

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2021-0053649
(43) 공개일자 2021년05월12일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2006.01) B25J 9/16 (2006.01)
G06N 20/20 (2019.01) G06N 3/04 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/082 (2013.01)
B25J 9/161 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2019-0139519
(22) 출원일자 2019년11월04일
심사청구일자 2019년11월04일

(71) 출원인
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
전세영
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
박동원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
서용혁
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(74) 대리인
특허법인 무한

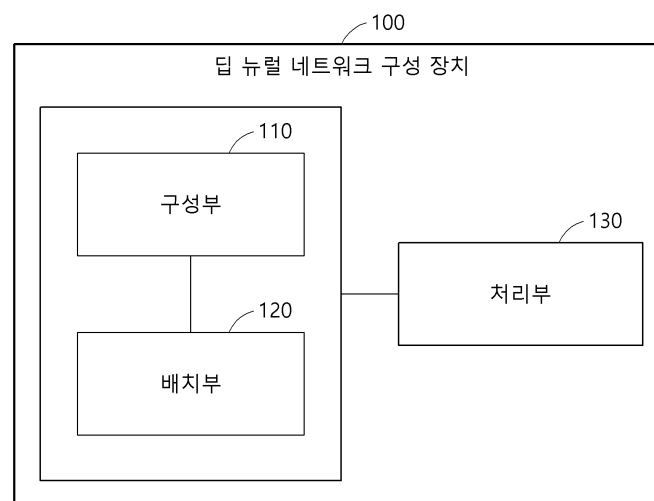
전체 청구항 수 : 총 14 항

(54) 발명의 명칭 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법 및 장치

(57) 요약

딥 뉴럴 네트워크 구성 방법 및 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치가 개시된다. 본 발명의 일실시예에 따른, 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법은, 다양한 이미지를 처리하기 위한 복수의 컨볼루션 레이어를 포함하는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)를 구성하는 단계; 및 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로, 회전 불변성 로봇 파지 추론을 위한 REM(Rotation Ensemble Module)을 배치하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

B25J 9/1612 (2013.01)

G06N 20/20 (2019.01)

G06N 3/0454 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1415162700
부처명	산업통상자원부
과제관리(전문)기관명	한국산업기술평가관리원
연구사업명	로봇산업핵심기술개발(R&D)
연구과제명	시각 및 촉각 정보를 이용하여 다양한 부품을 파지/조립할 수 있는 인공지능 기반의
부품 핸들링 기술 개발	
기 여 율	1/2
과제수행기관명	한국로봇융합연구원
연구기간	2019.01.01 ~ 2019.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1465027921
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	첨단의료기술개발(R&D)
연구과제명	다중 병리요소 및 진단군을 대상으로 한 인공지능 기반 멀티 사이트 병리영상 고속
분석 기술 개발	
기 여 율	1/2
과제수행기관명	한국보건산업진흥원
연구기간	2019.01.01 ~ 2019.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

다양한 이미지를 처리하기 위한 복수의 컨볼루션 레이어를 포함하는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)를 구성하는 단계; 및

상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로, 회전 불변성 로봇 파지 추론을 위한 REM(Rotation Ensemble Module)을 배치하는 단계

를 포함하는 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 복수의 컨볼루션 레이어 중에서, 처리 가능한 이미지의 크기가 작은 순으로 두 개의 레이어를 식별하는 단계; 및

식별된 두 개의 레이어 사이를, 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로 결정하는 단계

를 더 포함하는 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 복수의 컨볼루션 레이어 중에서, 건너뛰기 연결(skip connection)과 관련되는 두 개의 레이어를 식별하는 단계; 및

식별된 두 개의 레이어 사이를, 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로 결정하는 단계

를 더 포함하는 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 이미지를 회전시키는 각도를 결정하는 인덱스를 부여하는 n개(상기 n은 4 이상의 자연수)의 제1 앙상블 모듈을 포함하여 상기 REM을 구성하는 단계; 및

상기 n개의 제1 앙상블 모듈 각각에 의해 추출되는 n개의 특징(feature)을 병렬로 결합(convolution)하여 제1 특징을 도출하는 단계

를 더 포함하는 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 이미지를 회전시키는 각도를 결정하는 인덱스를 부여하는 n개의 제1 앙상블 모듈을 포함하여 상기 REM을 구성하는 단계;

상기 n개의 제1 앙상블 모듈 각각에 의해 추출되는 n개의 특징에 대해, 로봇 파지 시의 정확도를 추정하는 단계; 및

상기 n개의 특징 중에서, 가장 높은 정확도가 추정되는 특징을, 제1 특징으로서 도출하는 단계

를 더 포함하는 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법.

청구항 6

제4항 또는 제5항에 있어서,

상기 인덱스가 부여되지 않는 제2 앙상블 모듈을 더 포함하여 상기 REM을 구성하는 단계; 및

상기 제1 특징과, 상기 제2 앙상블 모듈에 의해 추출되는 제2 특징을 곱으로 연결(concatenation)하여, 상기 로봇 파지에 관한 결과물을 출력하는 단계

를 더 포함하는 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법.

청구항 7

제4항 또는 제5항에 있어서,

이웃하는 제1 앙상블 모듈 사이에서의 상기 각도 간의 차이가 서로 일정하도록, 상기 제1 앙상블 모듈 각각으로 상기 인덱스를 상이하게 부여하는 단계

를 더 포함하는 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법.

청구항 8

다양한 이미지를 처리하기 위한 복수의 컨볼루션 레이어를 포함하는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)를 구성하는 구성부; 및

상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로, 회전 불변성 로봇 파지 추론을 위한 REM을 배치하는 배치부

를 포함하는 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 복수의 컨볼루션 레이어 중에서, 처리 가능한 이미지의 크기가 작은 순으로 두 개의 레이어를 식별하고, 식별된 두 개의 레이어 사이를, 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로 결정하는 처리부

를 더 포함하는 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치.

청구항 10

제8항에 있어서,

상기 복수의 컨볼루션 레이어 중에서, 건너뛰기 연결과 관련되는 두 개의 레이어를 식별하고, 식별된 두 개의 레이어 사이를, 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로 결정하는 처리부

를 더 포함하는 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치.

청구항 11

제8항에 있어서,

상기 구성부는,

상기 이미지를 회전시키는 각도를 결정하는 인덱스를 부여하는 n개의 제1 앙상블 모듈을 포함하여 상기 REM을 구성하고, 상기 n개의 제1 앙상블 모듈 각각에 의해 추출되는 n개의 특징을 병렬로 결합하여 제1 특징을 도출하는

딥 뉴럴 네트워크 구성 장치.

청구항 12

제8항에 있어서,

상기 구성부는,

상기 이미지를 회전시키는 각도를 결정하는 인덱스를 부여하는 n개의 제1 앙상블 모듈을 포함하여 상기 REM을 구성하고, 상기 n개의 제1 앙상블 모듈 각각에 의해 추출되는 n개의 특징에 대해, 로봇 파지 시의 정확도를 추정하며, 상기 n개의 특징 중에서, 가장 높은 정확도가 추정되는 특징을, 제1 특징으로서 도출하는

딥 뉴럴 네트워크 구성 장치.

청구항 13

제11항 또는 제12항에 있어서,

상기 구성부는,

상기 인덱스가 부여되지 않는 제2 앙상블 모듈을 더 포함하여 상기 REM을 구성하고, 상기 제1 특징과, 상기 제2 앙상블 모듈에 의해 추출되는 제2 특징을 곱으로 연결하여, 상기 로봇 파지에 관한 결과물을 출력하는

딥 뉴럴 네트워크 구성 장치.

청구항 14

제11항 또는 제12항에 있어서,

상기 구성부는,

이웃하는 제1 앙상블 모듈 사이에서의 상기 각도 간의 차이가 서로 일정하도록, 상기 제1 앙상블 모듈 각각으로 상기 인덱스를 상이하게 부여하는

딥 뉴럴 네트워크 구성 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은, 로봇 파지 감지에 있어, 회전 불변하는 딥 뉴럴 네트워크를 구성하기 위한 것으로, 분류(Classification, Cls) 방식에 앵커 박스(Anchor box) 회전 방식을 적용한 REM(Rotation Ensemble Module)을, CNN의 말단에 적용하여 로봇 파지 판단을 정확하고 빠르게 수행할 수 있게 하는, 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 새로운 객체에 대한 데이터 기반 로봇 파지 감지는, 근래에 광범위하게 연구되고 있다. 예컨대, 로봇 파지 감지에 관한 선행기술 방법으로는, 기계 학습을 제안하여 모든 후보들 중에서 방향과 그래프 거리를 포함하는 가장 잘 잡히는 이미지 패치의 순위를 매기는 방법(Saxena et al.), 5D 로봇 톱 환경에서 파지 영역을 개선하여 파악하는 방법(Jiang et al.) 등을 예시할 수 있다.

[0003] 특히, Two-stage, classification based approach에 관한 모델에서는, 초기 깊이 학습 모델인 스파스 자동 인코더(sparse auto-encoder, SAE)를 사용하여, 멀티 모달 정보(색상, 깊이 및 표면 표준)를 갖는 슬라이딩 윈도우에서 가장 잘 잡을 수 있는 후보 이미지 패치의 순위를 매겨, 로봇 감지를 탐지하였다.

[0004] 또한, Single-stage, regression based approach에 관한 모델에서는, AlexNet에 기반한 로봇 학습 탐지 기반 방법을 제안하여 빠른 계산 시간으로도 보다 향상된 로봇 감지의 정확도를 갖게 하였다.

[0005] 또한, Multibox based approach에 관한 모델에서는, 전체 입력 이미지를 $S \times S$ 그리드로 나누어 다중 박스 기반의 로봇 파악 감지 방법을 제안하고 있다.

[0006] 또한, Hybrid approach에 관한 모델에서는, 로봇의 파지력을 예측하고 고해상도 파지 확률 맵을 기반으로 로봇 파지 매개 변수를 추정 함으로써, 최첨단 계산 시간으로 로봇 파지 예측에 대해 높은 정확성을 달성하였다.

[0007] 또한, 심층 신경망을 이용한 로봇 파지 추론은 최근 많이 개발되었으며, 회전 불변성을 고려한 컴퓨터 비전 및 로봇 비전은 과거에 많이 개발되었다.

[0008] 일반적으로, 로봇 파지 추론에서 회전 불변성은 매우 중요하지만 심층 신경망에서 회전 불변성을 고려하는 기법

상의 어려움으로 인해, 아직 많은 연구가 이루어지지 않고 있다.

[0009] 따라서, 로봇 파지에 있어, 심층 신경망과 회전 불변성을 접목하여, 로봇 파지 인식률을 향상시키는 기법이 절실히 요구되고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 본 발명의 실시예는, 앵커 박스 회전 방식을 적용한 REM을 CNN의 말단에 적용 함으로써, 로봇 파지에 관한 높은 인식률과 빠른 작동속도를 도모하는, 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법 및 장치를 제공하는 것을 목적으로 한다.

[0011] 또한, 본 발명의 실시예는, 최신의 심층신경망 기반 로봇 파지 추론에 회전 불변성을 가질 수 있도록 하여 파지 정보 추론의 성능을 높이는 것을 목적으로 한다.

[0012] 또한, 본 발명의 실시예는, 기존의 심층신경망 구조를 변경하지 않고 간단히 회전 앙상블 모듈을 추가하는 방식으로, 회전 불변성을 구현 함으로써, 심층 신경망의 크기, 계산량을 그대로 유지하면서도 원하는 목표를 이룰 수 있도록 하는 것을 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

[0013] 본 발명의 일실시예에 따른, 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법은, 다양한 이미지를 처리하기 위한 복수의 컨볼루션 레이어를 포함하는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)를 구성하는 단계; 및 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로, 회전 불변성 로봇 파지 추론을 위한 REM(Rotation Ensemble Module)을 배치하는 단계를 포함할 수 있다.

[0014] 또한, 본 발명의 실시예에 따른, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치는, 다양한 이미지를 처리하기 위한 복수의 컨볼루션 레이어를 포함하는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)를 구성하는 구성부; 및 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로, 회전 불변성 로봇 파지 추론을 위한 REM을 배치하는 배치부를 포함하여 구성할 수 있다.

발명의 효과

[0015] 본 발명의 일실시예에 따르면, 앵커 박스 회전 방식을 적용한 REM을 CNN의 말단에 적용 함으로써, 로봇 파지에 관한 높은 인식률과 빠른 작동속도를 도모하는, 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법 및 장치를 제공할 수 있다.

[0016] 또한, 본 발명의 일실시예에 따르면, 최신의 심층신경망 기반 로봇 파지 추론에 회전 불변성을 가질 수 있도록 하여 파지 정보 추론의 성능을 높일 수 있다.

[0017] 또한, 본 발명의 일실시예에 따르면, 기존의 심층신경망 구조를 변경하지 않고 간단히 회전 앙상블 모듈을 추가하는 방식으로, 회전 불변성을 구현 함으로써, 심층 신경망의 크기, 계산량을 그대로 유지하면서도 원하는 목표를 이룰 수 있게 한다.

도면의 간단한 설명

[0018] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치의 구성을 도시한 블록도이다.

도 2는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 구성 일례를 설명하기 위한 도이다.

도 3은 본 발명에 따른 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 구조를 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 본 발명에 따른 5D 파지 표현을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 본 발명의 실시예에 따른 CNN의 구조를 설명하는 도면이다.

도 6은 본 발명의 따른 로봇 보정과 관련한, 학습 기반 비전을 설명하기 위한 도면이다.

도 7은 본 발명에 따른 증가하는 학습 샘플 수에 대한 로봇 좌표계의 x, y에 대한 보정 오류를 설명하기 위한 도면이다.

도 8은 본 발명의 일실시예에 따른, 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법을 도시한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0019] 이하에서, 첨부된 도면을 참조하여 실시예들을 상세하게 설명한다. 그러나, 실시예들에는 다양한 변경이 가해질 수 있어서 특허출원의 권리 범위가 이러한 실시예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 실시예들에 대한 모든 변경, 균등물 내지 대체물이 권리 범위에 포함되는 것으로 이해되어야 한다.
- [0020] 실시예에서 사용한 용어는 단지 설명을 목적으로 사용된 것으로, 한정하려는 의도로 해석되어서는 안된다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서 상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0021] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 실시예가 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥 상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가지는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0022] 또한, 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조부호를 부여하고 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다. 실시예를 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 실시예의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다.
- [0023] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치의 구성을 도시한 블록도이다.
- [0024] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일실시예에 따른, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 구성부(110), 및 배치부(120)를 포함하여 구성할 수 있다. 또한, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 실시예에 따라, 처리부(130)를 추가하여 구성할 수 있다.
- [0025] 우선, 구성부(110)는 다양한 이미지를 처리하기 위한 복수의 컨볼루션 레이어를 포함하는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)를 구성한다.
- [0026] 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)는 모델이 직접 이미지, 비디오, 텍스트 또는 사운드 등을 분류하는 머신 러닝의 한 유형인 딥러닝에서 가장 많이 사용되는 알고리즘일 수 있다. 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)는 이미지에서 객체, 얼굴, 장면 등을 인식하기 위해 패턴을 찾는 데에 유용하며, 데이터에서 직접 학습하며, 패턴을 사용하여 이미지를 분류하고 특징을 자동으로 추출할 수 있다. 이러한, 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)는 자율 주행 자동차, 얼굴 인식 애플리케이션과 같이 객체 인식과 컴퓨터 비전이 필요한 분야에서 많이 사용되고 있다.
- [0027] 즉, 구성부(110)는 컨볼루션 레이어를 적어도 포함하여, 이미지 등의 특징을 식별, 분류하는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)를 구성하는 역할을 할 수 있다. 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 구성에 있어, 구성부(110)는 상기 컨볼루션 레이어 이외에, ReLU 레이어, 풀링 레이어 등을 포함하여 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)를 구성할 수 있다.
- [0028] 도 2는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 구성 일례를 설명하기 위한 도이다.
- [0029] 도 2에서, 컨볼루션 레이어는 각 이미지에서 특정의 특징을 활성화하는 컨볼루션 필터 집합에 입력 이미지를 통과시키는 기능을 할 수 있다.
- [0030] 또한, ReLU(Rectified Linear Unit) 레이어는, 음수 값을 0에 매핑하고 양수 값을 유지하여 활성화된 특징 만을 다음 계층으로 전달되도록 하여, 더 빠르고 효과적인 학습을 가능하게 하는 기능을 할 수 있다.
- [0031] 또한, 풀링 레이어는 비선형 다운샘플링을 수행하고 네트워크에서 학습해야 하는 매개 변수 수를 줄여서 출력을 간소화하는 기능을 할 수 있다.
- [0032] 이들 컨볼루션 레이어, ReLU 레이어, 풀링 레이어는 하나의 필터로서, FEATURE LERNING을 구성할 수 있다.
- [0033] 도 2에서와 같이, 각 필터는 각 학습 이미지에 서로 다른 해상도로 적용되고, 필터의 출력은 다음 계층의 입력으로 활용될 수 있다.
- [0034] FEATURE LERNING에 의해 출력되는 결과는, CLASSIFICATION에서의 분류 과정을 통해, 입력되는 이미지를 특정하게 된다.
- [0035] 배치부(120)는 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로, 회전 불변성 로봇 파지 추론을 위한 REM을 배치

한다.

- [0036] REM(Rotation Ensemble Module)은, 앙상블 필터에서 이미지의 매 프레임 마다 선택한 이미지의 특징점과 분산 필터(variance filter)를 통과한 패치들의 특징점 비교를 통해 이미지 후보의 유효성을 산출할 수 있다. 또한, REM은 이미지의 기준 각도를 산출한 후, 앙상블 필터로 입력되는 패치들의 회전변화율(회전 각도)과의 차이를 특징점에 보상 반영할 수 있다. 이후, REM은 보상 반영된 특징점과 이미지의 특징점과의 비교를 통해 신뢰성 있는 패치들을 이미지 후보로서 결정할 수 있다.
- [0037] 즉, 배치부(120)는 이미지를 다양한 각도로 회전시켜 특징을 뽑아내어, 결합을 통해 최적의 특징을 도출하는 REM(Rotation Ensemble Module)을, 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단에 배치하는 역할을 할 수 있다.
- [0038] 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN) 중에서 말단을 결정하기 위해, 본 발명의 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 처리부(130)를 추가로 포함하여 구성할 수 있다.
- [0039] 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단의 결정에 있어, 처리부(130)는 상기 복수의 컨볼루션 레이어 중에서, 처리 가능한 이미지의 크기가 작은 순으로 두 개의 레이어를 식별하고, 식별된 두 개의 레이어 사이를, 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로 결정할 수 있다.
- [0040] 상술의 도 2에서와 같이, 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)는 영역 크기가 순차적으로 작아지는 복수의 컨볼루션 레이어를 포함하여 구성되고 있다.
- [0041] 처리부(130)는 이러한 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 구조를 고려하여, 영역 크기가 가장 작은 컨볼루션 레이어와 다음으로 작은 컨볼루션 레이어 사이를, 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로 결정할 수 있다.
- [0042] 또한, 다른 실시예에서, 처리부(130)는 상기 복수의 컨볼루션 레이어 중에서, 건너뛰기 연결과 관련되는 두 개의 레이어를 식별하고, 식별된 두 개의 레이어 사이를, 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로 결정할 수 있다.
- [0043] 여기서, '건너뛰기 연결(Skip connection)'은 연결되는 양쪽 레이어에서의 이미지 처리와 관련하여, 미세 조정 처리를 가능하게 하는 연결체 일 수 있다. 예컨대, 후술하는 도 5의 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)에서는, 크기 '23x23'의 컨볼루션 레이어와, 크기 '11x11'의 컨볼루션 레이어 간을, 건너뛰기 연결로 연결시키는 것이 예시되고 있다. 도 5의 경우, 처리부(130)는 이들 크기 '23x23'의 컨볼루션 레이어와, 크기 '11x11'의 컨볼루션 레이어 사이를 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로 결정할 수 있다.
- [0044] 처리부(130)에 의해 결정된 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단에는, 배치부(120)에 의해 REM을 배치하여, 본 발명을 실현할 수 있다.
- [0045] 실시예에 따라, 구성부(110)는 이미지 처리시의 이미지에 대한 회전을 위한 인덱스를 부여하여 상기 REM을 구성할 수 있다.
- [0046] 즉, 구성부(110)는, 상기 이미지를 회전시키는 각도를 결정하는 인덱스를 부여하는 n개의 제1 앙상블 모듈을 포함하여 상기 REM을 구성할 수 있다. 상기 제1 앙상블 모듈은 그 각각에 부여된 인덱스에 따라 이미지를 회전시키는 수단일 수 있다.
- [0047] 상기 인덱스의 부여에 있어, 구성부(110)는, 이웃하는 제1 앙상블 모듈 사이에서의 상기 각도 간의 차이가 서로 일정하도록, 상기 제1 앙상블 모듈 각각으로 상기 인덱스를 상이하게 부여할 수 있다. 즉, 구성부(110)는 이미지를 회전하는 각도의 크기가, 복수의 제1 앙상블 모듈 사이에서 일정하게 정해지도록(예컨대 45도 간격으로) 인덱스를 부여할 수 있다.
- [0048] 예컨대, 이미지를 0도, 45도, 90도, 135도 회전시키는 4개의 케이스에 기초하여 이미지 처리하고자 하는 경우, 구성부(110)는 상기 4개의 각도가 각각 인덱스로서 부여된 4개의 제1 앙상블 모듈로 REM을 구성할 수 있다.
- [0049] 이후, 구성부(110)는, 상기 n개의 제1 앙상블 모듈 각각에 의해 추출되는 n개의 특징을 병렬로 결합하여 제1 특징을 도출할 수 있다. 즉, 구성부(110)는 복수의 제1 앙상블 모듈로부터의 특징을 컨볼루션을 하여 산출되는, 이미지에 관한 균형적인 특징을 제1 특징으로 결정할 수 있다.
- [0050] 상술의 예시에서, 0도, 45도, 90도, 135도의 인덱스를 갖는 4개의 제1 앙상블 모듈 각각으로부터의, 4개의 특징을 컨볼루션하여 얻은 특징을 제1 특징으로 결정하는 RME를 구성 함으로써, 구성부(110)는 이들 제1 앙상블 모듈의 균형적인 특징을 출력할 수 있다.

- [0051] 다른 실시예에서, 구성부(110)는 상기 n개의 제1 앙상블 모듈 각각에 의해 추출되는 n개의 특징에 대해, 로봇 파지 시의 정확도를 추정하고, 상기 n개의 특징 중에서, 가장 높은 정확도가 추정되는 특징을, 제1 특징으로서 도출할 수 있다. 즉, 구성부(110)는 제1 앙상블 모듈로부터 출력되는 특징 각각에 대해, 로봇이 파지하는 경우의 정확도를 예상하고, 가장 높은 정확도가 예상되는 특징을 선별하여, 이를 제1 특징으로 결정할 수 있다. 상술의 예시에서, 구성부(110)는 0도, 45도, 90도, 135도의 인덱스를 갖는 4개의 제1 앙상블 모듈 각각으로부터, 4개의 특징(회전된 이미지)에 대한, 로봇 파지시의 정확도를 추정하고, 가장 높은 정확도를 갖는 45도의 인덱스를 갖는 제1 앙상블 모듈로부터의 특징을 제1 특징으로 결정하는 RME를 구성할 수 있다.
- [0052] 또한, 구성부(110)는, 상기 인덱스가 부여되지 않는 제2 앙상블 모듈을 더 포함하여 상기 REM을 구성하고, 상기 제1 특징과, 상기 제2 앙상블 모듈에 의해 추출되는 제2 특징을 곱으로 연결하여, 상기 로봇 파지에 관한 결과물을 출력할 수 있다.
- [0053] 즉, 구성부(110)는 인덱스가 부여되지 않는 제2 앙상블 모듈로부터의 제2 특징과, 앞서 제1 앙상블 모듈과 관련하여 결정되는 제1 특징을 컨볼루션하여 최종적인 특징을 산출한다.
- [0054] 본 발명의 일실시예에 따르면, 앵커 박스 회전 방식을 적용한 REM을 CNN의 말단에 적용 함으로써, 로봇 파지에 관한 높은 인식률과 빠른 작동속도를 도모하는, 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법 및 장치를 제공할 수 있다.
- [0055] 또한, 본 발명의 일실시예에 따르면, 최신의 심층신경망 기반 로봇 파지 추론에 회전 불변성을 가질 수 있도록 하여 파지 정보 추론의 성능을 높일 수 있다.
- [0056] 또한, 본 발명의 일실시예에 따르면, 기존의 심층신경망 구조를 변경하지 않고 간단히 회전 앙상블 모듈을 추가하는 방식으로, 회전 불변성을 구현 함으로써, 심층 신경망의 크기, 계산량을 그대로 유지하면서도 원하는 목표를 이룰 수 있게 한다.
- [0057] 도 3은 본 발명에 따른 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 구조를 설명하기 위한 도면이다.
- [0058] 도 3(a)에서는 로봇 파지 정보 추론 심층신경망에, 회전 앙상블 모듈이 결합되는 것을 예시한다.
- [0059] 도 3(a)에서와 같이, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로, 회전 불변성 로봇 파지 추론을 위한 REM(Rotation Ensemble Module)을 배치한다.
- [0060] 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단은, 복수의 컨볼루션 레이어 중에서, 처리 가능한 이미지의 크기가 작은 순으로 식별된 두 개의 레이어 사이일 수 있다.
- [0061] 또는, 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단은, 복수의 컨볼루션 레이어 중에서, 건너뛰기 연결(skip connection)과 관련되어 식별된 두 개의 레이어 사이일 수 있다.
- [0062] 도 3(b)는, REM의 구체 구성으로서, 회전 앙상블 모듈에 대한 구조도 이다.
- [0063] 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 REM을 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단에 넣어, 영상 기반의 로봇 파지 판단을 빠르고 정확하게 할 수 있다.
- [0064] 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 회전 각도, 예컨대 0도, 45도, 90도, 135도의 인덱스가 부여된 4개의 제1 앙상블 모듈을 포함하여 REM을 구성하고, 각 제1 앙상블 모듈로부터 출력되는 특징들을 결합하여, 제1 특징을 도출해 낼 수 있다.
- [0065] 또한, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 도출된 제1 특징을, 인덱스가 부여되지 않는 제2 앙상블 모듈로부터의 제2 특징과 다시 곱으로 결합하여 최종 결과를 다음 레이어로 전달할 수 있다.
- [0066] 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 이미지를 다양한 각도(예, 0도, 45도, 90도, 135도)로 회전하여 처리하는 REM을 구성하여, 기존 심층 신경망의 일부로 결합하여 사용 함으로써, 로봇 파지 정보 추론 뿐만 아니라 심층 신경망을 사용하여, 회전 불변성이 필요한 다양한 컴퓨터 비전 작업(예: 얼굴 검출)에 활용되도록 할 수 있다.
- [0067] 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 주어진 컬러 이미지(RGB)와 가능한 깊이 이미지(RGB-D)로부터 여러 객체에 대한 5D 로봇 파지 표현을 예측할 수 있다. 5D 로봇 파지 표현은 위치 (x, y), angle Θ gripper opening width(w), parallel gripper plate size(h)를 통해, 아래와 같이 표시될 수 있다.
- [0068] {x, y, Θ w, h}
- [0069] 여기에, MultiGrasp에서는 각 그리드 셀에 대한 확률 z와, $c = \cos \Theta$, $s = \sin \Theta$ 를 더 고려하여 매개 변수화

한다.

[0070] $\{t^x, t^y, \Theta t^w, t^h, t^z\}$

[0071] where $x = \sigma(t^x) + c_x$, $y = \sigma(t^y) + c_y$, $w = p_w \exp(t^w)$, $h = p_h \exp(t^h)$, and $z = \sigma(t^z)$

[0072] $\sigma(\cdot)$ 는 시그모이드 함수이고, $\exp(\cdot)$ 는 지수 함수이고, p_h , p_w 는 각각 앵커 박스의 미리 정의된 높이와 폭이며, (c_x, c_y) 는 상단 각 그리드 셀의 왼쪽 모서리를 지칭할 수 있다.

[0073] 도 4는 본 발명에 따른 5D 파지 표현을 설명하기 위한 도면이다.

[0074] 도 4(a)에서는 위치 (x, y) , 방향 Θ , 그래퍼 개구 폭 w , 및 판 크기 h 를 갖는 5D 파지 표현을 예시한다.

[0075] 도 4(b)에서는 $(2, 2)$ 격자 셀의 경우, 미리 정의된 앵커 박스(점선 상자)로 이미지를 Θ 만큼 회전(실선 상자)시켰을 때의 5D 파지 표현을 예시한다.

[0076] 도 4에서 x, y, w, h 는 각 그리드 셀의 크기가 1×1 이 되도록 적절하게 표준화된다. 마지막으로 각도 Θ 는 MultiGrasp와는 다른 연속 값 대신 이산 값으로 모델링된다.

[0077] 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 이미지 좌표에서 (x, y) 를 예측하는 대신 로봇 인식 위치를 각각의 그리드 셀 (c_x, c_y) 의 상부 좌측 코너로부터의 (x, y) 오프셋을 추정한다. $S \times S$ 그리드 셀의 경우, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, $(c_x, c_y) \in \{(c_x, c_y) \mid c_x, c_y \in \{0, 1, \dots, S-1\}\}$ 를 통해, (x, y) 오프셋을 추정할 수 있다.

[0078] 따라서 주어진 (c_x, c_y) 에 대해 (x, y) 의 범위는, ' $c_x < x < c_x+1, c_y < y < c_y+1$ '의 시그모이드 함수를 사용하여, 재매개변수화(re-parametrization)를 한다.

[0079] 앵커 박스 접근법은 객체 검출에도 유용하기 때문에, 로봇 파지 감지에 적용할 수 있다. 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 앵커 박스를 이용한 재 모델링으로 인하여 w, h 를 다양한 크기의 기대치와 관련된 추정치 t^w, t^h 로 변환한 다음, 모든 앵커 박스 후보 중에서 최상의 파악 표현을 분류할 수 있다.

[0080] 도 5는 본 발명의 일시예에 따른 CNN의 구조를 설명하는 도면이다.

[0081] 도 5에서는, Alexnet, Darknet-19, Resnet-50 등을 이용하여, 이미지 분류를 위한 CNN의 구조를 예시한다.

[0082] 사전 훈련된 네트워크는 로봇 이해 매개 변수를 산출하도록 수정되었으며, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 복수의 컨볼루션 레이어를 포함하는 CNN의 구조를 만들어 모든 크기의 이미지를 처리할 수 있게 한다.

[0083] 또한, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 크기를 조정하지 않고 파악 감지를 위한 최대 360×360 이미지를 처리하는 컨볼루션 레이어를 포함하고, 네트워크 말단으로, 미세 입자 기능을 사용할 수 있도록 건너 뛰기 연결 레이어를 추가할 수 있다. 예를 들어, 도 5에서와 같이 Darknet-19의 경우, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 마지막 $3 \times 3 \times 512$ 레이어와 마지막 컨볼루션 레이어 사이에 건너뛰기 연결 레이어를 추가할 수 있다. 실시예에 따라, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 마지막 최대 풀링 레이어 바로 앞의 길쌈 레이어와 감지 레이어 사이에 Resnet-50에 대한 유사한 건너 뛰기 연결 레이어를 추가할 수 있다.

[0084] 도 6은 본 발명의 따른 로봇 보정과 관련한, 학습 기반 비전을 설명하기 위한 도면이다.

[0085] 도 6에서는 학습 기반의 완전 자동 비전 로봇 교정 방법을 예시한다.

[0086] 도 6의 (1)에서는, 알려진 작은 물체(예, 둥근 모양)가 알려진 위치에 놓여진 것을 보여준다.

[0087] 도 6의 (2)에서는 로봇이 알려진 위치에서 물체를 파지하는 것을 보여준다.

[0088] 도 6의 (3)에서 로봇은 물체를 임의의 위치로 이동시켜 놓는다.

[0089] 도 6의 (4)에서 로봇은 원래의 위치로 돌아온다.

[0090] 도 6의 (5)에서 비전 시스템은 물체가 있는 지점을 예측한다.

[0091] 로봇은 많은 샘플을 수집하기 위해 위의 절차들을 반복하여 수행할 수 있다.

- [0092] 이후, 도 6의 (6)에서와 같이, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 5D 좌표 시각 좌표와 로봇 좌표의 표현을, 선형 또는 비선형 회귀를 사용하거나 간단한 비선형 신경망을 사용하여 매핑 할 수 있다.
- [0093] 도 7은 본 발명에 따른 증가하는 학습 샘플 수에 대한 로봇 좌표계의 x, y에 대한 보정 오류를 설명하기 위한 도면이다.
- [0094] 도 7에서는, 샘플 수가 증가함에 따라 교차 오차가 감소하고 있음을 보여주고 있다.
- [0095] 예컨대, 40 개 이상의 샘플 수의 경우, 교차 오차가 1.5 이하 이므로, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 샘플 수를 40개 이상을 사용하여, 교정 정밀도를 높임으로써, 교해상도 이미지의 사용시의 높은 정확도의 교정을 지원할 수 있다.
- [0096] 이하, 도 8에서는 본 발명의 실시예들에 따른 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)의 작업 흐름을 상세히 설명한다.
- [0097] 도 8은 본 발명의 일실시예에 따른, 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법을 도시한 흐름도이다.
- [0098] 본 실시예에 따른 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법은 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)에 의해 수행될 수 있다.
- [0099] 우선, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 다양한 이미지를 처리하기 위한 복수의 컨볼루션 레이어를 포함하는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)를 구성한다(810).
- [0100] 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)는 모델이 직접 이미지, 비디오, 텍스트 또는 사운드 등을 분류하는 머신 러닝의 한 유형인 딥러닝에서 가장 많이 사용되는 알고리즘일 수 있다. 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)는 이미지에서 객체, 얼굴, 장면 등을 인식하기 위해 패턴을 찾는 데에 유용하며, 데이터에서 직접 학습하며, 패턴을 사용하여 이미지를 분류하고 특징을 자동으로 추출할 수 있다. 이러한, 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)는 자율 주행 자동차, 얼굴 인식 애플리케이션과 같이 객체 인식과 컴퓨터 비전이 필요한 분야에서 많이 사용되고 있다.
- [0101] 단계(810)는 컨볼루션 레이어를 적어도 포함하여, 이미지 등의 특징을 식별, 분류하는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)를 구성하는 과정일 수 있다. 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 구성에 있어, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 상기 컨볼루션 레이어 이외에, ReLU 레이어, 풀링 레이어 등을 포함하여 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)를 구성할 수 있다.
- [0102] 또한, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로, 회전 불변성 로봇 궤적 추론을 위한 REM을 배치한다(820).
- [0103] REM(Rotation Ensemble Module)은, 앙상블 필터에서 이미지의 매 프레임 마다 선택한 이미지의 특징점과 분산 필터(variance filter)를 통과한 패치들의 특징점 비교를 통해 이미지 후보의 유효성을 산출할 수 있다. 또한, REM은 이미지의 기준 각도를 산출한 후, 앙상블 필터로 입력되는 패치들의 회전변화율(회전 각도)과의 차이를 특징점에 보상 반영할 수 있다. 이후, REM은 보상 반영된 특징점과 이미지의 특징점과의 비교를 통해 신뢰성 있는 패치들을 이미지 후보로서 결정할 수 있다.
- [0104] 단계(820)는 이미지를 다양한 각도로 회전시켜 특징을 뽑아내어, 결합을 통해 최적의 특징을 도출하는 REM(Rotation Ensemble Module)을, 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단에 배치하는 과정일 수 있다.
- [0105] 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단의 결정에 있어, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 상기 복수의 컨볼루션 레이어 중에서, 처리 가능한 이미지의 크기가 작은 순으로 두 개의 레이어를 식별하고, 식별된 두 개의 레이어 사이를, 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로 결정할 수 있다.
- [0106] 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)는 영역 크기가 순차적으로 작아지는 복수의 컨볼루션 레이어를 포함하여 구성되고 있다.
- [0107] 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 이러한 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 구조를 고려하여, 영역 크기가 가장 작은 컨볼루션 레이어와 다음으로 작은 컨볼루션 레이어 사이를, 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로 결정할 수 있다.
- [0108] 또한, 다른 실시예에서, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 상기 복수의 컨볼루션 레이어 중에서, 건너뛰기 연결과 관련되는 두 개의 레이어를 식별하고, 식별된 두 개의 레이어 사이를, 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로 결정할 수 있다.

- [0109] 여기서, '건너뛰기 연결(Skip connection)'은 연결되는 양쪽 레이어에서의 이미지 처리와 관련하여, 미세 조정 처리를 가능하게 하는 연결체 일 수 있다. 예컨대, 도 5의 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)에서는, 크기 '23x23'의 컨볼루션 레이어와, 크기 '11x11'의 컨볼루션 레이어 간을, 건너뛰기 연결로 연결시키는 것이 예시되고 있다. 도 5의 경우, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 이들 크기 '23x23'의 컨볼루션 레이어와, 크기 '11x11'의 컨볼루션 레이어 사이를 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN)의 말단으로 결정할 수 있다.
- [0110] 실시예에 따라, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 이미지 처리시의 이미지에 대한 회전을 위한 인덱스를 부여하여 상기 REM을 구성할 수 있다.
- [0111] 즉, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 상기 이미지를 회전시키는 각도를 결정하는 인덱스를 부여하는 n개의 제1 앙상블 모듈을 포함하여 상기 REM을 구성할 수 있다. 상기 제1 앙상블 모듈은 그 각각에 부여된 인덱스에 따라 이미지를 회전시키는 수단일 수 있다.
- [0112] 상기 인덱스의 부여에 있어, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 이웃하는 제1 앙상블 모듈 사이에서의 상기 각도 간의 차이가 서로 일정하도록, 상기 제1 앙상블 모듈 각각으로 상기 인덱스를 상이하게 부여할 수 있다. 즉, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 이미지를 회전하는 각도의 크기가, 복수의 제1 앙상블 모듈 사이에서 일정하게 정해지도록(예컨대 45도 간격으로) 인덱스를 부여할 수 있다.
- [0113] 예컨대, 이미지를 0도, 45도, 90도, 135도 회전시키는 4개의 케이스에 기초하여 이미지 처리하고자 하는 경우, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 상기 4개의 각도가 각각 인덱스로서 부여된 4개의 제1 앙상블 모듈로 REM을 구성할 수 있다.
- [0114] 이후, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 상기 n개의 제1 앙상블 모듈 각각에 의해 추출되는 n개의 특징을 병렬로 결합하여 제1 특징을 도출할 수 있다. 즉, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 복수의 제1 앙상블 모듈로부터의 특징을 컨볼루션을 하여 산출되는, 이미지에 관한 균형적인 특징을 제1 특징으로 결정할 수 있다.
- [0115] 상술의 예시에서, 0도, 45도, 90도, 135도의 인덱스를 갖는 4개의 제1 앙상블 모듈 각각으로부터의, 4개의 특징을 컨볼루션하여 얻은 특징을 제1 특징으로 결정하는 RME를 구성 함으로써, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 이들 제1 앙상블 모듈의 균형적인 특징을 출력할 수 있다.
- [0116] 다른 실시예에서, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 상기 n개의 제1 앙상블 모듈 각각에 의해 추출되는 n개의 특징에 대해, 로봇 파지 시의 정확도를 추정하고, 상기 n개의 특징 중에서, 가장 높은 정확도가 추정되는 특징을, 제1 특징으로서 도출할 수 있다. 즉, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 제1 앙상블 모듈로부터 출력되는 특징 각각에 대해, 로봇이 파지하는 경우의 정확도를 예상하고, 가장 높은 정확도가 예상되는 특징을 선별하여, 이를 제1 특징으로 결정할 수 있다. 상술의 예시에서, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 0도, 45도, 90도, 135도의 인덱스를 갖는 4개의 제1 앙상블 모듈 각각으로부터의, 4개의 특징(회전된 이미지)에 대한, 로봇 파지 시의 정확도를 추정하고, 가장 높은 정확도를 갖는 45도의 인덱스를 갖는 제1 앙상블 모듈로부터의 특징을 제1 특징으로 결정하는 RME를 구성할 수 있다.
- [0117] 또한, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는, 상기 인덱스가 부여되지 않는 제2 앙상블 모듈을 더 포함하여 상기 REM을 구성하고, 상기 제1 특징과, 상기 제2 앙상블 모듈에 의해 추출되는 제2 특징을 곱으로 연결하여, 상기 로봇 파지에 관한 결과물을 출력할 수 있다.
- [0118] 즉, 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치(100)는 인덱스가 부여되지 않는 제2 앙상블 모듈로부터의 제2 특징과, 앞서 제1 앙상블 모듈과 관련하여 결정되는 제1 특징을 컨볼루션하여 최종적인 특징을 산출한다.
- [0119] 본 발명의 일실시예에 따르면, 앵커 박스 회전 방식을 적용한 REM을 CNN의 말단에 적용 함으로써, 로봇 파지에 관한 높은 인식률과 빠른 작동속도를 도모하는, 딥 뉴럴 네트워크 구성 방법 및 장치를 제공할 수 있다.
- [0120] 또한, 본 발명의 일실시예에 따르면, 최신의 심층신경망 기반 로봇 파지 추론에 회전 불변성을 가질 수 있도록 하여 파지 정보 추론의 성능을 높일 수 있다.
- [0121] 또한, 본 발명의 일실시예에 따르면, 기존의 심층신경망 구조를 변경하지 않고 간단히 회전 앙상블 모듈을 추가하는 방식으로, 회전 불변성을 구현 함으로써, 심층 신경망의 크기, 계산량을 그대로 유지하면서도 원하는 목표를 이룰 수 있게 한다.
- [0122] 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 등

을 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.

[0123] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치, 또는 전송되는 신호 파(signal wave)에 영구적으로, 또는 일시적으로 구체화(embodiment)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 매체에 저장될 수 있다.

[0124] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 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.

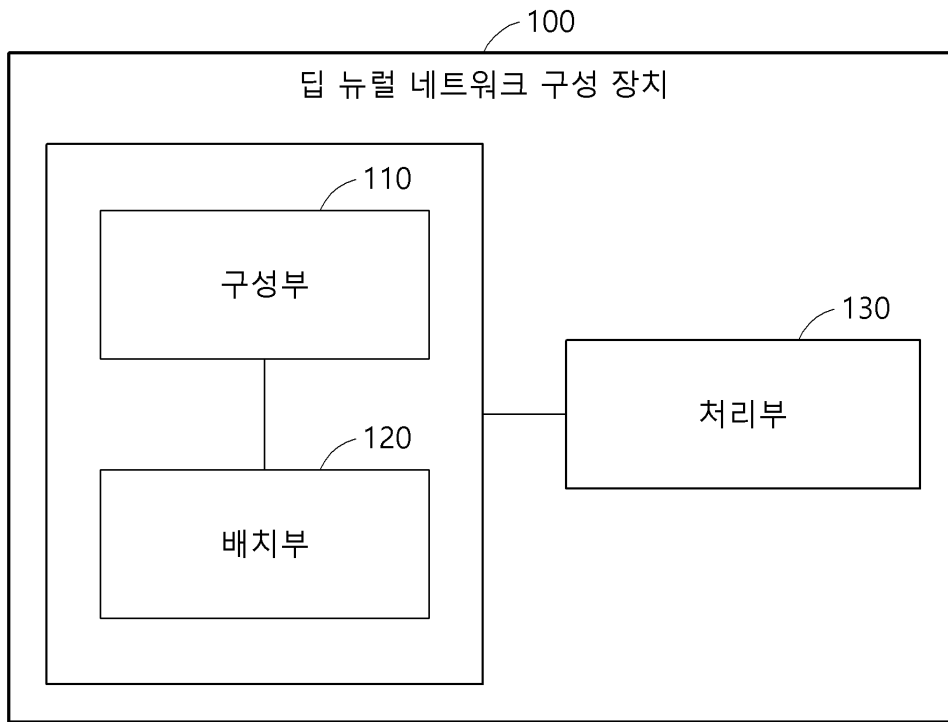
[0125] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 청구범위의 범위에 속한다.

부호의 설명

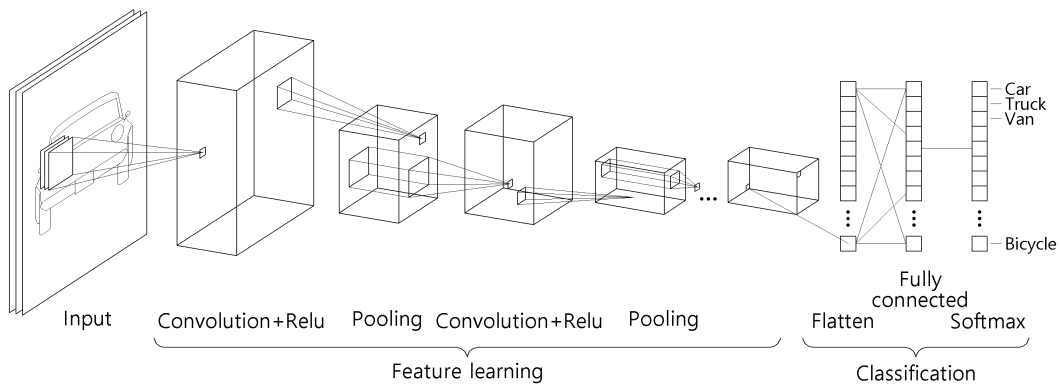
[0126] 100 : 딥 뉴럴 네트워크 구성 장치
110 : 구성부 120 : 배치부
130 : 처리부

도면

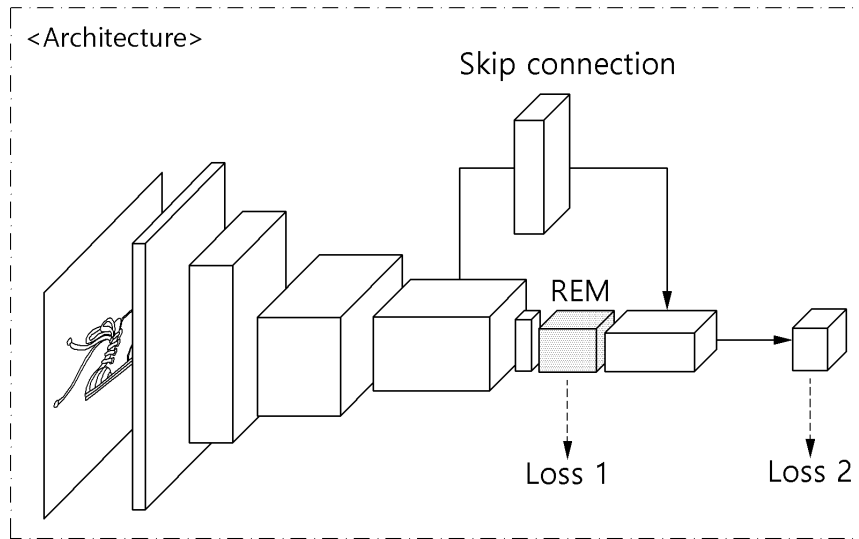
도면1



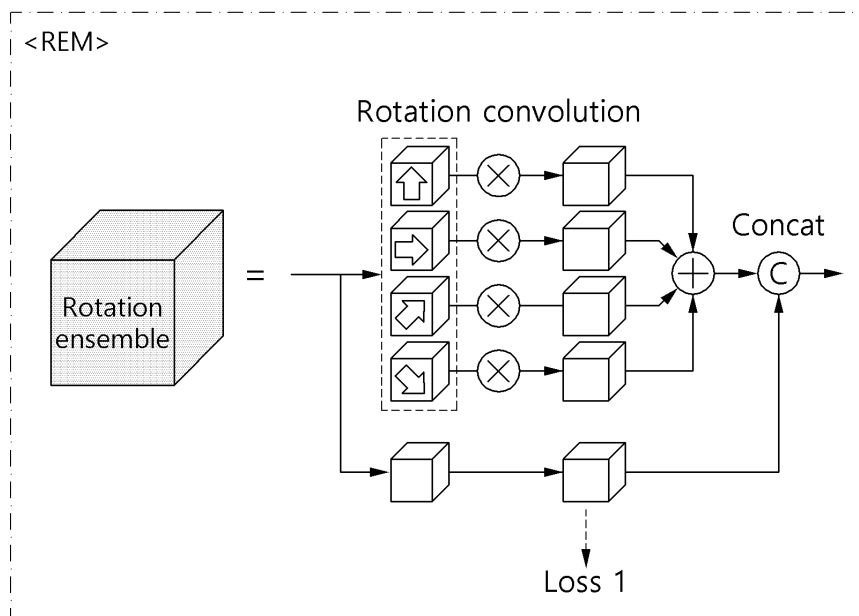
도면2



도면3

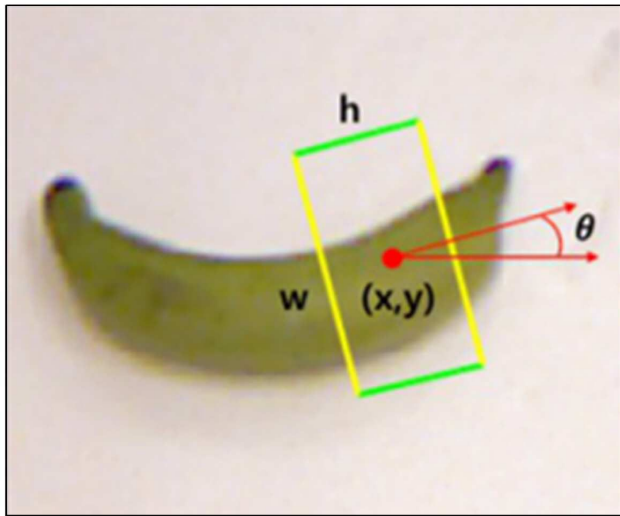


(a)

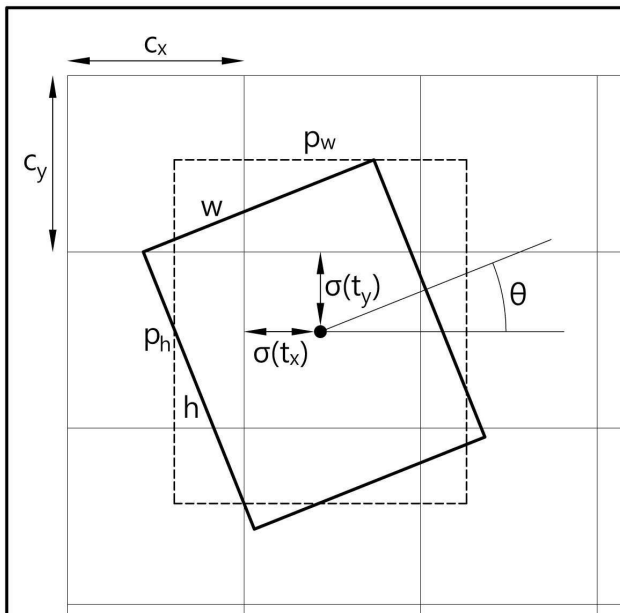


(b)

도면4

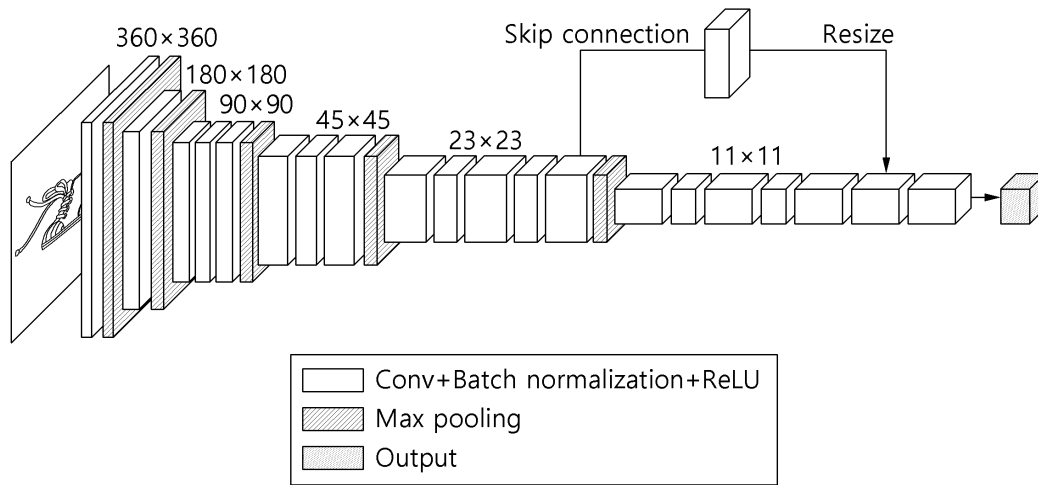


(a)

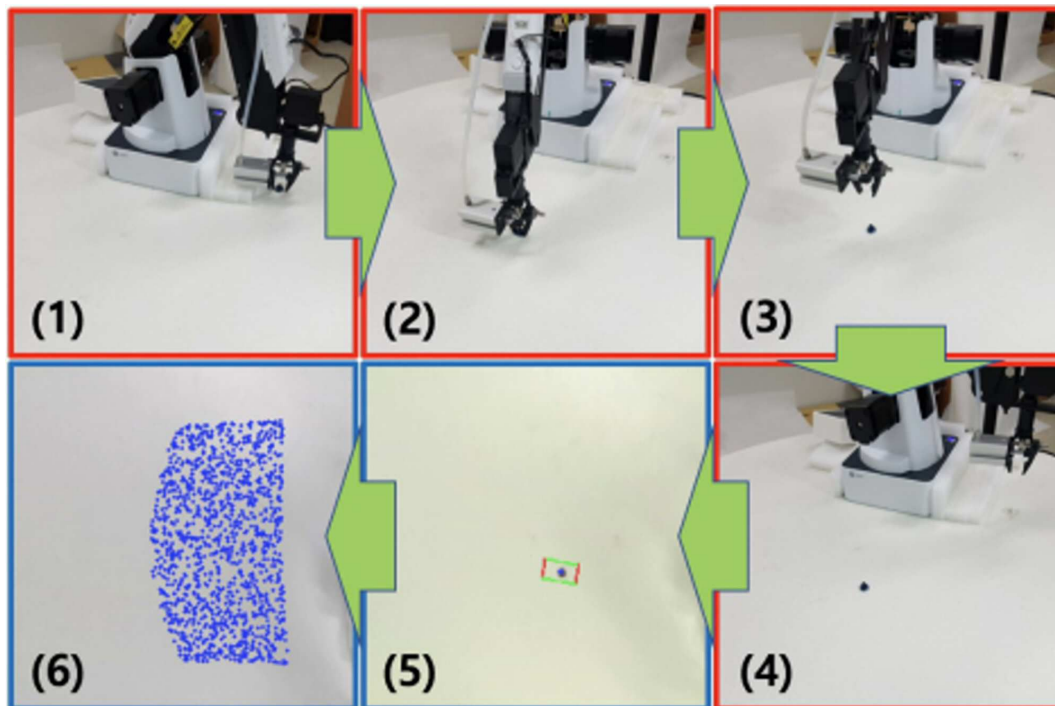


(b)

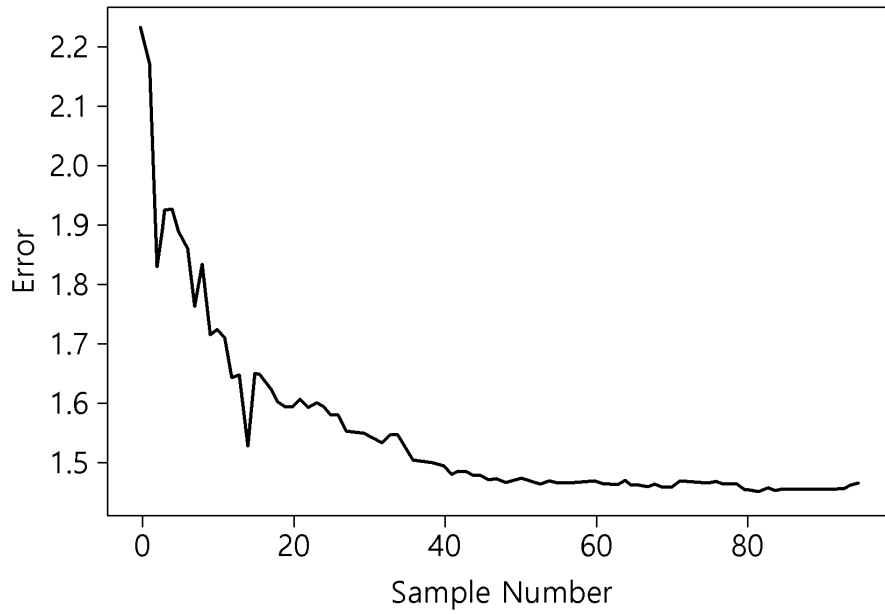
도면5



도면6



도면7



도면8

