

가정용 협력 로봇의 센서 데이터 기반 실행동작 예측 모델 개발*

유성엽, 유동연, 박예슬, 이정원
아주대학교 전자공학과

e-mail : sungyeob.yoo@gmail.com, dong0125@ajou.ac.kr, yeseuly@gmail.com, jungwony@ajou.ac.kr

Development of Sensor Data-based Motion Prediction Model for Home Co-Robot

Sungyeob Yoo, Dong-Yeon Yoo, Ye-Seul Park, Jung-Won Lee
Dept. of Electrical and Computer Engineering, Ajou University

요 약

디지털 트윈이란 현실 세계의 물리적인 사물을 컴퓨터 상에 동일하게 가상화 시키는 기술을 의미하는 것으로, 물리적 사물이나 시스템을 모델링하거나 IoT 기술에 접목되어 활용되고 있는 기술이다. 디지털 트윈 기술은 가상의 모델을 무한정 시뮬레이션을 통해 동작을 튜닝하고 환경변화에 대한 대응을 미리 실험하여 리스크를 최소화할 수 있는 장점을 지닌다. 최근 인공지능이나 기계학습에 관련된 기술들이 주목받기 시작하면서, 이와 같은 물리적인 사물의 모델링 작업을 데이터 기반으로 수행하려는 시도가 증가하고 있다. 특히, 산업현장에서 많이 활용되는 인더스트리 4.0 공장 자동화의 핵심인 협력 로봇의 디지털 트윈을 구축하기 위해서는 로봇의 동작을 인지하는 과정이 필수적으로 요구된다. 그러나 현재 협력 로봇의 동작을 인지하기 위한 시도는 미비하며, 센서 데이터를 기반으로 동작을 역으로 예측하는 기술은 더욱 그렇다. 따라서 본 논문에서는 로봇의 동작을 인지하기 위해 가정용 협력 로봇에서 전류 및 관성 데이터를 수집하기 위한 실험 환경을 구축하고, 수집한 센서 데이터를 기반으로 한 동작 예측 모델을 제안하고자 한다. 제안하는 방식은 로봇의 동작 명령어를 조인트 위치 기반으로 분류하고 전류와 위치 센서 값을 사용하여 학습을 통해 예측하는 방식이다. SVM 을 이용하여 학습한 결과, 모델의 성능은 평균적으로 정확도, 정밀도, 및 재현율이 모두 96%로 평가되었다.

1. 서론

디지털 트윈은 현실 세계의 물리적인 사물을 컴퓨터 상에 동일하게 가상화 하는 기술을 말한다[1]. 이 기술은 물리적 사물이나 시스템을 모델링하고, IoT 기술을 활용하여 실시간으로 수집한 운영 데이터를 구축한 모델에 업데이트한다. 또한, 업데이트한 모델에 빅데이터와 인공지능을 이용하여 분석 혹은 진단함으로써, 물리적 사물을 유지 보수하고 전체 시스템을 최적화하는 것이 가능하다[2].

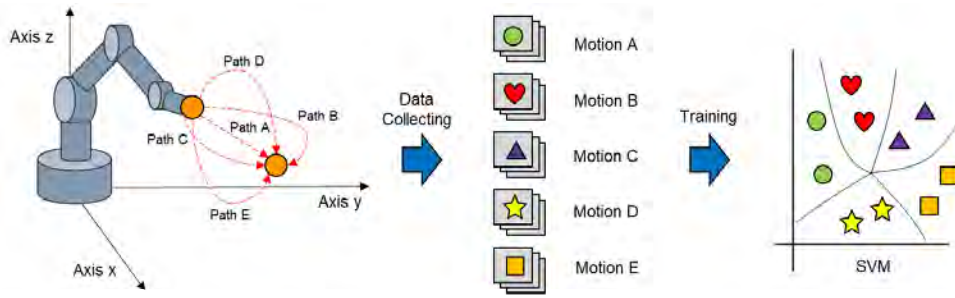
디지털 트윈의 구축하기 위해서는 로봇의 동작을 인지하는 과정이 필수적으로 요구된다. 일반적으로 동작을 인지하여 행동을 수행하기 위해, 수집한 데이터를 분석하여 로봇의 상태나 동작에 대해 표준화된 모델링 과정을 거친다[3]. 그러나 물리적인 사물이나 시스템을 가상화 하기 위해 사용된 수식 기반의 모델링은 실제로 수집된 데이터와 모델의 시뮬레이션 결과가 일치하지 않는 문제가 발생한다[4]. 달리 말하면,

수식을 이용한 모델링 기법은 도메인에 대한 전문 지식과 사전 지식을 요구하고, 기계 시스템의 변화에 민감하다는 문제를 가지고 있다[5].

최근에는 인공지능이나 기계학습에 관련된 기술들이 주목받기 시작하면서, 물리적인 사물을 가상화 하여 실시간으로 모니터링하고 이상 징후를 포착하려는 시도가 증가하고 있다[3]. 적용되는 분야는 대부분 기계 시스템으로 대표적인 예는 산업 현장에서 많이 활용되는 협력 로봇이다. 협력 로봇은 4 차 산업혁명 관련 산업 중 제조업에 핵심 분야인 인더스트리 (Industry) 4.0 에서 주목받고 있는 기기로, 이를 가상화 하기 위해서는 물리적 사물과 가상 모델을 연결하는 과정이 필수적으로 요구된다[6]. 현재, 이와 같은 물리적 사물의 모델링 작업을 데이터 기반으로 학습하여 수행하려는 시도[7]가 증가하고 있지만, 협력 로봇의 동작을 인지하기 위한 시도는 미비한 상황이다.

따라서 본 논문에서는 협력 로봇의 물리적 특성에 종속적이고 복잡한 모델링 작업 대신 실험 환경에서의 로봇이 생성한 센서 빅데이터를 이용해서 가정용 협력 로봇의 동작 예측 모델을 구현하고자 한다. 제안하는 방식은 로봇의 동작 명령어를 조인트 위치 기

* 이 논문은 2019 년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2016R1A2B1014376)



(그림 1) 가정용 협력 로봇의 센서 데이터 기반 실행동작 예측 모델 개발 구조도

반으로 분류하고 전류와 위치 센서 값을 사용하여 SVM(Support Vector Machine)을 통해 학습하여 예측하는 방식이다. 그림 1은 제안하는 방식을 나타낸 그림이다. 그림에서 확인할 수 있듯이, 로봇의 동작 명령어는 로봇을 구성하고 있는 6개의 조인트 각도에 따라 결정될 수 있다. 이 때, 입력되는 파라미터의 값에 따라 동작 명령어의 종류(move_pose, move_joints, shift_pose)가 결정될 수 있다. 본 논문에서는 이와 같은 동작 명령어를 동작의 시점과 중점이 같은 조건 내에서 5가지 경로로 분류하였으며, 이로부터 전류 및 관성 센서에 대한 데이터를 수집하여 실험하였다. 실험 환경은 가정용 협력 로봇을 기반으로 구축되었으며, 수집된 데이터는 앞서 언급한 바와 같이 SVM을 이용하여 5개의 동작을 구분하기 위해 학습되었다. 실험 결과, 학습 성능은 평균 정확도, 정밀도, 및 재현율 모두 96%로 높게 평가되었다. 제안한 모델은 디지털 트윈을 구축하기 위해, 실행환경에서 동적으로 대응하는 협력 로봇의 동작을 인지하는 과정에 활용될 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장의 서론에 이어 2장에서는 센서 빅데이터 기반 동작 예측 모델을 설계하기 위해, 로봇 암의 동작 명령어에 대해 정의하고, 이를 위치 기반으로 분류하는 방법과 예측 모델에 대해 소개한다. 이어 3장에서는 설계된 동작 예측 모델을 실제로 구현하고 평가하며, 4장의 결론으로 마무리 짓는다.

2. 센서 빅데이터 기반 동작 예측 모델 설계

2.1. 로봇 암 동작 명령어 정의

2.1 절에서는 로봇 암의 동작 명령어에 대해 정의하도록 한다. 본 논문에서 사용한 가정용 협력 로봇은 6개의 조인트로 구성되었으며, 각 조인트는 명령어에 따라 독립적으로 동작할 수 있다. 다음은 기능과 입력 파라미터에 따라 정의한 3가지 동작 명령어이다.

- **move_pose**: 로봇의 끝단을 원하는 위치로 움직일 때 사용한다. 3차원 유클리드 공간의 한 좌표인 x, y, z, roll, pitch, yaw를 입력 파라미터로 받는다.
- **move_joints**: 각 조인트의 각도를 지정하여 원하는 동작을 수행할 때 사용하며 각 조인트의 각도를 입력 파라미터로 받는다.
- **shift_pose**: 로봇 암의 끝단을 현재 위치 기준으로 특정 값만큼 움직이고 싶을 때 사용한다. 움직이고 싶은 축과 그 변화량을 입력 파라미터로 받는다.

move_pose 명령어와 shift_pose 명령어는 로봇 암의 끝단을 원하는 위치로 움직인다는 점에서 비슷하다. 하지만 move_pose 명령어는 입력 파라미터를 절대 위치로 사용하지만, shift_pose 명령어는 입력 파라미터를 상대 위치로 사용한다. 다음 표 1~3은 동작 명령어 각각의 입력 파라미터와 기능 설명을 나타낸다.

<표 1> 로봇 암 동작 명령어(move_pose)

동작 종류	move_pose
파라미터	x, y, z, roll, pitch, yaw
기능	로봇 암의 끝단을 현재 위치에서 (x, y, z, roll, pitch, yaw)로 이동한다.

<표 2> 로봇 암 동작 명령어(move_joints)

동작 종류	move_joints
파라미터	joints
기능	로봇 암의 끝단을 현재 위치에서 입력 받은 축의 위치로 이동한다.

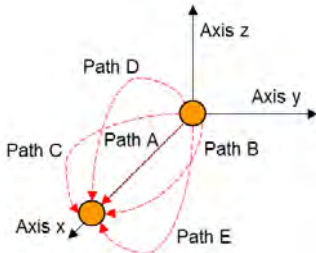
<표 3> 로봇 암 동작 명령어(shift_pose)

동작 종류	shift_pose
파라미터	axis, value
기능	로봇 암의 끝단을 현재 위치에서 해당 축을 입력 값만큼 이동한다.

2.2. 조인트 위치 기반 동작 분류

2.2 절은 2.1 절에서 정의한 동작 명령어 중에서 move_pose를 활용하여 조인트 위치 기반 동작을 분류한다. 본 논문에서 제안하는 동작 예측 모델은 동작의 시점과 중점이 같더라도 경로가 다르다면 다른 동작으로 인식해야 한다. 이를 고려하여 시점과 중점이 같은 다섯 가지 동작을 구분하였다. 그림 2은 각 동작마다 로봇 암 끝단이 지나가는 경로를 나타낸 그림이다. 그림 2에서의 경로 A~E는 시점과 중점이 같은 동작들의 궤적을 나타낸다. 경로 A는 시점에서 중점까지 직선으로 가는 경로로써, 최단 경로를 지나다. 경로 B와 C는 경로 A에서 각각 +y 방향, -y 방향으로 휘어져서 가는 경로이다. 두 경로는 xz 평면에 대해 대칭적이다. 경로 D와 E는 경로 A에서 각각 +z 방향, -z 방향으로 휘어져서 가는 경로이다. 두 경로는 xy 평면에 대해 대칭적이다. 시점과 중점이 같지만 경로가 다른 동작을 다섯 가지로 구분하여 조인트 위치 기반 동작을 분류하였다.

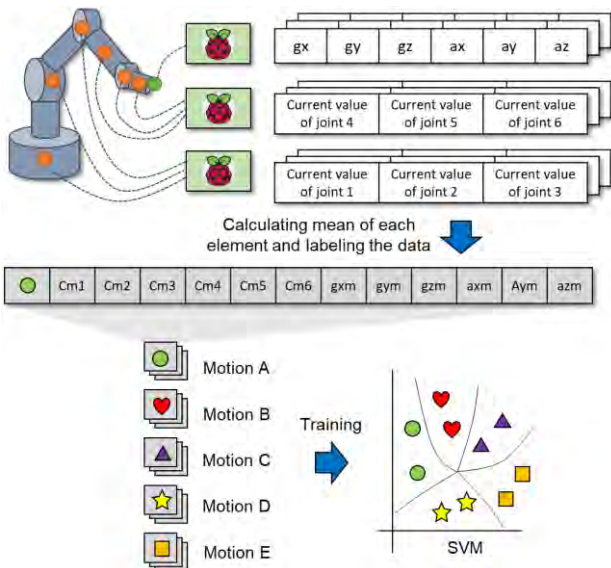
- 경로 A: 시점에서 종점으로 가는 직선 경로
- 경로 B: +y 방향으로 휘어져서 가는 경로
- 경로 C: -y 방향으로 휘어져서 가는 경로
- 경로 D: +z 방향으로 휘어져서 가는 경로
- 경로 E: -z 방향으로 휘어져서 가는 경로



(그림 2) 조인트 위치 기반 동작 분류 방법

2.3. 동작 예측 모델 설계

2.3 절에서는 정의된 동작 명령어를 기반으로 데이터를 수집하여 학습하기 위한 모델을 설계한다. 설계한 동작 예측 모델의 구조도는 그림 3 과 같다. 먼저, 가정용 협력 로봇의 동작을 예측하기 위해 각 모터에서 전류 값을, 로봇 암의 끝단에서 측정된 관성 값을 측정하여 수집한다. 수집한 데이터는 저역 통과 필터(Low Pass Filter)를 통해 노이즈를 제거한다. 동작을 수행하며 수집한 데이터는 모터의 전류 값 6 가지와 로봇 팔 끝단의 관성 값(자이로 3 가지-gx, gy, gz, 가속도 3 가지-ax, ay, az) 6 가지로 총 12 가지의 값을 가진다(Cm1: Current value of joint 1 의 평균, gxm: gx 의 평균을 의미). 각각의 동작마다 12 가지 데이터의 평균값을 계산하고, 이를 SVM 을 통해 동작을 예측한다.



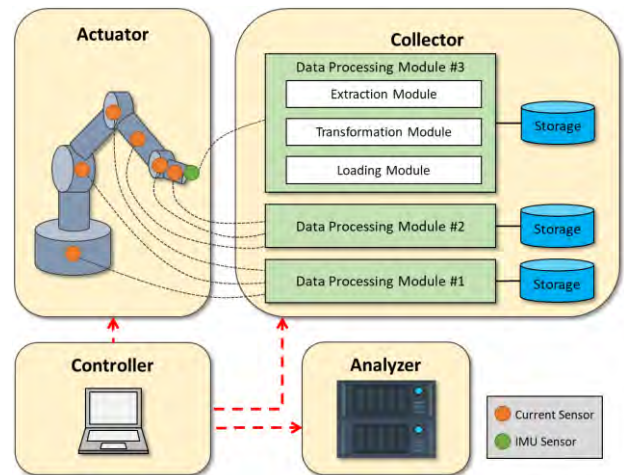
(그림 3) 로봇 동작 예측 모델 구조도

3. 로봇 동작 예측 모델의 구현 및 평가

3.1. 실험 환경

실험을 진행하기 위해 구축한 실험 환경은 그림 4 와 같다. 실험 환경은 구동기, 수집기, 분석기, 제어기로 구성되어 있다. 먼저, 구동기는 제어기로부터 명령

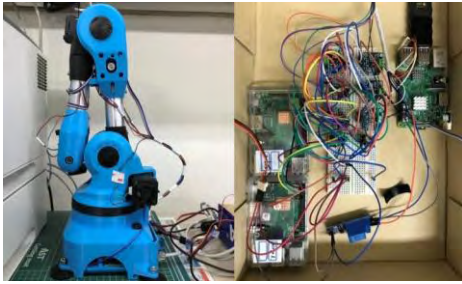
을 받아 가정용 협력 로봇을 제어하는 모듈이다. 또한, 수집기는 가정용 협력 로봇으로부터 센서 데이터를 수집하는 모듈이다. 이 때, 로봇의 각 조인트에 전류 센서를, 로봇 암의 끝단에 관성 센서를 부착하였고, 이 센서들을 수집기와 연결하였다. 또한, 각 센서로부터 수집한 데이터는 내부 저장장치에 저장하였다. 분석기는 테스트 메타 정보를 데이터베이스에 기록하고, 수집한 데이터를 통해 기계학습을 하는 모듈이다. 이 과정에서는 선행 연구[8]를 참고하여 테스트 데이터의 메타 정보를 기록하고, 테스트 데이터를 체계적으로 저장하였다. 마지막으로, 제어기는 구동기, 수집기, 분석기를 제어하는 모듈이다. 실험을 시작하면 제어기는 구동기가 가정용 협력 로봇을 동작하도록 하고, 수집기는 협력 로봇의 전류 값과 관성 값을 수집하도록 명령한다. 그 후, 실험이 끝나면 테스트 메타 정보를 분석기의 데이터베이스에 기록한다.



(그림 4) 가정용 협력 로봇의 센서 데이터 수집 및 동작 분석을 위한 실험 환경 구조도

3.2. 구현

3.2 절에서는 로봇 동작 예측 모델을 구현한 결과에 대해 소개한다. 3.1 절에서의 실험환경을 그림 5 와 같이 구현하였다. 또한, 2.2 절에서 동작 명령어를 사용하여 표 4 와 같은 명령어 조합을 생성하였다. 조합한 모든 명령어의 입력 파라미터 중 roll, pitch, yaw 은 모두 0 으로, 표 4 에서는 생략하였다. 각 동작은 3 번의 move_pose 동작 명령어를 통해 구현하였고, 첫 번째와 마지막 입력 파라미터를 같게 하여 동작의 시점과 종점을 같게 하였다. 표 4 의 다섯 가지 동작을 각각 100 번씩을 수행하여 총 500 번의 동작을 수행하였다. 수행한 실험의 메타 정보를 분석기의 데이터베이스에 저장하여 체계적으로 데이터를 수집하였고, 수집한 데이터는 저역 통과 필터를 통해 노이즈를 제거하였다. 또한, 정제된 데이터를 SVM 으로 학습하여 5 가지의 동작을 구분하였다. 각 동작마다 학습하는데 사용되는 데이터는 90 개, 검증하는데 사용되는 데이터는 10 개로 10 겹 교차검증(10-cross validation)을 진행하였으며, 5 가지 동작과 유사한 동작을 생성하여 10 개의 테스트 데이터로 모델의 성능을 평가하였다.



(그림 5) 가정용 협력 로봇의 센서 데이터 수집 및 동작 분석을 위한 실험 환경

<표 4> 각 동작에 사용된 명령어

동작	동작순서	명령어	입력 파라미터		
			x	y	z
A	1	move_pose	0.12	0	0.28
	2	move_pose	0.2	0	0.28
	3	move_pose	0.323	0	0.28
B	1	move_pose	0.12	0	0.28
	2	move_pose	0.14	0.18	0.28
	3	move_pose	0.323	0	0.28
C	1	move_pose	0.12	0	0.28
	2	move_pose	0.14	-0.18	0.28
	3	move_pose	0.323	0	0.28
D	1	move_pose	0.12	0	0.28
	2	move_pose	0.238	0	0.42
	3	move_pose	0.323	0	0.28
E	1	move_pose	0.12	0	0.28
	2	move_pose	0.20	0	0.16
	3	move_pose	0.323	0	0.28

3.3. 평가

3.3 절에서는 구현된 모델에 대한 평가를 진행한다. 실험의 평가는 정확도(Accuracy), 재현율(Recall), 정밀도(Precision), F1-점수(F1-score)를 지표로 사용하였다. 다섯 가지 동작을 SVM 으로 학습하여 10 점 교차검증을 한 결과, 모든 지표가 거의 1.0 에 가까운 수준으로 평가되었다. 다음은 테스트 데이터에 대한 평가이다. 테스트 데이터는 표 4 의 동작과 유사한 동작에 대해 그림 6 와 같이 생성하였으며, 10 번의 테스트를 수행하였다. 실험 결과, 모든 평가 지표가 0.94 이상이고, 평균 정확도, 정밀도, 및 재현율 모두 96% 로 높게 평가된 것을 확인할 수 있었다. 이를 통해, 동작의 입력 파라미터가 똑같지 않고 어느 정도의 차이가 있더라도 동작 구분에 높은 성능을 보이는 것을 확인했다. 표 5 은 모든 지표가 0.96 로 나온 테스트 케이스 10 에 대한 상세 결과이다. 테스트 결과, 동작 D 를 동작 A 로 예측하여 동작 D 의 정밀도와 F1-점수, 동작 A 의 재현율과 F1-점수가 낮아진 것을 확인할 수 있다. 더욱 신뢰성 있는 실험이 되기 위해서는 유사한 센싱 결과를 보이는 동작을 추가하고 분류할 수 있어야 한다.

timestamp	joint1	joint2	joint3	joint4	joint5	joint6	gx	gy	gz	ax	ay	az
155471312607	344.00	849.76	640.92	198.14	124.96	27.58	-4.56	4.96	0.76	-3.46	-1.86	10.24
155471312608	340.79	750.65	572.02	166.86	121.83	26.26	-2.64	-1.49	0.82	-3.28	-2.17	9.91
155471312609	335.77	804.16	616.64	166.36	131.05	27.49	-0.17	2.08	-0.61	-3.30	0.69	9.21
155471312610	333.96	739.62	629.56	166.20	121.09	27.16	1.50	6.98	0.29	-3.43	-2.10	9.32
155471312611	340.55	791.73	601.41	186.61	126.85	26.75	3.19	7.63	1.59	-3.15	-1.52	10.80
155471312612	344.17	780.61	628.98	156.16	114.67	27.66	-2.20	6.95	3.76	-2.95	2.96	10.52

(그림 6) 테스트에 사용된 실험 데이터 일부

<표 5> TEST CASE 10 의 상세 결과

테스트 케이스: 10		정확도: 0.96	
동작	정밀도	재현율	F1-점수
1	1.00	0.83	0.91
2	1.00	1.00	1.00
3	1.00	1.00	1.00
4	0.80	1.00	0.89
5	1.00	1.00	1.00

4. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 로봇의 동작을 인지하기 위해 가정용 협력 로봇에서 전류 및 관성 데이터를 수집하기 위한 실험 환경을 구축하고, 수집한 센서 데이터를 기반으로 한 동작 예측 모델을 제안하였다. 제안한 방식은 로봇의 동작 명령어를 조인트 위치 기반으로 분류하고 전류와 위치 센서 값을 사용하여 학습을 통해 예측하는 방식이다. 적용된 학습 모델은 SVM 이며, 학습 성능은 평균 정확도, 정밀도, 및 재현율 모두 96% 로 높게 평가되었다. 제안한 모델은 디지털 트윈을 구축하기 위해, 실험환경에서 동적으로 대응하는 협력 로봇의 동작을 인지하는 과정에 활용할 수 있다. 향후에는 전류 값을 통해 동작 인식뿐만 아니라 로봇의 노화를 진단하기 위한 연구를 진행할 계획이다.

참고문헌

- [1] 석근봉, 김윤미 외 3 인, “디지털 트윈 기술의 국방분야 적용 방안.” 국방과 기술, Vol. 475, pp. 108-117, 2018.
- [2] 변승현, “디지털 트윈과 시뮬레이터.” 전기의세계, Vol. 67, No. 8, pp. 24-27, 2018.
- [3] 강효은, 김호원, “제조 산업 기반 디지털 트윈 요소 기술 및 동향.” 한국통신학회지(정보와통신), Vol. 35, No. 8, pp. 24-28, 2018
- [4] 전인걸, 강성주 외 3 인, “제조산업용 디지털트윈 구현을 위한 CPS 기반 가상-실제조설비 연동형 모델링 및 시뮬레이션 기술.” 대한전자공학회 학술대회, pp. 1716-1717, 2017.
- [5] Luyang Jinga, Ming Zhao, et al. “A convolutional neural network based feature learning and fault diagnosis method for the condition monitoring of gearbox.” Measurement, Vol. 111, pp. 1-10, 2017.
- [6] Qi, Qinglin, and Fei Tao. "Digital twin and big data towards smart manufacturing and industry 4.0: 360 degree comparison." Ieee Access 6, pp. 3585-3593, 2018.
- [7] Jay Lee, Hossein Davari Ardakani, et al. “Industrial Big Data Analytics and Cyber-physical Systems for Future Maintenance & Service Innovation.” Procedia CIRP, Vol. 38, pp. 3-7, 2015.
- [8] 유성엽, 박예슬, 이정원, “테스트 데이터 수집을 위한 가정용 협력 로봇 암 빅데이터 레파지토리 설계.” 한국정보과학회 학술발표논문집, pp. 1722-1724, 2018.