

정확한 던지기를 위한 기계학습 기반의 4자유도 로봇팔 설계 및 분석

정용열† · 신동민†† · 유인재†† · 윤지용†† · 이광현†† · 이영준†
† 한국교원대학교 · ††경기북과학고등학교

Design and Analysis of 4-Degree-Freedom Robotic Arm based on Machine Learning for Accurate Throwing

Ungyeol Jung† · Dong-min Shin†† · In-jae Yoo†† · Kwang-hyeon Lee†† ·
Ji-yong Yoon†† · Young-Jun Lee†
† Korea National University of Education · ††Gyeonggi Buk High School

요 약

던지기는 시간 효율이 높은 물체 수송 방법이나 그 정확성을 위해서는 다양한 물리적인 변인들을 고려해야 한다. 따라서 본 연구에서는 정확한 던지기에 영향을 주는 변인들을 설정하여 물체를 정확하게 던지는 해를 찾는 유전 알고리즘을 설계하고, 이를 4자유도 로봇팔에 적용시켰다. 하드웨어는 TETRIX와 EV3 플랫폼을 이용하여 설계하였고, 소프트웨어는 LabVIEW 2014를 이용하여 구현하였다. 또한 물체가 던져질 때마다 위치와 각 변인들의 값을 수집하고, 이를 통계적으로 분석하여 던지기의 정확성에 대한 각 관절의 기여도를 분석하였다. 본 연구의 결과는 물체를 정확히 던지는 기계를 설계하거나 사람의 던지는 동작을 이해하는 데 도움이 될 것으로 기대된다.

1. 서론

우리 실생활에서 무언가를 던지는 행위는 매우 빈번하게 일어난다. 어떤 물체를 다른 사람에게 건네거나 특정 위치로 옮기고자 할 때, 그것의 정확도와 물체의 안전성만 보장된다면 던지기는 가장 효율적인 운송 수단 중 하나이다[1]. 하지만 우리는 무언가를 던질 때마다 여러 번의 시행착오와 경험에 의존하여 물체를 던지는 경향이 많기 때문에 물체는 목표하는 위치에 비해 다소 부정확한 곳에 도착하곤 한다. 또한, 같은 행위를 계속해서 반복할수록, 물체를 던지는 사람은 일정한 힘을 오랫동안 유지하지 못하고 점차 오차가 발생하기 마련이다[1]. 따라서 물체의 던지기에 있어서 물체 도달 위치의 정확도와, 장시간 유지되는 일의 안전성을 보장해 줄 로봇의 개발이 필요하다.

2. 이론적 배경

2.1 다항 로지스틱 회귀분석

회귀분석은 독립 변수와 종속 변수 사이의 관계를 함수로 표현하여 독립 변수에 따른 종속 변수의 값을 예측하는 분석 방법이다. 다항 로지스틱 회귀분석은 종속 변수가 불연속적인 범주형 데이터이며, 종속 변수를 구성하는 범주의 개수가 세 개 이상인 모형을 분

석할 때 사용된다. 또한, 다항 로지스틱 회귀분석의 과정에서 우도 비 검정을 통해 독립 변수가 종속 변수에 유의한 영향을 미치는지를 확인할 수 있다[2].

2.2 인공 신경망 모델

인공신경망은 기계학습의 하위 분야로 학습을 통해 패턴을 추론하여 문제를 해결하는 알고리즘의 일종이다. 인공신경망은 인공뉴런이라는 단위체로 구성되어 있으며 이들의 연결 강도를 조절하여 학습한다. 특히, 인공신경망의 연결 강도 값을 활용하면 종속 변인에 대한 독립 변인 간의 상대적 중요성을 파악할 수 있다[3].

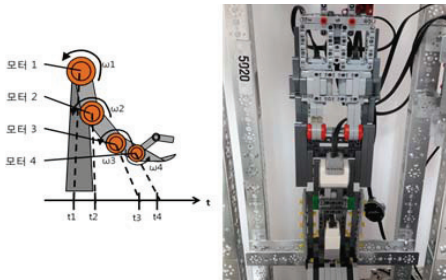
2.3 유전 알고리즘

유전 알고리즘이란 자연 세계의 진화 과정에 기초한 계산 모델이다. 생물의 진화를 모방한 대표적인 기계 학습, 강화학습 알고리즘으로 실제 진화의 과정에서 많은 부분을 차용하였으며, 선택, 교배, 돌연변이 연산 등을 활용한다. 또한, 세대나 유전자 등의 용어를 문제 해결 과정에서 사용된다[3].

2. 연구 과정

2.1 로봇팔 설계 및 변인설정

로봇팔의 하드웨어적인 구성은 [그림 1]과 같다. 인간의 팔을 모방한 4자유도의 로봇팔은 4개의 모터로 구성되어 있으며 각각의 모터는 인간의 어깨(모터1), 팔꿈치(모터2), 손목(모터3), 손가락(모터4)에 대응된다 [4].

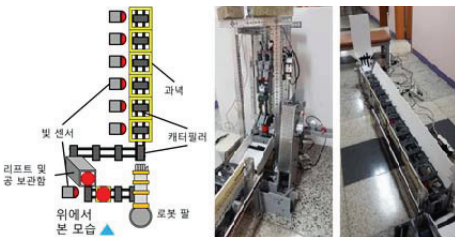


[그림 1] 로봇팔

변인은 각 모터 별 각속도($\omega_1 \sim \omega_4$)와 제어 시각($t_1 \sim t_4$)으로 구성된다. 8가지 변인 중 모터 4는 물체를 잡거나 놓는 역할인 손가락을 움직이는 모터이므로 각속도가 영향을 미치지 않는다고 판단하였다. 그리고 제어 시각의 기준을 모터 1이 작동하는 시각인 t_1 로 지정하였기 때문에 t_1 은 항상 0이므로 변인에서 제외할 수 있다. 결과적으로 본 연구에서는 던지기 동작을 나타내는 변인으로 $\omega_1, \omega_2, \omega_3, t_2, t_3, t_4$ 의 6가지를 설정하였다.

2.2 하드웨어 설계

본 연구에서는 로봇팔이 사람의 개입 없이 스스로 물체를 던지면서 학습할 수 있도록 자동화 시스템을 제작하였다.



[그림 2] 자동화 시스템

[그림 2]와 같이 과녁, 빛 센서, 캐터필러, 리프트, 공 보관함으로 구성되며, 낙하지점은 빛 센서를 통해 인식한다. 로봇팔이 물체를 던졌을 때 물체가

과녁으로 들어가게 되면 낙하지점 아래의 빛 센서에서 광량의 변화가 일어나게 된다. 따라서 본 연구에서는 인식 시간 동안 광량의 변화가 인식된 빛 센서들 중 가장 나중에 인식된 빛 센서를 물체가 던져진 위치라고 판단한다[5].

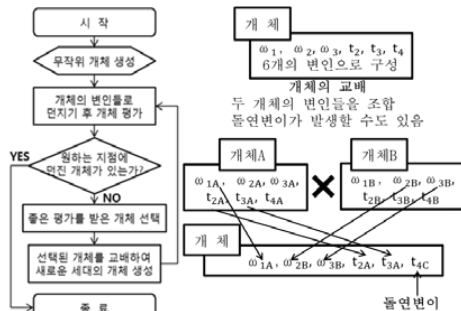
광량의 변화는 [그림 3]과 같이 표현된다. x축 던지기에서는 16개, z축 던지기에서는 12개의 센서가 각각 4개와 3개의 NXT에 연결되어 물체의 낙하 위치를 인식한다. 과녁을 통과하며 빛 센서를 통해 인식된 물체는 캐터필러를 따라서 리프트로 향하게 되고, 리프트에서 공 보관함으로 공이 들어가게 된다. 이후 로봇팔이 물체를 던지면 공 보관함에 들어있는 여러 공중 하나가 캐터필러를 통해서 로봇팔로 이동하게 된다.



[그림 3] 광량 변화 그래프

2.3 기계학습 알고리즘 설계

본 연구에서는 기계학습 구현을 위해서 유전 알고리즘을 이용하였다. 던지는 방법을 결정하는 6가지 변인, 즉 $\omega_1, \omega_2, \omega_3, t_2, t_3, t_4$ 는 하나의 개체, 즉 유전자를 구성하며 유전 알고리즘에서 교배 및 선택의 대상이 된다.



[그림 4] 유전 알고리즘

교배 및 돌연변이의 예는 [그림 4]와 같다. 먼저 무작위로 개체를 생성한 후 각각의 개체가 가진 변인을

이용해 공을 던진다. 그 뒤 공이 던져진 위치를 입력 받아 목표위치에 가까운 개체일수록 적은 보상 값을 가지게 된다. 보상 값은 목표위치의 좌표에서 던진 위치의 좌표를 뺀 절댓값으로 정의한다. 한 세대에 존재하는 10개의 개체를 모두 던지고 나면, 보상 값이 적은 순서대로 선택한 5개의 개체끼리 교배하여 새로운 개체를 만들고, 이 개체의 정보를 이용하여 다시 던지기를 수행한다. 물체를 던져서 얻은 개체의 정보와 물체가 던져진 위치를 기반으로 적절한 개체들을 교배하는 과정을 원하는 해가 나올 때까지 반복한다. 여기서 원하는 해란 목표한 위치에 정확하게 던지는 방법을 의미한다[6].

또한, 종의 다양성을 확보함으로써 지역 해에 빠지는 것을 막기 위해 교배 연산 과정에 돌연변이를 추가하였다. 돌연변이는 조상 개체와 관련이 없는 무작위적인 변인을 의미하며, 이를 추가하여 다양한 해가 나올 수 있도록 하였다. 돌연변이는 6가지 변인 모두에서 발생할 수 있으며, 본 연구에서 얻은 실험 결과에 따라 돌연변이 발생 확률을 5%로 설정하였다.

2.4 데이터 수집 및 처리

본 연구에서는 던지기 에 영향을 미치는 변인들이 정확한 던지기 동작에 기여하는 정도를 분석하고자 데이터를 수집하고 통계적으로 처리하였다. 수집한 데이터의 예시는 <표 1>과 같다.

<표 1> 수집한 데이터 일부

	사례-1	사례-2	사례-3
$\omega 1$	58	75	46
$\omega 2$	75	69	78
$\omega 3$	74	85	60
t2	97	70	62
t3	91	127	129
t4	126	116	89
위치	13	10	7

$\omega 1$, $\omega 2$, $\omega 3$ 은 관절의 실제 각속도가 아니라 로봇 제작에 사용한 모터를 제어하기 위해서 IDE를 통해 전달한 인수(모터 값)이다. 모터 값은 -100부터 100까지의 범위를 갖는 정수이며 절댓값이 클수록 모터는 빠르게 회전한다. 본 연구에서는 모터 값은 각속도와 선형적인 관계를 이룬다는 사실과 모터 값이 같아도 배터리 전압과 전류에 따라서 모터의 각속도가 달라진다는 선행 연구 결과를 실험적으로 재확인하였다. 따라서 로봇팔의 각 모터를 제어하는 컨트롤러와 모터보드의 전압과 전류를 일정하게 유지하였다.

로봇팔이 사람의 개입 없이 학습을 진행하기

위해서는 공이 항상 센서가 설치된 자동화 시스템 위로 떨어지도록 한다. 하지만 변인의 값에 따라서 공이 다른 위치, 즉 센서가 설치되지 않은 곳으로 던져질 수 있다. 따라서 본 연구에서는 <표 2>와 같이 독립변인의 범위를 지정하여 공이 항상 과녁 위로 떨어지게 하였다.

<표 2> 변인들의 범위

변인 종류	최솟값	최댓값
$\omega 1$ 독립 변인	20	80
$\omega 2$ 독립 변인	50	100
$\omega 2$ 독립 변인	50	100
t2 독립 변인	50	130
t3 독립 변인	50	130
t4 독립 변인	50	130
컨트롤러 전압 통제 변인	7.6V	8.2V
컨트롤러 전류 통제 변인	0.02A	
모터보드 전압 통제 변인	12V	
모터보드 전류 통제 변인	0.23A	

2.5 관절의 기여도 분석

본 연구에서는 물체를 던질 때 각 변인들의 데이터를 수집하고, 이를 통계적으로 분석하여 각각의 변인이 던지기의 정확도에 미치는 기여도를 구하고자 다항 로지스틱 회귀분석을 사용하였다. 이 방법을 통계분석 방법으로 설정한 까닭은 종속변인인 던져진 거리가 연속적이지 않은 범주형 변수이고, 독립변인과 종속변인의 관계가 비선형적이기 때문이다. 또한 각각의 변인이 정확한 던지기 에 영향을 주는 상대적 기여도를 분석하고자 인공신경망 모델을 사용하였다. 이때 인공신경망을 구성하는 인공 뉴런들의 연결 강도를 계산하면 변인의 상대적 기여도를 구할 수 있다.

3. 결과 및 논의

3.1 x축 던지기

본 연구에서는 기계학습 알고리즘을 적용하여 원하는 위치에 물체를 던지는 로봇팔을 설계하였고, x축 던지기 상황에서 학습을 진행시켰다. 총 17세대가 지난 뒤 학습이 완료되었다. 이를 통해 본 연구에서 사용한 알고리즘을 적용하면 1차원 x축 던지기에서 최적 해를 찾을 수 있음을 보였다.

3.2 데이터 처리

본 연구에서는 <표 2>에서 지정한 변인의 범위 내에서 학습을 진행시켰고, 이 과정에서 수집한 총 2259개의 개체를 통계분석에 활용하였다. 또한 하드웨어상의 한계로 인해 학습을 진행하는 과정에서

컨트롤러 배터리 전압이 지정한 범위를 벗어나는 경우를 제외한 데이터만 통계분석에서 사용하였다.

3.3 다항 로지스틱 회귀분석 결과

<표 3>은 수집 및 처리한 데이터를 IBM SPSS Statistics 프로그램을 사용한 다항 로지스틱 회귀분석을 통해 우도비 검정을 진행한 결과이다. 우도비 검정을 두 우도의 비를 통해서 회귀계수의 유의성을 검정하는 방법이다. 우도비 검정을 통해 각 독립변인들의 유의확률을 구할 수 있다.

<표 3> 우도비 검정 결과

	카이 제곱	자유도	유의확률
절편	110.646	16	.000
ω_1	56.755	16	.000
ω_2	76.178	16	.000
ω_3	57.746	16	.000
t2	28.726	16	.017
t3	21.035	16	.136
t4	66.510	16	.000

3.4 인공신경망 분석 결과

본 연구에서는 던지기의 정확도에 대한 변인들의 상대적 기여도를 구하기 위해 인공신경망 분석을 활용하였다. <표 4>는 인공신경망 모델 분석을 통해 얻은 변인들의 상대적 기여도이다. 이때 다항 로지스틱 회귀분석을 통해 유의하지 않은 것으로 검정된 변인인 t3을 분석에서 제외하였다.

<표 4> 변인별 상대적 기여도

	기여도	상대적 기여도
ω_1	.212	100.0%
ω_2	.182	85.8%
ω_3	.117	55.1%
t2	.179	84.3%
t4	.210	99.1%

3.5 z축 던지기

본 연구에서 사용한 기계학습 알고리즘이 다양한 하드웨어와 환경에 적용하여 최적 해를 찾을 수 있다는 것을 입증하고자 x축 던지기와는 다른 상황인 z축 던지기 상황에서 학습을 진행시켰다. 이 결과 23세대가 지난 뒤 학습이 완료되었다. 이를 통해 본 연구에서 사용한 기계학습 알고리즘은 z축 던지기에서 적용되어서 최적 해를 찾을 수 있었고, 이를 통해 다른 환경과 하드웨어에서도 최적 해를 도출해 낼 것이라고 예측할 수 있었다.

4. 결론 및 제언

본 연구에서는 물체를 정확하게 던지는데 영향을 주는 변인들을 설정하여 유전알고리즘을 설계하였다. 그리고 이를 기반으로 한 4자유도 로봇팔을 설계, 제작하여 물체를 정확히 던지는 방법을 스스로 학습하도록 하여, x축 기준 17세대, z축 기준 23세대 만에 학습에 성공함을 확인하였다. 또한, 각 변인들이 정확한 던지기 미치는 상대적 기여도를 분석한 결과 어깨의 각속도, 손가락의 제어 시작 시간, 팔꿈치의 각속도, 팔꿈치의 제어 시작 시간, 손목의 각속도 순으로 정확한 던지기에 영향을 끼친다는 것을 알 수 있다.

이상의 결과를 통해 다음과 같은 시사점을 얻을 수 있었다. 첫째, 본 연구의 확장을 통해 공간에서 정확한 위치에 던질 수 있는 로봇을 개발할 수 있고, 이를 산업현장을 포함한 다양한 상황에서 활용할 수 있다. 이를 위해 각 변인의 기여도를 로봇에 적용하기 위한 후속 연구가 필요하다. 둘째, 본 연구를 통하여 사람의 던지기 동작을 분석하여 스포츠 과학과 같은 인체와 관련된 분야에 사용될 수 있다. 셋째, 본 연구에서는 기계학습을 통해 물리적 문제를 해결하였다. 이와 같은 접근법을 활용하면 역학적 분석이 어려운 상황에서 보다 쉽게 최적화된 해를 찾을 수 있을 것이다.

참고 문헌

- [1] 정웅열, 박지민, 유신혁, 이정민, 안세진, 이영준 (2015). 정확한 던지기를 위한 효율적인 로봇 팔 모델 설계. 한국컴퓨터교육학회 학술발표대회논문집, 19(2).
- [2] 성태제 (2007). *알기 쉬운 통계분석*, 서울: 학지사.
- [3] 이광수 외 역 (2015). *컴퓨터과학 총론*, 서울: 홍릉출판사.
- [4] Frank, H. et al. (2006). Throwing Objects - A bio-inspired Approach for the Transportation of Parts. ROBIO '06 IEEE International Conference, 91-96.
- [5] 정웅열 외 (2016). *The NEXT ROBOT with Ev3*. 서울: 랜즈온캠퍼스.
- [6] 최국진 (2005). 유전알고리즘과 신경회로망을 이용한 휴머노이드 로봇의 실시간 자세 최적화. 한국자동제어학술회의 논문집, 678-683.