

2족 보행운동 생성을 위한 적응적 노드 선택에 의한 유전적 프로그래밍의 성능 향상

Improving Efficiency of GP by Adaptive Node Selection for Bipedal Locomotion with Evolutionary Algorithm

옥 수열

동명정보대학교 공과대학 게임공학과

Sooyol Ok

Department of Game Engineering, TongMyong University of Information Technology

E-mail : sooyol@tit.ac.kr

ABSTRACT

본 연구에서는 근골격계로 구성된 신체 역학계와 신경 진동자로 구성된 신경계의 상호작용에 의해서 자율적인 2족 보행운동 생성하려고 하고 있다. 이를 위해서는 역학계와 신경계의 많은 파라메트(Parameter)의 조절이 필요하다. 본 연구에서는 유전적 프로그래밍(GP)을 이용하여 파라메트의 자동조절 수법을 제안하였다. GP는 문제를 해결하기 위한 계산 프로그래밍을 탐색하는 진화형 탐색 알고리즘으로, GP를 이용해서 문제해결을 행하기 위해서는 노드의 선택이 매우 중요하다. 그러나 대상문제에 대한 충분한 정보가 없는 경우에는 노드를 용장성 있게 설계하게 되어, 이로 인한 탐색공간의 확장으로 GP에 대한 탐색성능의 저하를 초래한다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해서 용장성 노드 집합으로부터 유용한 노드를 획득하기 위해 제안한 수법을 2족 보행운동 생성 시스템에 적용하기 전에 사전 평가로서 기호회귀(Symbolic Regression)문제에 적용하여 실험을 통해 제안 수법의 타당성과 탐색성능 향상의 효과에 관해서 논하고자 한다.

Key words : 2족 보행운동, 신경 진동자, 유전적 프로그래밍, 적응적 돌연변이 연산

1. 서 론

최근의 로봇이나 디지털 휴먼의 연구에서는, 사람이나 동물이 행하는 운동을 모방한 생체 모방형 제어에 관한 연구가 많이 행하여 지고 있다. 특히, 2족 보행에 관한 연구에 있어서는 신체의 근골격 등의 역학계가 갖는 리듬과 신경계가 갖는 리듬과의 상호 리듬 동조현상(entrainment)을 이용한 보행 생성이 주목을 받고 있다.

본 연구에서도, 이러한 연구를 바탕으로 그림 1과 같은 자율적으로 2족 보행을 생성할 수 있는 시뮬레이션 모델을 구축하였다. 이 모델은 신경계와 신체 역학계 그리고 환경과 상호작용에 의해 자립적이고 창발적인 보행을 생성하기 위해서, 신경 진동자로 이루어진 신경계는 신경자극으로부터 자율적으로 리듬패턴을 생성하고, 신체의 역학계는 이 신경계로부터 생성된 리듬패턴과 동조하면서 리듬적인 2족 보행운동을 생성한다. 또한 발의 접촉상태(발-지면)와 각 관절의 각도 상태등과 같은 생체 센서에 관한 정보는 신경계에 피드백되어지고 신경자극의 리듬패턴은 이 정보를 참조하여 생성되어진다.

그러나, 이 시스템은 원하는 운동을 실현하기 위해서는 전문가에 의해서 시행 착오에 의

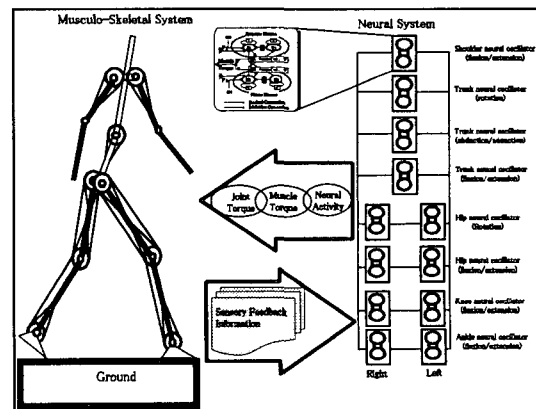


그림 1 자율적인 2족 보행생성 시스템의 개념도 해서 신경진동자의 상세한 설계를 할 필요가 있다는 문제가 있다[1,2]. 이에 본 연구에서는 전문가의 시행 착오적인 신경계의 구조와 parameter의 설계 없이, 2족 보행을 생성하기 위해, 진화형 탐색수법의 하나인 유전자 프로그래밍(Genetic Programming, 이하 GP)을 이용하여, 자동적으로 신경계를 최적화하는 수법을 제안했다.

GP는 생물의 진화과정을 모방한 탐색 알고리즘인 유전자 알고리즘(GA)의 확장형이다. GP에 있어서의 염색체 표현은, 단말노드와 비단말 노드와의 조합으로 구성되어진 트리구조를 가지며 실행가능한 프로그램을 표현한다. 트리를 구성하는 노드는 대상 문제영역의 해를 표현하기 위해 적당히 설계되어진 고정 기호집합이다.

GP는 이들 노드들로 구성된 계층적 프로그램의 트리 구조과 사이즈를 동적으로 변화시켜 구성가능한 프로그램의 공간안에서 보다 좋은 프로그램을 적응적 확률적으로 탐색하는 수법이다. 여기에 GP를 이용해서 주어진 문제를 효율적으로 해결하기 위해서는 트리구조를 구성하는 각 노드를 적절하게 설계하는 것이 대단히 중요하다,

본 연구에서도 2족 보행을 생성하기 위해서 각 관절의 자유도를 제어하는 12개의 신경 진동자에 대한 피드백 네트워크의 구조와 Parameter를 탐색하기 위한 GP에 관한 각 노드의 설계가 필요하다. 그러나, 아직까지 컴퓨터 시뮬레이션을 실현할 시 생물학적 견지에서 최적인 반사기구(피드백 네트워크)에 충분한 사전지식을 가지고 있지 않은 상황이어서, 현실적으로는 노드를 용장성 있게 설계하게 되어 이로 인해 탐색공간의 확장으로 GP에 대한 탐색성능의 저하를 초래하고 있다.

이에 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해서 용장성 노드 집합으로부터 유용한 노드를 획득하기 위한 수법을 제안한다. 먼저, 2족 보행운동 생성 시스템에 적용하기 전에 사전평가로서 기호회귀(Symbolic Regression)문제에 적용하여 실험을 통해 제안 수법의 타당성과 탐색성능 향상의 효과에 관해서 논하고자 한다.

II. 유전자 프로그램에 있어서의 자동노드선택

GP에 있어서 노드집합의 설정은 해의 탐색성능을 크게 좌우하는 대단히 중요한 요소이다. 그렇지만 생성되어야 할 유망한 개체에 있어 용장적인 혹은 무관계적인 노드가 존재함으로써 초래하는 문제에 대해서는 지금까지 그다지 논의되지 않고 있다.

현실적인 문제에 있어서는 노드로서 이용가능한 정보 중 문제해결에 관련될 가능성은 있으나, 그 관련성이 불명확한 것들이 많이 존재한다. 이러한 현실적인 문제에 GP를 적용할 때 용장적 노드에 의해서 생기는 비효율성은 해탐색에 큰 문제가 된다.

일반적으로, 기계학습을 행할 때 이용자는

훈련사례를 기술하기 위해서 특징(feature)를 지나치게 증가시키는 경향이 있다. 이것은 사례를 기술하는 특징수를 증가시키면 그 만큼 학습에 유용한 정보가 얻어져, 학습율이 증가될 것으로 기대하기 때문이다. 그런데 사례기술을 위해 특징수를 증가시키면 증가시킬수록 학습해야 할 개념과는 무관계적인 특징이 혼입될 가능성도 증가하게 된다. 또한 특징공간의 차원증가는 탐색공간의 확대를 초래해 적절한 개념획득에 필요한 계산량을 증가시키는 다차원의 저주(Curse of dimensionality)에 빠지게 된다.

본 논문에서는 GP에 있어서 이러한 문제를 해결하기 위해 제안한 진화과정에서 용장성 있는 노드의 집합으로부터 유용한 노드를 자동적으로 획득하는 적응적 돌연변이 연산 수법에 관해서 논한다.

2.1 노드에 대한 가중치 할당 방법

기계학습의 일반적인 특징 가중치 할당방법에서는 개념의 학습에 유용한 특징의 가중치를 학습과정 중에서 단계적으로 증가시킨다.

본 논문에서는 GP에 있어 유용한 노드를 추출하기 위해서 GP의 진화탐색과정에서 개체(프로그램)의 적합도평가가 행하여 질때 보다 적합도가 높은 개체내의 노드들에 대해서 그 가중치를 증가하도록 했다. 또한 이 처리를 반복적으로 행하여 각 노드의 가중치가 갱신되도록 했다. 제안한 노드의 가중치 할당방법은 다음과 같은 식을 이용하여 갱신되어진다.

$$W_n(g) = \sum_{i \in S_g} (Fitness(i) \times Frequency_n(i)) + W_n(g-1)$$

단,

$W_n(g)$: 세대 g에서의 노드 n의 가중치

$Fitness(i)$: 세대 i의 적합도

$Frequency_n(i)$: 개체 i에 대한 노드 n의 출현빈도

S_g : 세대 g에 있어서의 상위 10%의 적합도를 갖는 개체 집합

적합도가 높은(개체 집단전체의 상위 10%) 개체에 포함되어져 있는 노드에는 그 개체의 질(적합도)과 개체중의 노드 출현빈도에 따라 가중치를 부여한다. 각 노드는 개체의 적합도에 기여한 영향도의 크기에 응해서 노드의 유용성이 반복적으로 평가되어 노드의 가중치를 갱신하게 된다.

2.2 GP에 있어서의 적응적 돌연변이 연산

종래의 GP의 돌연변이 연산은 개체내에서 동일한 확률로 랜덤하게 돌연변이 점(단말노드 혹은 비단말노드)를 선택하는 것으로 시작된다. 이 랜덤 돌연변이 연산은 선택한 돌연변이 점 이하에 포함되어져 있는 부분트리를 삭제하고, 새롭게 만들어진 부분트리를 그 돌연변이 점에 삽입한다.

본 논문에서는 무용한 노드들을 삭제하기 위하여, 적응적 돌연변이 (adaptive mutation)이라는 새로운 돌연변이 연산을 제안한다.

이 적응적 돌연변이 연산에서는 노드의 가중치에 따라 돌연변이 점이 선택된다. 즉 가중치가 낮은 노드일수록 높은 확률로 돌연변이 점으로 선택된다. 그리고 선택되어진 노드 이하의 부분트리는 개체에 삭제되고, 새로게 만들어지는 부분트리의 노드는 가중치가 높은 확률로 선택되게 하였다. 이는 GP의 진화탐색과정에서 적응적 돌연변이 연산이 일정비율로 행하여짐 의해서 무용한 노드가 개체에 포함될 가능성이 서서히 없어지게 하기 위해서이다. 그림 2는 적응적 돌연변이 연산에 대한 개념도를 나타내고 있다.

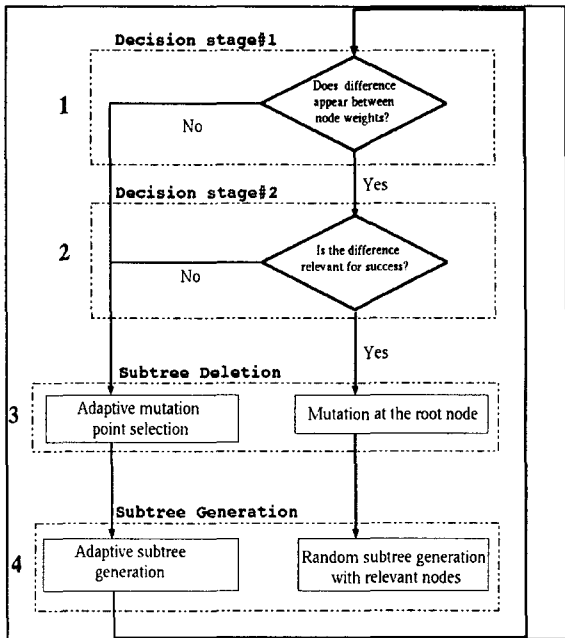


그림 2 적응적 돌연변이 연산의 개념도

적응적 돌연변이 연산은 그림 2에서 보는 것과 같이 4단계로 구성이 되어져 있다. 1, 2단계는 유용한 노드선택에 관계하고, 나머지 3, 4단계는 부분트리의 삭제와 생성에 관계한다.

● 1단계) 노드 후보 추출

문제 해결에 있어서 유용한 노드와 무용한 노드를 식별하기 위해 노드의 가중치를 이용하여 노드 집합을 유용, 무용의 2개의 카테고리로 분류한다.

● 2단계) 노드의 유용성 판단

1단계에서 유용한 노드의 카테고리에 속한 노드가, 실제로 문제해결에 유용한 노드인가를 판단하기 위해서, 적합도가 상위 1%에 해당하는 개체집단에 포함되어져 있는 노드와 유용한 노드의 카테고리에 포함되어져 있는 노드가 일치하는가를 조사한다. 만약에 일치한다면 그 노드를 유용한 노드로서 결정한다.

● 3단계) 부분트리의 삭제

돌연변이 연산에서는 먼저 돌연변이 점을 결정하고 그 점이하의 부분트리를 삭제한다. 제안한 적응적 돌연변이 연산의 경우에는 유용한 노드가 발견되었는지 아닌지에 따라서 2가지 돌연변이 점선택을 행하도록 하였다.

- 유용한 노드가 발견되지 않은 경우: 노드의 가중치에 반비례해서 돌연변이 점을 선택한다.
- 유용한 노드가 발견된 경우: 모든 개체를 유용한 노드로 재초기화를 행한다, 이 처리는 GP의 진화과정에 있어서 단 한번만 행한다.

● 4단계) 부분트리의 생성

3단계에서 삭제한 부분트리에 새로운 부분트리를 생성하기 위해 제안한 적응적 돌연변이 연산의 경우에는 유용한 노드가 발견되었는지 아닌지에 따라서 2가지 돌연변이 점선택을 행하도록 하였다.

- 유용한 노드가 발견되지 않은 경우: 노드의 가중치에 비례해서 돌연변이 점을 선택하여 부분트리를 생성한다.
- 유용한 노드가 발견된 경우: 유용한 노드만으로 부분트리를 생성한다. 단 유용한 노드가 결정된 이후의 돌연변이 연산을 종래의 GP가 행하던 대로 랜덤하게 노드를 선택하여 부분트리를 생성한다.

III. 실험

제안한 적응적 돌연변이 연산 수법의 유효성을 검증하기 위해서, 먼저 기호회귀(Symbolic Regression)문제를 이용해서 실험하였다.

기호회귀문제는 어떤 미지의 함수 f 에 대한 입력 인자 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 출력 $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 로 하고, GP는 인자에 대한 입력치와 출력치가 주어져 함수 f 를 동정, 혹은 근사하는 식을 주어진 단말노드와 비단말노드를 사용해서 탐색게 된다.

본 실험에서는 다음 식과 같이 기호회귀 대상으로서 3개의 인자로 구성된 비선형함수를 이용하였다.

$$f(x_1, x_2, \dots, x_{33}) = \sin(x_1) + \sin(2x_1) + \sin(x_1) + \sin(2x_1) + \sin(x_2) + \sin(2x_2) + \sin(3x_2) + \sin(x_{13}) + \sin(2x_{13})$$

본 실험에서는 무용한 노드가 용장성 있게 설계되어진 기호 회귀문제에 제안한 적응적 돌연변이 연산을 적용한 GP가 유효한지를 알아보기 위해서 다음과 같은 3가지 타입의 실험을 행하였다.

- 무용한 노드가 포함되어 있지 않은 종래의 GP(Standard GP 1)
- 이 실험은 유용노드 x_1, x_2, x_{13} 만으로 랜덤하게 돌연변이 연산을 행하는 종래의 GP를 이용한 실험
- 무용한 노드가 포함되어 있는 종래의 GP(Standard GP 2)

이 실험은 유용노드 x_4, x_5, x_{13} 뿐만 아니라, 임의로 무용한 노드를 30개 더 추가하여 랜덤하게 돌연변이 연산을 행하는 종래의 GP

- 무용한 노드가 포함되어 있고 제안한 적응적 돌연변이 연산을 행하는 GP(Adaptive GP)
- 이 실험도 유용노드 x_4, x_5, x_{13} 뿐만 아니라, 무용한 노드를 30개 더 추가한 노드집합에 대해서 적응적 돌연변이 연산을 적용한 GP

본 실험에서의 각 변수의 값을 [-1.0, 1.0]범위내에서 랜덤하게 선택한 200쌍의 훈련 데이터를 준비하고, 이 데이터를 GP에 제공하여 기호회귀 실험을 행하였다. 본 실험에서 이용한 GP Parameters는 표 1과 같이 정하였다.

표 1 GP Parameters

Objective	Evolve a function that fits the data points of the fitness cases
Terminal sets	x_1, x_2, \dots, x_n
Function sets	$+, -, *, \div, \sin, \cos, \exp, \log$
Fitness cases	The given sample of 200 data points $x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$ each terminal's value is in the interval $[-1, +1]$ $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sin(x_1) + \sin(2x_2) + \sin(3x_3) + \sin(4x_4) + \sin(x_5) + \sin(2x_6) + \sin(3x_7) + \sin(x_8) + \sin(2x_9)$
Parameters	Population Size=2000, Generation=1000
Operation	Crossover=80%, Reproduction=10%, Mutation=10%
Criterion	An S-expression scores 200hits

그림 3은 제안한 적응적 돌연변이 연산을 적용한 GP실험에 있어서 세대에 따른 단말노드의 가중치 변화를 나타내고 있다. 이 그림으로부터 유용한 노드와 무용한 노드의 가중치가 세대가 진행됨에 따라 분명하게 나누어 지는 것을 알 수 있다. 본 실험에서는 90세대에서 유용한 노드가 모두 발견됨을 확인 할 수 있었다. 그림 4는 3가지 타입의 실험에 대한 적합도 추이를 나타 내고 있다. 이 그림에서 보는 것과 같이 초기 단계에서는 Adaptive GP의 적합도가 Standard GP 2와 그다지 차이가 없지만 세대가 진행됨에 따라 Adaptive GP의 성능이 개선되어 Standard GP 1의 적합도에 다가가는 것을 알 수 있다.

IV. 결론

GP는 탐색성능을 높이기 위해서는 될수 있으면 탐색공간을 줄이도록 적절한 노드 설계할 필요가 있다. 그렇지만 본 연구에서 행하고

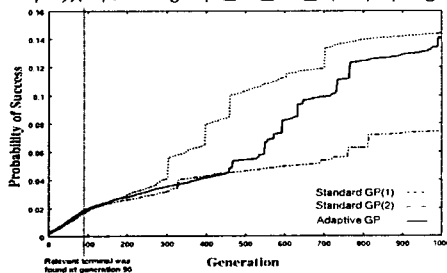


그림 3 단말노드의 가중치 변화

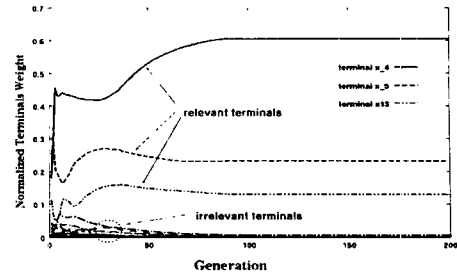


그림 4 각 실험에 대한 적합도 추이

있는 2족보행을 위한 신경계 구조 Parameter 탐색과 같이 사전지식이 불충분한 현실적인 문제에 있어서 보다 좋은 정보를 얻기 위해 이용가능한 노드를 용장성 있게 설계하게 되어 탐색성능을 저하시키는 요인이 된다.

본 논문에서는 이 문제를 해결하기 위하여 적응적 돌연변이 연산을 제안하고 기호회귀문제에 적용하여 그 유효성을 살펴보았다. 제안수법은 GP에 의한 해 탐색과정에 있어서 온라인으로 문제해결에 유용한 노드집합을 자동적으로 획득하고, 종래의 GP보다도 해의 품질과 탐색성능면에 있어서 매우 높은 것을 확인 할 수 있었다.

앞으로 제안수법을 GP에 이용한 2족보행을 위한 신경계 구조와 Parameter 탐색과 같은 현실적인 문제에 적용하여 그 효과를 확인하고자 한다.

V.참고문헌

- [1] Dimitrijevic. MR, Gerasimenko. Y, and Pinter. MM, "Evidence for a spinal central pattern generator in humans", Annals of the New York Academy of Sciences 860: 360-376, 1998.
- [2] Hase. K, and Yamazaki. N, "Computational evolution of human bipedal walking by a neuro-musculo-skeletal model", Artificial Life and Robotics, 3, 133-138, 1999.
- [4] Blum. A. L and Langey. P. "Selection of Relevant Features and Examples in Machine Learning", Artificial Intelligence, Vol97, pp.235-271, 1997
- [5] Iba. H, "Evolving multiple agents by genetic programming", in Advances in Genetic Programming 3, 447-466, 1999.
- [6] Koza. J.R, "Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection", The MIT Press, 1992.