

2관절 로봇의 보행 패턴을 위한 진화 알고리즘

김경희^o 강태원
강릉대학교 컴퓨터공학과
{cs9302^o, twkang}@kangnung.ac.kr

The Evolutionary Algorithm for Walking Pattern of 2-Articulation Robot

Kyounghee Kim^o Taewon Kang
Dept. of Computer Science & Engineering, Kangnung National University

요 약

보행 로봇은 두발로 걷는 인간형 로봇으로 인간과 유사한 운동성을 가지는 로봇을 일컫는다. 그러나 다리로 걷는 기능을 구현하기에는 기술적으로 경제적으로 많은 시간이 걸리고, 수학적 모델로 풀 수 있는 문제가 아니기 때문에 보행 로봇의 보행 패턴을 구하는 것은 쉽지 않다. 따라서 본 논문에서는 2관절 보행 로봇의 최적의 보행 패턴을 찾기 위하여 진화 알고리즘을 연구하였다. 또한, 기존의 언덕오르기법과 진화기법인 누적적 선택 및 유전자 알고리즘에 의해 보행 패턴 학습을 하는 시뮬레이터를 각각 구현하였으며, 세 가지 실험에 대한 결과를 비교 분석하였다.

1. 서 론

보행 로봇은 두발로 걷는 인간형 로봇으로 인간과 유사한 운동성을 가지는 로봇을 일컫는다. 다리로 걷는 기능을 구현하기에는 기술적으로 많은 시간이 걸리기 때문에 꾸준한 연구가 진행되고 있다. 하지만 이러한 보행 로봇의 보행 패턴은 수학적 모델로 풀 수 있는 문제가 아니기 때문에 그 보행 패턴을 찾는 것은 쉽지 않다. 그래서 본 논문에서는 보행 로봇의 보행 패턴을 진화 알고리즘을 이용하여 최적의 보행 패턴을 찾는 데 있다.

보행 로봇의 다양한 보행 동작을 기반으로 여러 보행 패턴을 획득하여 이것을 기초로 보행 로봇의 보행 패턴 학습 모델을 설정한다. 이 모델을 기반으로 하는 보행 패턴 학습을 위한 시뮬레이터를 기존의 언덕오르기법, 진화 알고리즘인 누적적 선택과 유전자 알고리즘에 의해 구현해 본다.

언덕오르기법은 평가함수의 정의에 따라서 최소, 또는 최대의 함수값을 갖는 노드를 선택하는 탐색전략이다[1]. 그러나 누적적 선택은 앞선 세대의 가장 좋은 적합도값을 갖는 개체를 선택하여 무작위로 돌연변이를 일으켜 엄청난 변화를 이끌어 내는 방법이다[2]. 또한 유전자 알고리즘은 1970년대 초반 미시건 대학의 존 홀랜드(John Holland)에 의해 개발된 방법으로 자연적 현상을 모델로 해를 탐색해 나가는 알고리즘이다. 즉, 유전자 알고리즘은 생물학적 진화이론을 바탕으로 개발된 최적화를 위한 방법이다[3].

이와 같이 구현된 세 가지 시뮬레이터를 가지고 Seed 값을 달리하여 얻어진 결과에 대해 살펴보고, 모집단의 크기에 따라 얻어진 결과에 대해서 살펴본다.

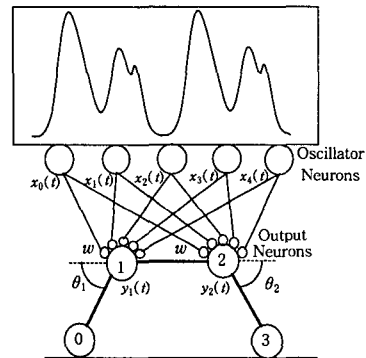
본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 보행 패턴 학습 알고리즘을 제안하며, 3장에서는 실험 및 분석으로 언덕오르기법, 누적적 선택과 유전자 알고리즘에 대한 실험 결과를 비교 분석해 보고, 마지막으로 4장에서

결론을 맺는다.

2. 보행패턴 학습 시뮬레이터

2.1 로봇의 보행 모델

본 논문에서는 다양한 보행 동작을 기반으로 자신의 보행 패턴을 학습하고 획득하는 보행 로봇의 보행 패턴 학습 모델을 설정해 보았으며, [그림 1]은 본 논문에서 사용된 로봇의 보행 모델이다[4]. 이 모델은 신경회로에 의한 운동 패턴 표현의 가장 단순한 모델이다.



[그림 1] 로봇의 보행 모델

이 모델의 네트워크는 일정한 신호를 주기적으로 보내는 Oscillator Neuron과 로봇 다리에 명령을 보내는 Output Neuron으로 구성된다. Oscillator Neuron의 파형인 $x_j(t)$ 는 각각 다르며, 그것들은 가중치 w_{ij} 를 곱하여 다음과 같은 Output Neuron의 파형을 만들어낸다.

$$y_i(t) = \sum_j w_{ij} x_j(t) \quad (i = 1, 2)$$

이 값이 로봇의 관절각 θ_1, θ_2 에 전달되고, 로봇은 관절각 θ_1, θ_2 만큼 다리를 움직여 걷게 되는 것이다. Oscillator Neuron의 파형은 보행 패턴 발생 함수인 푸리에 변환(Fourier Transform)에 의해 결정된다.

다음은 본 논문에서 사용된 평가함수를 살펴보자. 일반적인 로봇의 평가기준은 될 수 있는 대로 쓸데없는 에너지를 사용하지 않으면서 빨리 나아간다는 것으로 생각할 수 있는데, 이 논문에서는 단순하게 다음과 같은 평가기준을 사용한다.

$$\text{평가함수 } E = \text{보행 스피드 } S - \text{적당한 계수} \times \text{소모 에너지 } L$$

여기에서 단순히 평가함수 값이 크면 좋다고 정하였다. 로봇의 스피드는 그 무게 중심에 따른 방향의 이동량으로 계산할 수 있고, 소모 에너지는 체중의 상하 움직임이 쓸데없는 동작이라 생각하여 마루와 수직 방향으로 움직인 무게 중심을 모두 합한 값에 체중을 곱하여 주고 있다[4].

2.2 언덕오르기법에 의한 보행 패턴 학습

언덕오르기법은 평가함수의 정의에 따라서 최소 또는 최대의 함수값을 갖는 노드를 선택하는 탐색전략이다 [2]. 언덕오르기법을 이용한 보행 패턴 학습은 처음에 적당한 초기 보행 패턴을 설정하고 로봇을 걷게 하여 적합도값을 측정 후 임의로 변동을 가한 보행 패턴을 생성하고, 그것이 현재보다 개선되면 그 보행 패턴을 선택하는 과정을 반복한다.

2.3 누적적 선택에 의한 보행 패턴 학습

누적적 선택은 무작위로 선택된 초기값을 돌연변이하여 목적값과 가장 가까운 후손을 선택하여 다시 돌연변이하여 최종 목적값을 찾는 방법이다.

누적적 선택에 의한 보행 패턴을 찾는 시뮬레이터의 수행절차는 다음과 같다.

- (1) 가중치인 w 를 초기화한다.
- (2) 누적적 선택 실행

① 모집단의 로봇들을 걷게 하여 보행 스피드와 소모 에너지를 구하여 각각의 $E(W)$ 를 얻는다.

② 가장 높은 $E(W)$ 를 가진 로봇을 선택하여 그 로봇의 가중치에 돌연변이를 일으켜 모집단 개수만큼의 로봇을 다시 생성한다.

(3) 세대수만큼 (2)의 과정을 반복하여 학습으로 획득된 더 좋은 보행패턴을 얻는다.

2.4 유전자 알고리즘에 의한 보행 패턴 학습

유전자 알고리즘은 진화계산에서 주로 많이 사용되는 방법이다. 더 높은 성능을 가진 개체의 염색체를 선택적으로 재생산하고 임의의 돌연변이에 의해 새로운 개체에 대한 모집단을 구성한다. 이러한 과정을 세대수만큼 반복한다[3,5,6].

유전자 알고리즘에 의해서 보행 패턴을 찾는 시뮬레이터의 수행 절차는 다음과 같다.

- (1) 초기 모집단 생성 - 가중치인 w 를 초기화한다.

(2) 적합도 평가 - 각각의 로봇을 걷게 하여 스피드와 소모에너지를 구한 후 $E(W)$ 를 얻는다.

(3) 유전 연산 실행

① 선택(Selection)

선택(Selection)은 적자생존(survival of the fittest) 또는 자연도태(natural selection)현상을 모방하려는 인위적인 메커니즘이다. 본 논문에서는 적합도 비례 선택(fitness proportionate selection)을 사용하였다.

② 교차(Crossover)

교차는 탐색공간상의 가능한 새로운 점을 찾기 위하여 모집단으로부터 부모염색체 쌍을 임의로 선택하고, 교차점 이후의 비트들을 서로 교환 결합함으로써 자손을 생성하게 된다[3]. 여기에서는 일점교차가 사용되었다.

③ 돌연변이(Mutation)

모의 진화가 계속되는 동안 선택과 교차 연산은 다양한 유전자를 만들지 못하므로 준최적해(suboptimal solution)나 사점(dead corner)에 빠지게 되는 요인이 된다. 이러한 원치 않는 해로부터 벗어나기 위해 염색체를 돌연변이율에 따라 변경시킨다[3].

④ 적합도 평가

적합도 비례 선택, 교차와 돌연변이의 세 과정을 거쳐 새로 생성된 집단에 대해 평가한다.

(4) 종료 - 정지 조건을 만족하면 종료하고 아니면 (3)의 과정을 반복한다.

3. 실험 및 분석

3장에서는 언덕오르기법, 누적적 선택 및 유전자 알고리즘에 대한 실험을 실시하여 이에 대한 실험 결과를 비교 분석하였다.

3.1. Seed값에 따른 평균적합도

Seed값을 달리하여 10번씩 실험을 하였으며, 각 실험에서 가장 좋은 평균 적합도값을 찾아내어 나타내었다.

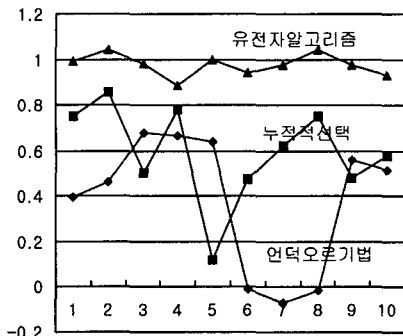
[표 1]에서 보는 것과 같이 유전자 알고리즘, 누적적 선택, 언덕오르기법순으로 좋은 적합도값을 갖는 것을 볼 수 있었다.

[표 1] Seed값에 따른 세 가지 실험 결과 비교

횟수(Seed)	최적화기법	적합도	횟수(Seed)	최적화기법	적합도
1회(1000)	언덕오르기법	0.398	6회(6000)	언덕오르기법	-0.007
	누적적 선택	0.751		누적적 선택	0.473
	GA	0.991		GA	0.940
2회(2000)	언덕오르기법	0.462	7회(7000)	언덕오르기법	-0.071
	누적적 선택	0.857		누적적 선택	0.620
	GA	1.043		GA	0.975
3회(3000)	언덕오르기법	0.675	8회(8000)	언덕오르기법	-0.015
	누적적 선택	0.505		누적적 선택	0.752
	GA	0.982		GA	1.043
4회(4000)	언덕오르기법	0.668	9회(9000)	언덕오르기법	0.561
	누적적 선택	0.779		누적적 선택	0.481
	GA	0.883		GA	0.975
5회(5000)	언덕오르기법	0.640	10회(10000)	언덕오르기법	0.513
	누적적 선택	0.123		누적적 선택	0.575
	GA	0.997		GA	0.931

언덕오르기법의 경우 실험마다 적합도값의 차이가 많이 나는 것으로 보아 불안정하게 적합도값을 찾는 것을 볼 수 있었다. 그러나, 진화 알고리즘인 누적적 선택과 유전자 알고리즘의 경우를 보면 전체적으로 좋은 적합도값을 가지는 걸 볼 수 있었다. 특히 유전자 알고리즘은 전체적으로 1에 가까운 높은 적합도값을 안정적으로 찾는 걸 확인할 수 있었다.

[그림 2]를 보면 유전자 알고리즘이 월등히 좋은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다.



[그림 2] Seed값에 따른 세 가지 실험 결과

3.2 모집단의 크기에 따른 평균적합도

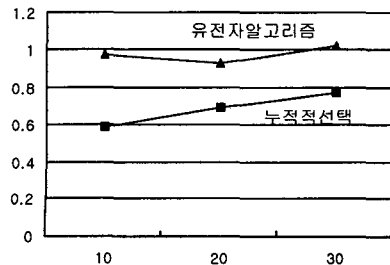
언덕오르기법의 경우 로봇 하나를 가지고 실험을 진행하였기 때문에 모집단의 개념이 필요 없다. 그러나, 누적적 선택과 유전자 알고리즘의 경우 모집단의 크기에 따라 적합도값의 변화를 살펴볼 수 있었다.

[표 2]는 누적적 선택과 유전자 알고리즘의 모집단의 크기에 따른 평균적합도를 나타낸 것이다. 두 방법 모두 모집단의 크기가 클수록 평균적합도값도 커짐을 볼 수 있었다.

[표 2] 모집단 크기에 따른 평균적합도

모집단의 크기	최적화기법	평균적합도
10	누적적 선택	0.591
	유전자 알고리즘	0.976
20	누적적 선택	0.696
	유전자 알고리즘	0.932
30	누적적 선택	0.773
	유전자 알고리즘	1.023

[그림 3]의 그래프 결과를 살펴보면 누적적 선택에 비해 유전자 알고리즘이 훨씬 좋은 적합도값을 갖는 것을 볼 수 있다.



[그림 3] 모집단 크기에 따른 비교 결과

4. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 최적화기법인 언덕오르기법, 누적적 선택과 유전자 알고리즘을 적용하여 보행 패턴을 학습하는 시뮬레이터를 제안하였고 이를 검증하였다. 보행 패턴 학습을 위한 알고리즘으로 기존의 언덕오르기법, 진화기법인 누적적 선택 및 유전자 알고리즘을 비교하여 검증하였다.

언덕오르기법을 이용한 보행 패턴 학습은 처음에 적당한 초기 보행 패턴을 설정하고 로봇을 걷게 하여 적합도값을 측정 후 임의로 변동을 가한 보행 패턴을 생성하고, 그것이 현재보다 개선되면 그 보행 패턴을 선택하는 과정을 반복한다. 누적적 선택은 초기에 임의의 보행 패턴을 모집단의 크기만큼 생성한다. 보행 패턴을 각각 평가한 후 모집단에서 가장 우수한 것을 선택하여 모집단의 크기만큼 돌연변이를 일으켜 로봇을 다시 생성한다. 이 과정을 가장 좋은 보행 패턴을 찾을 때까지 반복한다. 유전자 알고리즘에서는 초기에 보행 패턴에 대한 모집단을 임의로 생성한 후 평가한다. 그러나 유전자 알고리즘에서는 적합도에 비례하여 선택하고 교차와 돌연변이를 통해 새로운 모집단을 생성하도록 한다.

각각의 실험결과를 살펴보면 언덕오르기법보다 누적적 선택이, 누적적 선택보다 유전자 알고리즘의 수행결과가 좋다는 것을 확인할 수 있었다. 먼저, 언덕오르기법과 누적적 선택을 비교해 보면 언덕오르기법은 전체적으로 평균적합도값을 불안정하게 찾았으며, 적합도값사이의 차이가 많이 났다. 반면 누적적 선택은 좋은 적합도값을 갖는 로봇을 선택하여 변이를 반복하므로 좋은 적합도값이 안정적으로 나타났다. 누적적 선택과 유전자 알고리즘을 살펴보면 누적적 선택보다 유전자 알고리즘에서 매우 안정적으로 좋은 적합도값을 갖는 보행 패턴을 찾을 수 있었다. 그 이유는 누적적 선택에 비해 적합도에 비례하여 선택하고 유전 연산인 교차와 돌연변이를 사용했기 때문에 좋은 부모 유전자가 자손에게도 전달되었기 때문이다.

향후 연구과제로는 유전자 알고리즘이 사용된 시뮬레이터를 직접 로봇에 연동하여 평지가 아닌 실제 오르막길이나 내리막길에서도 실험해 보는 것이다. 실제 로봇에 이식하여 적용하였을 때 그 보행 패턴을 알아보고, 산업용 로봇이나 가정용 로봇에도 적용하는 것이다.

참고 문헌

- [1] 도용태, 김일근, 김종완, 박창현, "인공지능 개념 및 응용", 사이텍미디어, 2001.
- [2] 스티븐 프레이타 지음, 이충기 옮김, "인공생명", 김영사, 1995.
- [3] 진강규, "유전 알고리즘과 그 응용", 교우사, 2000.
- [4] 중앙형 지음, 김응수 옮김, "C로 만드는 뇌의 정보 시스템", 생능출판사, 1996.
- [5] Stefano Nolfi, Dario Floreano, "Evolutionary Robotics", MIT Press, 2000.
- [6] 이광주, 장병탁, "유전자 프로그램의 진화를 이용한 자율이동로봇의 행동학습", 한국 정보 과학회, 2000년 춘계 학술 발표 대회.