도록, 배열의 재배치가 수행될 수 있다.
- [0059] 예측 모델을 이용하여 객체의 형태를 결정하는 단계(S700)는 단계 S600에서 학습시킨 예측 모델을 이용하여 객체(10)의 형태를 판단하는 단계일 수 있다. 구체적으로, 예측 모델은 Flatten 과정에 의해 설정된 마지막 특성값을 이용하여 SVM을 통해 최종적으로 객체(10)의 형태를 결정할 수 있다.
- [0060] 위와 같은 과정을 통해, 본원 발명의 제스처 인식 장치는 멀티 안테나 및 CNN-SVM을 사용함으로써, 하나의 제스처를 학습하기 위해 필요한 데이터의 수를 과도하게 요구하지 않을 수 있다. 결과적으로 본원 발명은 학습의 난이도를 낮출 수 있다.

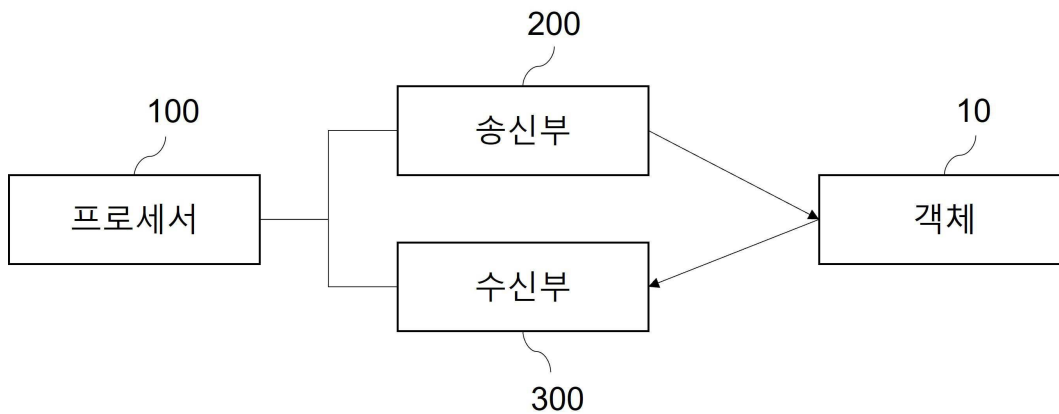
[0062] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 상기된 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다

[0063] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

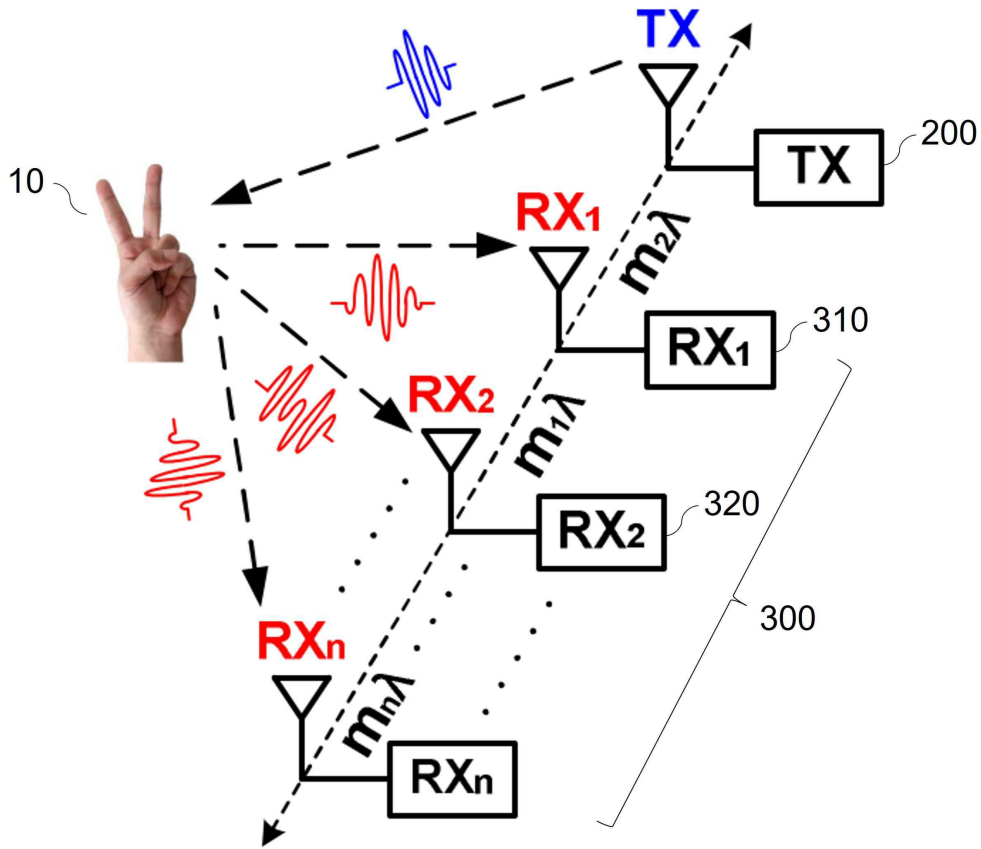
[0064] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

**도면**

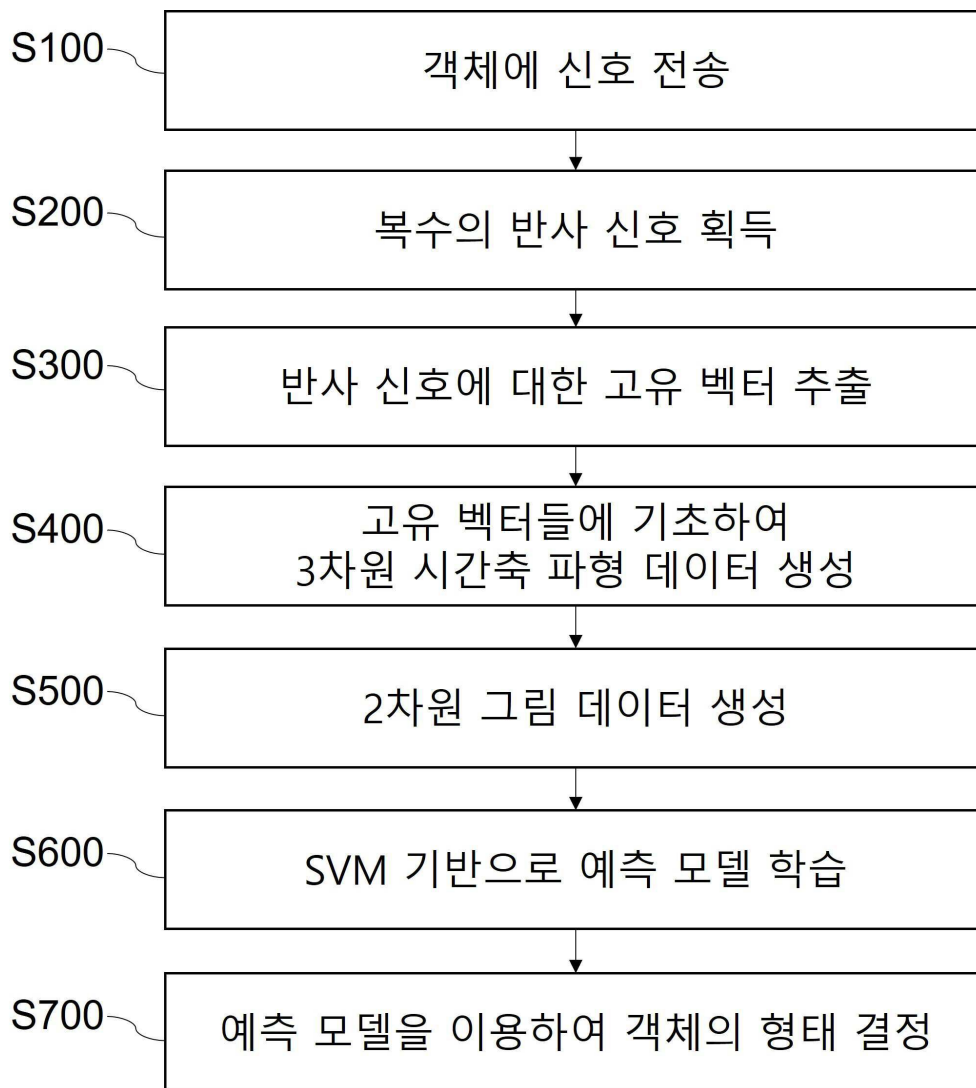
**도면1**



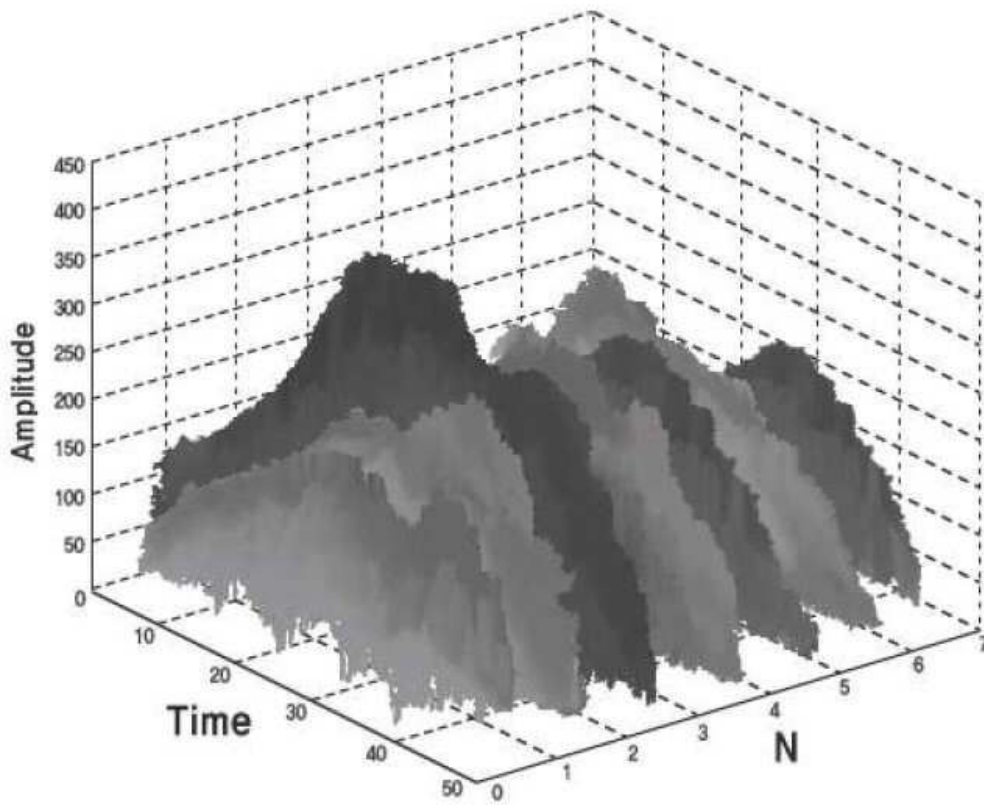
도면2



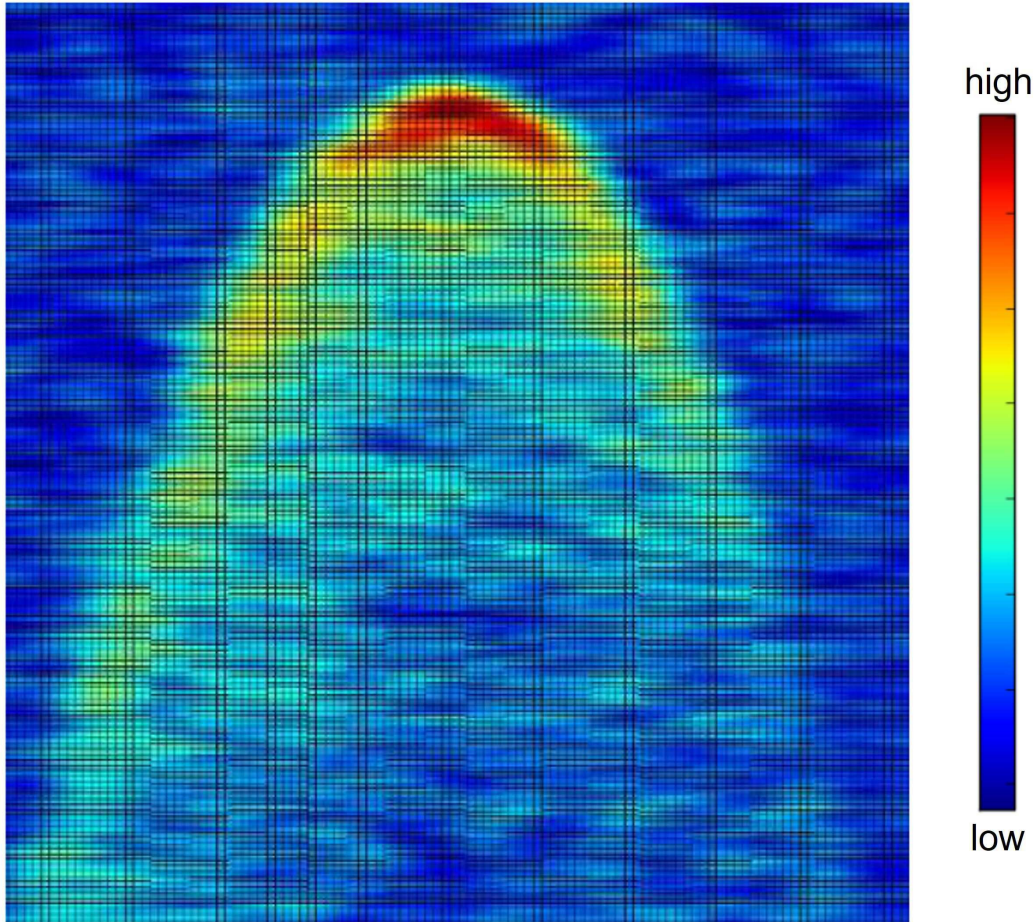
도면3



도면4



도면5



도면6

