

논문 2021-16-05

딥뉴럴네트워크를 이용한 다관절 로봇의 충돌 판별 (Collision Identification of Collaborative Robots Using a Deep Neural Network)

권우경, 진용식, 이상준*
(Wookyong Kwon, Yongsik Jin, Sang Jun Lee)

Abstract : Human-robot interaction has received a lot of attention as collaborative robots became widely used in many industrial applications. This paper proposes a deep learning method for collision identification of collaborative robots. This method expands the idea of CollisionNet, which was proposed for collision detection, to identify locations of collisions. Collision identification is far more difficult compared to collision detection, because sensor data are highly correlated when collisions occur at close locations. To improve the identification accuracy, this paper proposes an auxiliary loss, which is called consistency loss. This auxiliary loss guides the training of a deep neural network to predict consistent predictions for each single collision event. In experiments, we demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Keywords : Collision identification, Collaborative robot, Deep learning, Dilated convolution, Consistency loss

1. 서론

인간과 로봇의 협업 작업의 증가에 따라 인간-로봇의 상호작용 (Human-Robot Interaction)에 대한 연구의 중요성이 점점 더 증대되고 있다 [1]. 인간-로봇의 협업을 통해 기존의 단순 작업만 수행하던 영역에서 로봇의 적용 영역이 넓어졌을 뿐만 아니라 작업의 효율성과 정밀성도 향상되는 추세이다 [2]. 특히 협동 로봇 또는 코봇이라고 불리는 로봇은 설계된 공장 환경에서 아니라 우리 주변의 작업들에도 응용되기 시작하며, 기존의 산업용 로봇보다 활용범위가 크게 확대되었다. 기존의 자동화된 제조, 물류 산업에서 고난도의 작업 구현이 요구되는 의료, 서비스, 식음료 등의 산업으로 적용범위가 다변화되었을 뿐만 아니라, 우리 주변의 실생활에서도 커피를 내리는 로봇, 치킨을 튀기는 로봇, 음식을 만드는 로봇 등의 협동 로봇을 쉽게 볼 수 있다 [3, 4]. 인지, 의도 추정 등의 지능형 알고리즘과의 융합을 통해 로봇의 적용 영역은 앞으로 더 넓어질 것으로 기대된다.

일반적으로 로봇은 반복적이고 정밀한 작업에 대해 인간 작업자보다 장점을 가지고 있으며, 인간은 의사결정 및 판단을 하는 종합적인 사고능력에 상대적 우위를 가지고 있다. 따라서 인간-로봇의 협업은 상호보완적 시너지효과를 통해 로봇의 활용성 및 효율성을 증가시킨다. 점차 협업작업을 통한 로봇작업의 적용범위가 확대됨에 따라 로봇 플랫폼

의 인간 또는 비정형 환경에 대한 상호작용이 중요한 기술적 이슈가 되었으며, 이를 물리적으로 구현하기 위해서는 로봇 제어기 상에서 다양한 고급 제어 알고리즘의 구현이 요구된다. 특히 협동로봇에서 필수적으로 요구되는 요소 기술에는 충돌의 감지 및 판별 기술이 있다 [5, 6].

인간-로봇 상호간의 협동 로봇 작업 수행에 있어, 작업자의 안전을 위해 로봇의 충돌을 더 민감하게 감지하고, 높은 정확도로 판별하기 위한 연구들은 오랫동안 진행되었다 [7]. 이와 같은 연구들은 충돌시점을 기준으로 충돌 전의 로봇의 대응 방법과 충돌 후의 알고리즘에 대한 연구들로 분류할 수 있다. 충돌 전에 로봇이 충돌체의 움직임을 예측하고 충돌을 회피하기 위한 경로를 생성하는 방법들이 안전의 측면에서는 더 유리하지만 [8], 이러한 방법들을 사용하기 위해서는 로봇에 부가적인 센서를 장착하여 사용자의 움직임을 인지하고 이로부터 로봇의 움직임을 계산하는 알고리즘이 필요하다. 따라서, 충돌 전에 대응하는 방식은 비용과 환경 측면에서 부가적인 센서를 필요로 하며, 이러한 기능들이 있는 상황에서도 충돌을 완전히 회피하게 힘들기 때문에, 충돌 시 로봇이 인간의 안전을 보호 하는 기능이 필수적이다.

갑작스러운 충돌이 발생하면 우선 로봇의 충돌 발생 여부를 판단하는 충돌 감지 알고리즘으로부터 구동을 위한 힘이 아닌 외력을 통해 충돌 여부를 결정한다. 외력 추출을 위해서는 토크센서로부터 직접적으로 모터 구동을 위한 토크를 제거하려 외력 성분을 검출하는 방법과 모터 전류를 기반으로 모멘텀 관측기를 설계하여 외력 성분을 추정하는 방법이 사용된다 [9]. 각 축의 토크센서 없이 전류신호로 검출하는 방법을 센서리스 외력추정이라고 부르며 [10], 이를 위한 관측기 및 필터를 잘 설계하여야 외력 추정의 정도를 향상시킬 수 있다 [11-14]. 외력 성분이 검출되면 이로부터 문턱값

*Corresponding Author (sj.lee@jnu.ac.kr)

Received: Feb. 16, 2021, Revised: Mar. 16, 2021, Accepted: Apr. 1, 2021.

W.K. Kwon: ETRI (Senior Researcher)

Y.S. Jin: ETRI (Researcher)

S.J. Lee: Jeonbuk National University (Assist. Prof.)

※ 이 연구는 2020년도 산업통상자원부 및 산업기술평가관리원(KETI) 연구비 지원에 의한 연구임 (20009396).

또는 구분알고리즘을 통해 충돌 발생여부를 결정하며 [15, 16], 딥러닝을 사용한 접근방법을 통해 충돌발생의 판단성능을 향상시킬 수 있다 [17]. 충돌이 감지되면 더 나아가 충돌의 위치까지 판단하여, 로봇의 작동을 멈출지 로봇이 충돌방향과 반대로 이동할지 등 로봇이 안전하게 움직일 수 있도록 제어하는 것이 더 발전된 형태의 기술이다.

충돌에 대한 로봇의 알맞은 대응을 위해서는 로봇의 어느 위치에서 충돌이 발생했는지 판별할 필요가 있으며, 초기의 연구에서는 주로 간단한 임계치 방식의 논리식 설계를 통해 충돌위치를 판별하였다 [18]. 푸리에 변환을 통해 주파수 영역의 신호처리를 이용한 충돌 판별의 정확도를 개선하려는 시도도 있었으며 [19], 가장 널리 사용되는 방식은 필터 기반의 기술들이다 [20]. 협동로봇의 충돌을 판별하는 기술은 센서 데이터로부터 충돌의 감지 및 발생 위치를 판단하는 시계열 데이터의 분류문제로 정의할 수 있으며, 이상 신호 검출이나 음성 신호 분석에 주로 사용되었던 기계학습 기반의 기법들이 로봇의 충돌 판별에도 적용되는 추세이다. 최근 SVM을 이용한 로봇의 충돌감지 방법이 연구되었으며 [21], 확률론 기반의 방법을 이용하여 충돌 판별의 신뢰도를 높이기 위한 시도도 등장하였다 [22]. 또한 IMU 센서의 가속도 정보에서 진동 성분을 분석하여 로봇의 충돌 감지 성능을 향상시키려는 방법도 연구되었다 [23].

본 논문에서는 다관절 로봇 각 축에서의 토크센서 신호를 이용하여, 외부 장애물과의 충돌을 판별하는 방법을 제안하고자 한다. 여기서, 충돌의 판별이란 충돌의 발생을 감지하는 것뿐만 아니라 충돌 위치까지 판단하는 기술을 의미한다. 최근 음성신호 분석을 위해 제안된 WaveNet [24] 기반의 방법을 이용하여 로봇의 충돌을 감지하는 방법이 제안된 바 있다 [17]. 본 논문에서는 Heo et al. [17]이 제안한 기존 연구를 확장하고, 딥뉴럴네트워크의 충돌 판별 성능을 개선하기 위한 새로운 손실함수를 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론에서는 협동 로봇에서 충돌 판별 기술의 중요성에 대하여 논의하고, 관련된 기존 연구에 대하여 서술하였다. 본문에서는 6축 다관절 로봇의 충돌력 모델링을 위한 동역학 방정식 기반의 외력추출 방법을 설명하고, 딥뉴럴네트워크의 학습을 위한 센서 데이터 구성방법에 대하여 서술하였다. 다음으로 딥뉴럴네트워크를 효과적으로 학습하기 위한 consistency loss를 소개하고, 새로운 손실함수의 효과에 대하여 논하였다. 실험 결과를 통하여 제안하는 방법의 우수성을 검증하였으며, 결론부에서 본 연구의 의의에 대하여 설명한다.

II. 본 론

1. 6축 로봇의 충돌력 모델링

로봇을 원하는 궤적으로 동작하거나 목표 위치로 이동시키기 위해서는 각 관절부의 모터에서 궤적추종을 위한 정밀 제어를 통해 토크출력을 생성해야하며, 이에 대한 움직임의 해석은 다음과 같은 로봇 동역학 방정식을 통해 가능하다.

표 1. 6축 다관절 로봇의 D-H 파라미터
Table 1. D-H parameter of 6DOF-articulated robot

i	d_i	a_{i-1}	α_{i-1}
1	135.5 mm	-106.5 mm	90 °
2	16 mm	600 mm	0 °
3	-171 mm	500 mm	0 °
4	-74.5 mm	106 mm	90 °
5	-74.5 mm	-74.5 mm	-90 °
6	-50 mm	0 mm	0 °

$$\tau = M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) . \quad (1)$$

위의 식에서 $M(q)$ 는 다관절 로봇의 이너샤 행렬, $C(q, \dot{q})$ 는 코리올리 및 원심력 행렬, $G(q)$ 는 중력 행렬이다. τ 는 모터 구동을 통해 관절에 작용하는 토크이며, q, \dot{q}, \ddot{q} 는 각각 6축 관절계의 위치, 속도, 가속도이다. 동역학 방정식은 로봇의 기구/물리적 정보를 이용해 뉴턴-오일러 방법이나 라그랑지-오일러 방법을 통해 구할 수 있다. 외력이 없는 상태에서의 로봇의 운동 동역학식이 (1)과 같이 주어지므로, 이를 기반으로 외부로부터 충격이 발생했을 때의 충돌토크를 계산할 수 있다.

각 축에 조인트 토크센서가 장착 되어 있을 때 충돌력으로 인한 각 축에 발생하는 토크는 아래와 같이 주어진다.

$$\tau_{ext} = \tau_s - \tau . \quad (2)$$

위 식에서 τ_{ext} 는 충돌력으로 인해 각 축에 발생하는 토크이며 τ_s 는 조인트토크에서 감지하는 토크 값이다. 식으로부터 알 수 있듯이 로봇의 동역학 방정식이 정확하게 주어져야 외력이 잘 추정됨을 알 수 있다. 따라서 정확한 동역학 방정식을 구하기 위해 로봇의 각 관절의 링크, 무게 중심점 등 동역학 방정식과 관련된 물리적 수치들을 데이터로부터 다시 맞추는 동역학 파라미터 추정방법을 통해 로봇의 외력 추정도를 높일 수 있다.

조인트 토크센서가 장착되어 있지 않은 로봇에서는 로봇 관절부 모터의 전류신호를 이용하는 센서리스 방식을 사용한다. 센서리스 방법을 위해서는 모멘텀 $p = M(q)\dot{q}$ 이라는 새로운 상태변수를 정의하여 변형된 동역학 수식을 사용한다.

$$\dot{p} = C(q, \dot{q})^T \dot{q} - G(q) - F(q, \dot{q}) + \tau_m . \quad (3)$$

위의 수식에서 $F(q, \dot{q})$ 는 마찰력 행렬, τ_m 는 모터토크이다. 이 때, 센서리스 방식의 경우, 감속기를 통해 관절로 동력이 전달되기 이전의 모터토크로부터 충돌토크를 추정해야 하기 때문에, 기존의 로봇 동역학식에 마찰력을 추가로 고려해야 한다. 해당 수식에 대해 관측기나 필터를 설계하는 방법들이 주를 이루며, 해당 수식을 이용하여, 모멘텀 상태

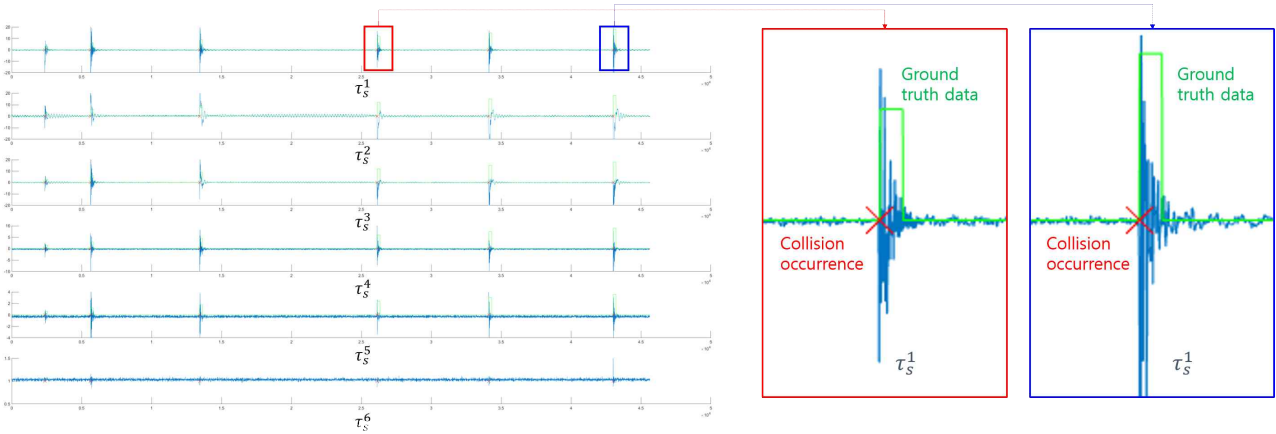


그림 1. 토크센서 신호 및 ground truth 데이터 생성 과정
Fig. 1. Torque sensor signals and corresponding ground truth data

를 정의함으로써 가속도 신호를 사용하지 않기 때문에 외란의 영향을 줄일 수 있다. 센서리스 방법을 통한 진류 신호를 사용시에는 조인트 토크센서에 비해 잡음의 영향과 비선형적인 마찰력의 추정, 모델의 정확도를 고려해야해 상대적으로 센서 기반의 방법에 비해서는 정확도가 떨어진다.

해당 연구에서는 추출된 외력 성분으로부터 충돌의 위치를 판별하는 것이 주요 목표이므로, 상대적으로 정확도가 높은 조인트토크센서가 장착된 6축 다관절 로봇에서 알고리즘을 검증하였으며, 본 고에서 다룬 대상 로봇의 기구학 정보는 표 1과 같다. 2. 충돌 데이터 및 레이블링 방법

본 논문에서 데이터 획득을 위하여 사용한 6축 다관절 로봇은 자체 제작 하였으며, 조인트 토크센서 신호 τ_s 는 1kHz로 샘플링하여 획득하였다. 딥뉴럴네트워크의 학습을 위하여 사용한 입력데이터의 형태는 아래와 같다.

$$x_t = [\tau_{s,t}^1, \tau_{s,t}^2, \tau_{s,t}^3, \tau_{s,t}^4, \tau_{s,t}^5, \tau_{s,t}^6]^T \quad (4)$$

식 (4)에서 $\tau_{s,t}^i$ 는 t 시점에서 i 번째 조인트의 토크센서 신호 샘플을 나타낸다. 인위적인 충돌을 여러 가지 위치에 발생시킴으로써 다양한 충돌이 발생했을 때의 토크센서 데이터를 획득하였으며, 그림 1의 빨간색 화살표는 데이터 생성 과정에서 발생시킨 충돌의 위치들을 보여준다. 총 여섯 가지 위치에서 충돌을 발생시켰으며, 충돌이 없는 시점의 경우 0의 레이블을, 충돌이 발생한 경우는 각 충돌의 위치에 해당하는 레이블을 카테고리 정보로 부여하여 ground truth 데이터를 생성하였다. Ground truth 데이터를 생성할 때, 충돌 레이블은 충돌이 발생한 시점으로부터 0.2초 동안의 데이터에 대하여 충돌 위치에 해당하는 카테고리 정보를 부여하였다. 그림 2의 (a)는 여섯 축에서 관측된 조인트 토크센서 신호의 예시를 보여주며, 그림 2의 (b)는 ground truth 데이터의 생성 과정을 나타낸다.

3. Dilated causal convolution

본 논문에서는 6축 다관절 로봇의 충돌 판별을 위하여

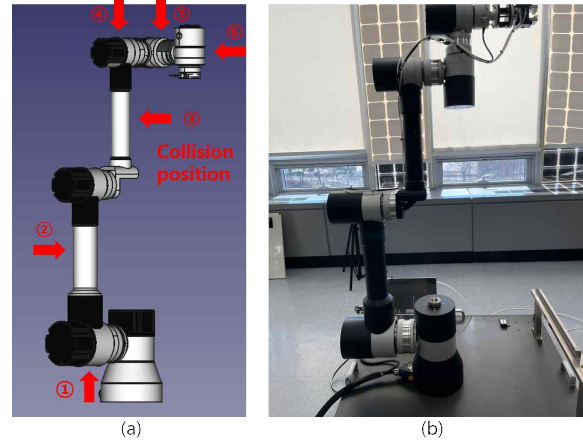


그림 2. 다관절 로봇의 CAD 3D 및 실제 모습
Fig. 2. CAD 3D and real image of the articulated robot

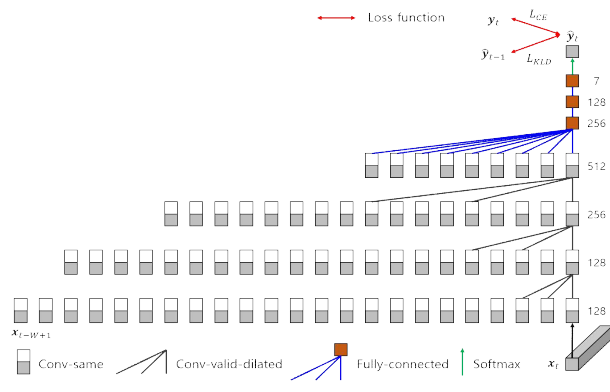


그림 3. 로봇의 충돌 판별을 위한 딥뉴럴네트워크 구조
Fig. 3. Deep neural network architecture

Heo et al. [17]이 제안한 CollisionNet의 구조를 사용하였다. CollisionNet은 산업용 협동로봇의 충돌 감지를 목적으로 구성된 딥뉴럴네트워크로서, 시계열 신호의 생성 모델 중 하나인 WaveNet [24]에서 사용된 dilated causal convolution

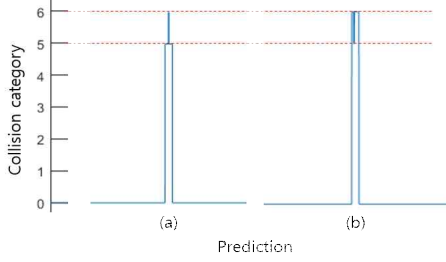


그림 4. 잘못 예측된 충돌 예시
Fig. 4. Example of incorrect predictions

을 사용함으로써 레이어의 개수 대비 넓은 범위 (receptive field)의 정보를 활용할 수 있다는 장점이 있다. 그림 3은 본 논문에서 사용하고 있는 로봇의 충돌 감지를 위한 딥뉴럴네트워크의 구조를 보여준다. CollisionNet과 동일하게 필터의 크기가 3인 1차원 causal convolution들로 이루어져 있으며, dilation ratio가 1, 2, 4인 dilated causal convolution을 사용하였다. Conv-same은 1차원 컨볼루션을 계산할 때 동일한 크기의 특징맵을 얻기 위하여 zero-padding을 이용한 컨볼루션 레이어라는 의미이며, conv-valid-dilated는 유효한 dilated convolution만 계산하기 위하여 zero-padding을 하지 않은 컨볼루션 레이어를 의미한다. 그림 3에서 파란색 연결 관계는 fully-connected layer를, 초록색 화살표는 실수범위의 특징벡터를 0과 1사이의 값들로 이루어진 확률벡터로 환하기 위한 softmax layer를 의미한다. 각 컨볼루션 레이어의 오른쪽에 나타난 숫자들은 컨볼루션 과정에서 사용된 필터의 개수로서 각 레이어에서 특징맵이 가지는 램스를 나타낸다. W 는 t 시점에서의 예측 결과인 \hat{y}_t 를 추론하기 위하여 필요로 하는 과거 데이터의 개수를 의미한다. 충돌 감지를 위하여 이진 (binary) 분류를 했던 기존의 CollisionNet과 달리, 본 논문에서는 충돌의 위치까지 판별하기 위하여 다중 분류를 위한 fully-connected layer를 사용하였다.

4. Consistency loss

충돌 판별을 위한 다중 분류 문제를 풀기 위하여, 일반적으로 분류 문제에 사용되는 cross-entropy loss를 손실함수로 사용하였다. 딥뉴럴네트워크의 예측 결과인 확률벡터 \hat{y}_t 와 이에 상응하는 ground truth인 y_t 사이의 cross-entropy loss는 아래의 수식과 같이 정의할 수 있다.

$$L_{CE}(\hat{y}_t, y_t) = - \sum_{i=1}^C y_{t,i} \log(\hat{y}_{t,i}) . \quad (5)$$

충돌 감지와 달리 충돌의 위치에 대한 추론이 필요한 판별 문제의 경우, 충분히 학습된 딥뉴럴네트워크도 그림 4와 같이 충돌의 위치를 잘못 추론하는 문제가 있다. 그림 4의 (a)와 (b)는 각각 5번과 6번 축에서 발생한 충돌을 6번과 5번 축에서 발생하였다고 잘못 추론한 예측 결과를 보여준다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해서, 본 논문에서는 인접한 샘플들에 대하여 일관성 있는 예측 (prediction) 결과를

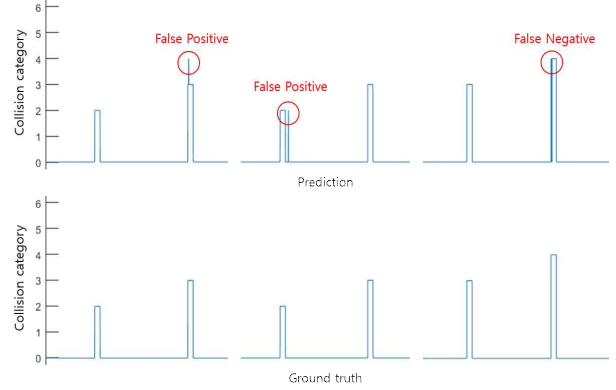


그림 5. False positive 및 false negative 예시
Fig. 5. Examples of false positive and false negative

문하기 위한 손실함수인 consistency loss를 제안한다.

본 논문에서 제안하는 consistency loss는 인접한 샘플들에 대하여 딥뉴럴네트워크가 유사한 예측 결과를 추론하도록 학습을 유도하기 위한 손실함수이다. 인접 샘플에 대하여 예측한 확률분포의 유사도를 측정하기 위하여 \hat{y}_{t-1} 와 \hat{y}_t 사이의 KL divergence (Kullback-Leibler divergence)를 사용하였다. \hat{y}_{t-1} 와 \hat{y}_t 는 각각 \hat{x}_{t-1} 와 \hat{x}_t 까지의 센서 데이터를 이용하여 추론한 충돌력의 확률벡터를 의미하며, 제안하는 consistency loss의 정의는 아래와 같다.

$$L_{KLD}(\hat{y}_t, \hat{y}_{t-1}) = \sum_{i=1}^C \hat{y}_{t-1,i} (\log(\hat{y}_{t-1,i}) - \log(\hat{y}_{t,i})) . \quad (6)$$

본 논문에서 충돌력 감지를 위한 딥뉴럴네트워크를 학습하기 위하여 cross-entropy와 consistency loss로 구성된 손실함수 L 을 사용하였으며, 이에 대한 정의는 아래와 같다.

$$L(\hat{y}_t, y_t, \hat{y}_{t-1}) = L_{CE}(\hat{y}_t, y_t) + \alpha L_{KLD}(\hat{y}_t, \hat{y}_{t-1}) . \quad (7)$$

위 손실함수에서 α 는 consistency loss 항에 대한 가중치 값을 나타내며, 학습과정에서 $\alpha = 1$ 의 값을 이용하였다.

5. 평가 지표

제안하는 알고리즘의 성능을 평가하고 기존 알고리즘의 결과와 비교하기 위하여 recall과 precision의 지표로 알고리즘의 정확도를 측정하였다. Recall과 precision은 아래와 같은 수식을 이용하여 계산할 수 있다.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} , \quad (8)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} . \quad (9)$$

위 수식에서 TP는 True Positive로서 충돌이 있다고 판단한 샘플들 중 충돌의 위치까지 레이블과 동일한 샘플의 개수를 의미하며, FN은 False Negative로서 실제로 충돌이 있었던 샘플에 대하여 충돌이 없다고 잘못 판단한 샘플의

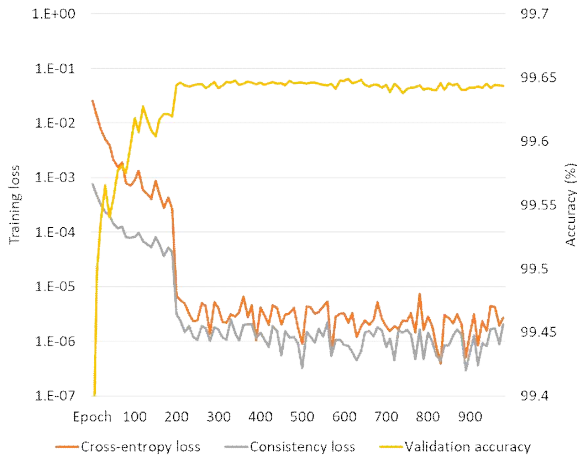


그림 6. 학습데이터에 대한 손실수치 및 검증 정확도
Fig. 6. Training loss and validation accuracy

표 2. 기존 방법과의 성능비교

Table 2. Performance comparison with a previous method

	Recall	Precision
Heo et al. [17]	97.96 %	98.50 %
Proposed method	98.29 %	98.47 %

수를 의미한다. FP는 False Positive로서 충돌이 있다고 판단했는데 실제로는 충돌이 있거나 다른 종류의 충돌으로 잘못 판단한 샘플의 수를 의미한다. 따라서, recall은 실제로 충돌이 있었던 샘플들 중 충돌의 위치까지 정확하게 판단한

샘플의 비율을 의미하며, precision은 충돌이 있다고 판단한 샘플들 중 올바르게 판단한 샘플들의 비율을 나타낸다. 그림 5는 실제 실험에서 발생하는 FP와 FN의 대표적인 사례를 보여준다.

6. 실험 결과

본 연구에서는 하드웨어 환경으로서 intel core i9-10900k CPU와 RTX 3090 GPU가 탑재된 워크스테이션을 사용하였으며, 11.1버전 CUDA기반의 pytorch를 이용하여 딥뉴럴네트워크를 학습하였다. 딥뉴럴네트워크의 일반화 성능을 높이기위한 정규화 방법으로서, fully-connected layer들에 대하여 0.5의 비율을 가지는 dropout 기법을 학습단계에서 사용하였다. 딥뉴럴네트워크의 학습을 위하여 Adam optimization [25] 방법으로 손실함수를 최적화 하였으며, 이 과정에서 10^{-4} 의 학습률 (learning rate)을 사용하였다. 그림 6은 학습 과정에서의 학습데이터에 대한 cross-entropy loss와 consistency loss 및 검증데이터에 대한 정확도를 보여주는 그래프이다. 학습과정 중에 200 epoch부터 학습률을 10^{-5} 으로 낮추었음에도 불구하고, 200 epoch 이후 검증정확도가 크게 향상되지 않는 것을 볼 수 있다. 따라서, 비교 실험에 있어서 training epoch를 200으로 고정하여 테스트 데이터에 대한 성능을 측정하였다.

Consistency loss의 성능개선 효과를 검증하기 위하여 cross-entropy loss만 사용한 Heo et al. [17]이 제안한 방법과 충돌력 판별 성능을 비교하였다. 표 2에서는 기존방법과 제안하는 방법의 recall 및 precision 관점에서 충돌력 판별 성능을 비교하고 있다. 동일한 딥뉴럴네트워크 구조에서

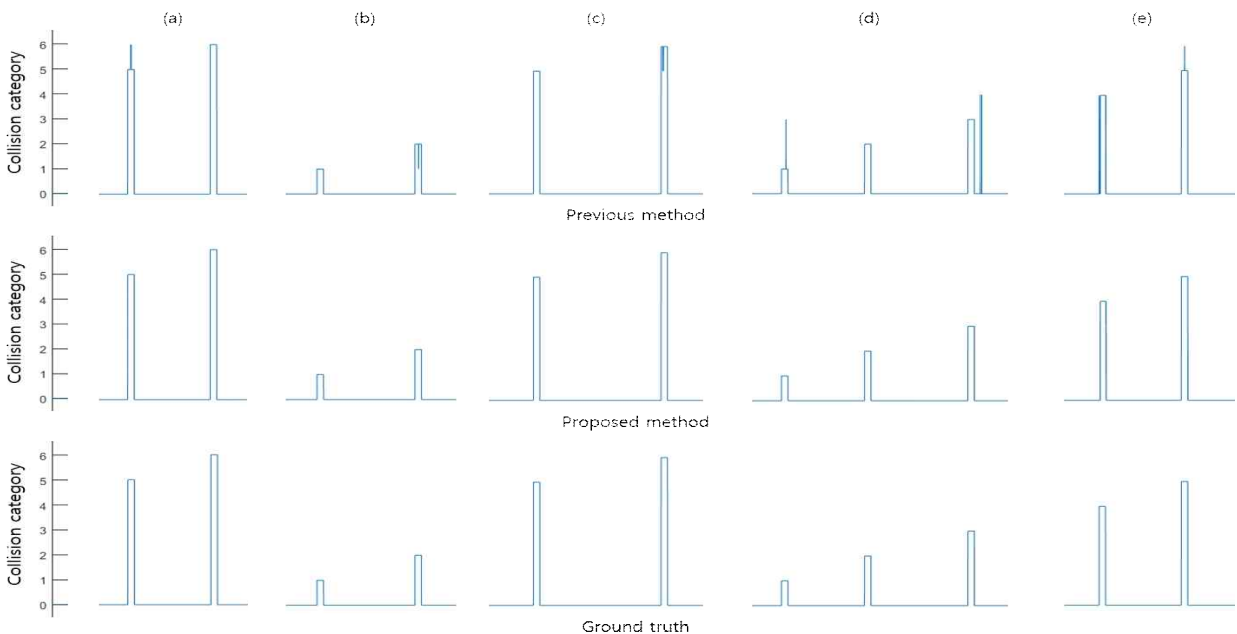


그림 7. 기존 및 제안하는 방법의 예측 결과 예시
Fig. 7. Predictions of the previous and proposed methods

경우, 거의 비슷한 precision을 보였음에도 불구하고 recall 관점에서의 에러가 2.04%에서 1.71%로 감소하는 것을 확인할 수 있다. 본 논문에서 제안하는 consistency loss를 사용함으로써, 인접한 샘플들에 대하여 유사한 예측 결과를 추도록 학습을 유도하여 충돌력 판별 성능이 개선된 것을 확인할 수 있었다.

그림 7는 기존 및 제안하는 방법으로 예측한 충돌력 감지 결과영상들을 보여준다. Cross-entropy loss만을 이용하여 학습한 딥뉴럴네트워크의 경우 잘못 예측된 false positive 또는 false negative를 발생시키는 샘플들에 대하여, 본 논문에서 제안하는 consistency loss도 함께 사용하여 학습한 딥뉴럴네트워크의 경우 올바른 예측 결과를 추론하는 것을 볼 수 있다.

IV. 결론

본 논문에서는 협동로봇 외부로부터의 충돌을 판별하기 위한 딥러닝 기반의 방법을 제안하고 있다. 로봇의 충돌 판별은 충돌의 위치까지 추론해야하기 때문에 충돌 검출보다 어려운 문제이다. 인접한 충돌에 대한 센서데이터가 높은 상관 관계를 가지고, 연속적인 센서데이터들에 대하여 독립적으로 추론하는 딥뉴럴네트워크의 성질 때문에, 충돌 판별의 정확도가 떨어지는 문제가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 인접한 추론결과들이 일관적일 수 있도록 딥뉴럴네트워크를 학습 하기 위한 consistency loss를 제안하였다. 동일한 딥뉴럴네트워크의 구조로 비교실험함으로써, consistency loss를 사용할 때 충돌 판별의 정확도가 개선되는 것을 확인하였다. 향후 충돌이 발생한 주변 샘플들의 충돌 판별의 정확도를 개선하기 위하여, 딥뉴럴네트워크의 불확실성 (uncertainty)을 고려한 학습기법에 대하여 연구를 진행할 계획이다.

References

- [1] M. A. Goodrich, A. C. Schultz, Human-robot interaction: a survey, Now Publishers Inc, 2008.
- [2] A. Ajoudani, A. M. Zanchettin, S. Ivaldi, A. Albu-Schäffer, K. Kosuge, O. Khatib, "Progress and Prospects of the Human-robot Collaboration," *Autonomous Robots*, Vol. 42, No. 5, pp. 957-975, 2018.
- [3] K. Berezina, O. Ciftci, C. Cobanoglu, C. Robots, artificial intelligence, and service automation in restaurants. In *Robots, artificial intelligence, and service automation in travel, tourism and hospitality*. Emerald Publishing Limited, 2019.
- [4] G. Wilson, C. Pereyda, N. Raghunath, G. de la Cruz, S. Goel, S. Nesaei, D. J. Cook, "Robot-enabled Support of Daily Activities in Smart Home Environments," *Cognitive Systems Research*, Vol. 54, pp. 258-272, 2019.
- [5] F. Vicentini, "Collaborative Robotics: a Survey. *Journal of Mechanical Design*," Vol. 143, No. 4, 2021.
- [6] S. Zhang, S. Wang, F. Jing, M. Tan, M. "A Sensorless Hand Guiding Scheme Based on Model Identification and Control for Industrial Robot," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, Vol. 15, No. 9, pp. 5204-5213, 2019.
- [7] S. Haddadin, A. De Luca, A. Albu-Schäffer, "Robot Collisions: A Survey on Detection, Isolation, and Identification," *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 33, No. 6, pp. 1292-1312, 2017.
- [8] S. Morikawa, T. Senoo, A. Namiki, M. Ishikawa, "Realtime Collision Avoidance Using a Robot Manipulator with Light-weight Small High-speed Vision Systems," *Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 794-799, 2007.
- [9] S. Lu, J.H. Chung, S. A. Velinsky, "Human-robot Collision Detection and Identification Based on Wrist and Base Force/torque Sensors," *Proceedings of the 2005 IEEE international Conference on Robotics and Automation*, pp. 3796-3801, 2005.
- [10] S.D. Lee, M.C. Kim, J.B. Song, "Sensorless Collision Detection for Safe Human-robot Collaboration," *Proceedings of 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* pp. 2392-2397, 2015.
- [11] L. Han, W. Xu, B. Li, P. Kang, "Collision Detection and Coordinated Compliance Control for a Dual-arm Robot Without Force/torque Sensing Based on Momentum Observer," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 24, No. 5, pp. 2261-2272, 2019.
- [12] A. De Luca, A. Albu-Schäffer, S. Haddadin, G. Hirzinger, "Collision Detection and Safe Reaction with the DLR-III Lightweight Manipulator arm," *Proceedings of 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1623-1630, 2006.
- [13] N. Briquet-Kerestedjian, M. Makarov, M. Grossard, P. Rodriguez-Ayerbe, "Generalized Momentum Based-observer for Robot Impact Detection-Insights and Guidelines Under Characterized Uncertainties," *Proceedings of 2017 IEEE Conference on Control Technology and Applications (CCTA)*, pp. 1282-1287, 2017.
- [14] S. Mamedov, S. Mikhel, "Practical Aspects of Model-based Collision Detection. *Frontiers in Robotics and AI*," Vol. 7, pp. 162, 2020.
- [15] S. Jo, W. Kwon, "A Comparative Study on Collision Detection Algorithms based on Joint Torque Sensor Using Machine Learning," *The Journal of Korea Robotics Society*, Vol. 15, No. 2, pp. 169-176, 2020 (in Korean).
- [16] A. N. Sharkawy, P. N. Koustoumpardis, N. Aspragathos, "Neural Network Design for Manipulator Collision Detection Based only on the Joint Position Sensors," *Robotica*, Vol. 3, No. 2, pp. 1-19, 2019.
- [17] Y.J. Heo, D. Kim, W. Lee, H. Kim, J. Park, W.K. Chung, "Collision Detection for Industrial Collaborative Robots: A Deep Learning Approach," *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 4, No. 2, pp. 740-746, 2019.
- [18] T. Ren, Y. Dong, D. Wu, K. Chen, K. "Collision Detection and Identification for Robot Manipulators Based on Extended State Observer," *Control Engineering Practice*, Vol. 79, pp.

144-153, 2018.

[19] A. Kouris, F. Dimeas, N. Aspragathos, "A Frequency Domain Approach for Contact type Distinction in Human - robot Collaboration," IEEE robotics and automation letters, Vol. 3, No. 2, pp. 720-727, 2018.

[20] M. Geravand, F. Flacco, A. De Luca, "Human-robot Physical Interaction and Collaboration Using an Industrial Robot with a Closed Control Architecture," Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 4000-4007, 2013.

[21] Z. Zhang, K. Qian, B. W. Schuller, D. Wollherr, D., "An Online Robot Collision Detection and Identification Scheme by Supervised Learning and Bayesian Decision Theory," IEEE Transactions on Automation Science and Engineering,

2020.

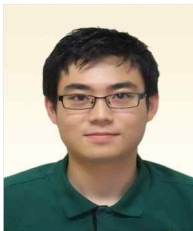
[22] F. Min, G. Wang, N. Liu, N., "Collision Detection and Identification on Robot Manipulators Based on Vibration Analysis," Sensors, Vol. 19, No. 5, pp. 1080, 2019.

[23] S. A. B. Birjandi, J. Kühn, S. Haddadin, S., "Observer-extended Direct Method for Collision Monitoring in Robot Manipulators Using Proprioception and Imu Sensing," IEEE Robotics and Automation Letters, Vol. 5, No. 2, pp. 954-961, 2020.

[24] Oord, Aaron van den, et al. "Wavenet: A Generative Model for raw Audio." arXiv preprint arXiv:1609.03499 (2016).

[25] Kingma, Diederik P., and Jimmy Ba. "Adam: A Method for Stochastic Optimization." arXiv preprint arXiv:1412.6980 (2014).

Wookyong Kwon (권 우 경)



2011 Electrical Engineering from POSTECH (B.S.)
 2012 Graduate Institute of Ferrous Technology from POSTECH (M.S.)
 2017 Graduate Institute of Ferrous Technology from POSTECH (Ph.D.)

Career:

2017 Creative IT Engineering from POSTECH (Postdoctoral Researcher)
 2018~Daegu-Gyeongbuk Research Center, ETRI (Senior Researcher)

Fields of Interests : Robot Manipulator, Deep Neural Networks, Control Theory, Networked Control Systems
 Email: wkwon@etri.re.kr

Yongsik Jin (진 용 식)



2014 School of Electronic and Electrical Engineering from Daegu University (B.S.)
 2017 School of Electronic engineering from Kyungpook National University (M.S.)
 2017~School of Electronic engineering from Kyungpook National University (Ph.D candidate)

Career:

2019~Medical IT Convergence Research Section from Electronics and Telecommunications Research Institute (Researcher)

Email: yongsik@etri.re.kr

Sang Jun Lee (이 상 준)



2011 Electrical Engineering from POSTECH (B.S.)
 2018 Electrical Engineering from POSTECH (Ph.D.)

Career:

2018~2020 Samsung Advanced Institute of Technology (Senior Researcher)

2020~Jeonbuk National University (Assistant Professor)
 Field of Interests: Artificial intelligence, Computer vision, Deep learning, Robotics
 Email: sj.lee@jbnu.ac.kr