

진화전략을 이용한 도립진자의 안정화 및 위치제어

Position Control and Stabilization of Inverted Pendulum using the Evolution Strategies

이 동 옥*, 심 귀 보**

Dong-Wook Lee*, Kwee-Bo Sim**

요 약

본 논문은 진화연산 중 실수값 탐색에 유리한 진화전략(Evolution Strategies)을 이용하여 대표적인 비선형 시스템인 도립진자(Inverted Pendulum)의 안정화 및 위치제어를 실현한다. 도립진자의 제어입력은 진자의 상태변수 $x, \dot{x}, \theta, \dot{\theta}$ 의 공간을 나누어 그 공간에 해당되는 염색체의 원소가 된다. 일반적으로 염색체의 길이가 길어지면 최적의 해를 탐색하기 위한 진화시간은 길어진다. 따라서 본 논문에서는 진화속도를 개선하기 위하여, 서로 대칭이 되는 진자의 구간에 대해서는 제어입력을 따로 구하지 않고 그 제어입력의 부호만 바꾸어 주는 방식을 채용하여 상태공간을 반으로 줄이는 방법을 제안하였으며, 진자의 수레가 제어 목표점에서 멀리 떨어져 있는 경우와 가까이 있는 경우로 나누어, 염색체의 진화과정을 2단계에 걸쳐 수행하게 함으로써 염색체의 진화속도의 개선은 물론 시스템 전체의 성능을 향상시켰다. 또 하나의 방법으로 신경회로망과 진화전략을 융합한 방법을 제안하고, 제안한 제어방식은 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 그 유효성을 확인한다.

ABSTRACT

This paper presents stabilization and position control of the Inverted-Pendulum system with cart by using Evolution Strategies that is one of the Evolutionary Computation and is effective in searching real number. The control input of the Inverted-Pendulum is the element of chromosome corresponding to the divided space of Inverted-Pendulum state variable $x, \dot{x}, \theta, \dot{\theta}$. In general, the larger the length of the chromosome is, the longer the time of evolution to search optimal solution is. So in this paper, we propose a scheme that reduce the state space by half by taking the method, that is, converting only the sign of the control input without obtaining separately for the symmetrical sections of the Inverted-Pendulum to improve the speed of Evolution, and improved the efficiency of the entire system in addition to the improvement of the chromosome's evolution time by carrying out the chromosome's evolutionary process by two steps one of which is that cart is positioned near the control point and the other cart is positioned far from that point. We propose another method that is Neural Network-Evolution Strategies(NN-ES) Controller. We verify the effectiveness of the proposed control scheme by computer simulations.

*중앙대학교 대학원 제어계측학과

**중앙대학교 전기전자제어공학부 부교수

I. 서 론

도립진자 시스템^{1)~4)}은 대표적인 불안정한 비선형 시스템으로 로봇이나 항공기 또는 우주산업 등 다양한 제어시스템에 적용하기 위한 제어이론을 미리 시험해 보는 도구로 많이 사용되어져 왔다. 도립진자의 제어는 1965년 Kapitza에 의해 처음 시도된 이후, 현재까지 무수한 제어이론이 시험되고 제안되었다. 도립진자의 제어를 위한 출력 제한 기법이나 관측기 레귤레이터형 동적 안정화 제어법, 극점 배치법, 최적제어법 등 기존의 제어방법은 파라메타 변동에 민감하고 시스템이 평형점 주위의 미소각과 미소변위에 대하여 선형 근사화 되었을 때만 만족하고 평형점을 벗어나면 불안정하게 되어 이에 대한 보상이 반드시 필요하다. 따라서 이러한 단점을 보완하고 파라메타 변화에 덜 민감한 제어시스템의 개발을 목표로 학습기능을 가진 신경망에 의한 제어와 추론기능을 가진 퍼지이론을 이용한 제어 등이 최근 활발히 연구되고 있으며, 신경망의 연결강도의 조절이나 퍼지 소속함수를 최적화 하는데 진화연산을 사용한 경우도 보고되고 있다⁵⁾⁶⁾. 또한 진화연산만을 사용한 연구도 있으나³⁾, 상태구간을 나누어 염색체에 대입을 하면 염색체의 길이가 길어지고 이 때문에 최적해를 찾는 시간과 효율 면에서 좋지 않은 결과를 나타낸다.

한편 진화 알고리즘 또는 진화연산은 자연계의 진화현상에 기반한 모델로서 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 정해진 형태의 자료구조로 표현한 다음, 가능한 해들을 변화시켜 가장 좋은 해를 구하는 알고리즘이다. 최근 들어 그 연구가 활발해져 그 적용범위가 넓어지고 있으며, 현재 진화 프로그래밍(EP: Evolutionary Programming), 진화전략(ES: Evolution Strategies), 유전 알고리즘(GA: Genetic Algorithms), 유전 프로그래밍(GP: Genetic Programming) 등이 널리 알려져 있다⁵⁾⁶⁾⁷⁾.

본 논문에서는 도립진자의 안정화 및 수레(Cart)의 위치제어를 위한 최적의 제어입력을 구하기 위하여, 돌연변이 연산자를 주로 사용하고 실수치 탐색에 좋은 진화전략을 사용한 방법과 신경회로망에 진화전략을 융합한 두 가지 방법을 제안한다. 특히 진화전략의 진화속도를 개선하기 위하여 탐색구간을 진자의 수레가 제어 목표점에서 멀리 떨어 있는 경우와

가까이 있는 경우의 둘로 나누어 2단계에 걸친 진화를 수행하도록 하며, 서로 대칭이 되는 진자의 구간에 대해서는 제어입력을 따로 구하지 않고 그 제어입력의 부호만 바꾸어 주는 방식을 채용하여 상태공간을 반으로 줄인다. 이로써 염색체의 진화속도의 개선은 물론 시스템 전체의 성능도 향상시키고자 한다. 또한, 두 번째 방법으로 도립진자의 제어를 신경회로망으로 구성하고 신경세포간의 연결강도 조절을 진화전략을 통하여 학습함으로써 교사신호 없는 학습으로 도립진자의 제어를 실현한다. 마지막으로 두 가지 제어방식의 결과를 비교 검토해 본다.

II. 진화전략

진화전략은 자연계의 진화현상에 기반한 모델로서 1963년 독일의 I. Rechenberg에 의해 개발되었다. 주연산자로는 돌연변이를 사용하고 주로 실수치 탐색에 쓰인다.

진화전략에서의 개체는 $(\vec{x}, \vec{\sigma})$ 와 같이 실수벡터로 나타낸다. 여기서 \vec{x} 는 상태공간상의 위치벡터이며 $\vec{\sigma}$ 는 표준편차 벡터가 된다. 다음세대의 개체는 다음(1)식과 같이 표현되며 이전세대의 개체에 평균이 0이고 표준편차가 σ 인 임의의 수를 더해줌으로서 이루어진다.

$$\vec{x}^{t+1} = \vec{x}^t + N(\vec{0}, \vec{\sigma}) \quad (1)$$

진화전략은 교배(crossover)의 영향이 없기 때문에 정량적인 연구가 곤란하지 않고 돌연변이 확률의 효과 등도 수학적 해석이 되고 있다. 이에 대한 수렴성의 연구는 Beack에 의해 이미 보고되어 있으며 돌연변이 확률의 $\frac{1}{5}$ 규칙도 제안되어져 있다⁸⁾.

진화전략은 다음세대 부모벡터의 선택방법에 의해 (μ, λ) -ES와 $(\mu + \lambda)$ -ES의 두 가지 종류가 있으며 진자는 λ 개의 자식 중에서 다음세대의 부모로 μ 개를 선택하는 것이고 후자는 μ 개의 부모와 λ 개의 자식 중에서 다음세대의 부모로 μ 개를 선택하는 것이다. 이 중 (μ, λ) -ES는 시간에 따라 변화하는 환경이나 잡음이 있는 문제에 대하여 좋은 성과를 나타내며, $(\mu + \lambda)$ -ES는 환경이 일정하게 주어질 때 최고 적합도를 갖

는 개체를 잃지 않고 보존하는 방법으로서 본 논문에서도 $(\mu + \lambda)$ -ES를 사용한다. 또한 $(1, \lambda)$ -ES 및 $(1 + \lambda)$ -ES는 이들의 특수한 경우로 근접 탐색법이라 불리며 초기에 많이 연구되어져 왔다.

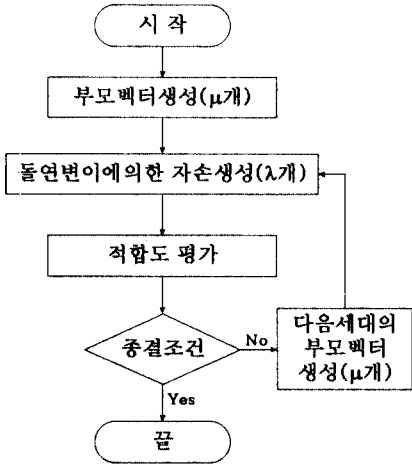


그림 1. 진화전략의 흐름도
Fig. 1 Flowchart of Evolution Strategies

III. 도립진자 시스템

도립진자 시스템은 그림 2와 같이 질량 m_c 인 수레에 질량이 m_p 이고 길이가 $2l$ 인 균일한 질량분포를 갖고 도립진자가 점 A를 중심으로 자유롭게 회전할 수 있는 구조로 연결되어 있다. 수레는 x 축을 따라서만 자유롭게 움직일 수 있으며, 진자는 불안정하여 옆으로 쓰러지려 하므로 수레에 지속적으로 적당한 힘을 가하여 진자를 쓰러뜨리지 않고 수레를 원하는 곳까지 보내는 것이 도립진자의 안정화 및 위치제어의 목적이다.

도립진자의 운동방정식은 (11)식과 (12)식으로 나타낼 수 있으며, (11)식의 θ 는 수직축으로부터 진자가 기울어진 각도이고, (12)식의 x 는 수레의 중심에서부터 목표지점까지의 거리를 나타낸다.

다음의 (2)~(10)식은 도립진자의 운동방정식을 유도하기 위한 과정이다.

도립진자의 운동방정식을 유도하기 위해서 라그랑지언(Lagrangian)을 사용하면 다음과 같다.

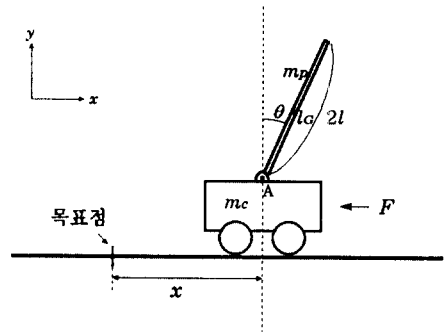


그림 2. 도립진자의 개요도
Fig. 2 Inverted Pendulum System

라그랑지언(L)은 운동에너지(K)와 위치에너지(P)의 차로 정의되므로 다음과 같다.

$$L = K - P \tag{2}$$

수레에 부착된 도립진자의 총 운동에너지는 (3)식과 같이 된다.

$$K = \frac{1}{2} \left(\frac{m_p l^2}{3} \right) \dot{\theta}^2 + \frac{1}{2} m_p \left(\frac{dl_G}{dt} \right)^2 + \frac{1}{2} m_c \dot{x}^2 \tag{3}$$

단, $\dot{\theta}$ 는 진자의 각속도, \dot{x} 는 수레의 속도, l_G 는 진자의 무게중심을 각각 나타낸다.

도립진자의 무게중심 l_G 에 대해서는 (4)식이 성립한다.

$$\left(\frac{dl_G}{dt} \right)^2 = \left(\frac{d(x + l \sin \theta)}{dt} \right)^2 + \left(\frac{dl \cos \theta}{dt} \right)^2 \tag{4}$$

위치에너지(P)는

$$P = m_p g l \cos \theta \tag{5}$$

이다. 단, 여기서 g 는 중력가속도를 나타낸다.

한편, 외력을 τ , 일반화된 좌표를 q , 일반화된 속도를 \dot{q} 라고 했을 때 라그랑지언 운동방정식은 다음과 같이 된다.

$$\tau = \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}} \right) - \frac{\partial L}{\partial q} \tag{6}$$

(6)식으로부터 도립진자의 회전에 관한 운동방정식은

$$0 = \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}} \right) - \frac{\partial L}{\partial \theta} \quad (7)$$

이고, (6)식으로부터 도립진자의 병진운동에 관한 운동방정식은

$$F = \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{x}} \right) - \frac{\partial L}{\partial x} \quad (8)$$

이다. 위의 (7)식과 (8)식을 풀면 다음과 같이 된다.

$$\frac{4}{3} m l_p^2 \ddot{\theta} + m_p l \cos \theta \ddot{x} - m_p g l \sin \theta = 0 \quad (9)$$

$$(m_c + m_p) \ddot{x} - m_p l \dot{\theta}^2 \sin \theta + m_p l \ddot{\theta} \cos \theta = F \quad (10)$$

(10)식을 \ddot{x} 에 대하여 정리하면 (11)식이 되고 (11)식을 (9)식에 대입하여 $\ddot{\theta}$ 에 대하여 풀면 (12)식이 얻어진다.

$$\ddot{x} = \frac{F + m_p l [\dot{\theta}^2 \sin \theta - \ddot{\theta} \cos \theta]}{m_c + m_p} \quad (11)$$

$$\ddot{\theta} = \frac{g \sin \theta + \cos \theta \left[\frac{-F - m_p l \dot{\theta}^2 \sin \theta}{m_c + m_p} \right]}{l \left[\frac{4}{3} - \frac{m_p \cos^2 \theta}{m_c + m_p} \right]} \quad (12)$$

(11)식과 (12)식은 도립진자의 상태를 나타내는 대표적인 운동방정식으로 기존의 제어방식에서는 이 식을 선형화하여 제어에 이용하였다.

IV. 진화전략을 이용한 제어기의 설계

4.1 진자의 상태공간

진화전략에 적용하기 위한 진자의 상태변수 $x, \dot{x}, \theta, \dot{\theta}$ 의 구간을 Barto, Odetayo, Tanja Urbancic 등이 나눈 방법^{[2][3]}과는 달리, 본 논문에서는 진자의 상태공간을 두가지로 나누어 탐색할 수 있도록 다음의 표 1과 같이 정한다.

즉, 단계에 따라 상태공간을 다르게 설정한다.

x 의 범위에 따라 θ 의 값을 나누는 범위가 달라지며, x 가 0.2를 기준으로 하여 다음과 같은 두 단계의 탐색을 수행한다.

표 1. 진자의 상태공간의 분류

Table 1. Division of Pendulum's State Space

상태변수	제1단계		구간수		
	$x(m)$	-0.2~0		0~0.2	2
$\dot{x}(m/s)$	$-\infty \sim 0$	$0 \sim \infty$	2		
$\theta(^{\circ})$	~ -1	-1~0	0~1	1~	4
$\dot{\theta}(^{\circ}/s)$	$-\infty \sim 0$	$0 \sim \infty$		2	
상태변수	제2단계		구간수		
	$x(m)$	$-\infty \sim 0.2$		$0.2 \sim \infty$	2
$\dot{x}(m/s)$	$-\infty \sim 0$	$0 \sim \infty$		2	
$\theta(^{\circ})$	~ -6	-6~0	0~6	6~	4
$\dot{\theta}(^{\circ}/s)$	$-\infty \sim 0$	$0 \sim \infty$		2	

• 제1단계 ($|x| \leq 0.2m$)

제1단계는 수레가 목표점에 가까이 왔을 때의 경우로 제어의 목적은 수레의 위치를 목표점에 일치시키는 동시에 진자의 안정화를 이루는 것이다. 따라서 이 두가지의 비중을 비슷하게 하며 진자의 각에 따른 세밀한 제어를 위해 $\theta = \pm 1^{\circ}$ 를 구간의 경계로 잡는다.

• 제2단계 ($|x| > 0.2m$)

제2단계의 목적은 진자는 쓰러지지만 않으면서 수레의 위치를 빨리 제1단계의 범위로 옮기는 것이다. 여기서는 빠른 수렴속도에 주안점을 두며 $\theta = \pm 6^{\circ}$ 를 기준으로 구간을 나누었다.

일반적으로 염색체의 길이가 길어짐에 따라 탐색공간의 크기도 함께 커져서 올바른 해를 얻기 위해서는 초기 개체군의 크기가 커야 하고 따라서 탐색시간은 느려지게 된다. 본 논문에서는 이의 개선을 위해 상기와 같이 염색체의 탐색공간을 둘로 나누어서 한번에 모든 공간을 탐색하는 것에 비해 개체군의 수도 줄이고 해도 더 빨리 찾을 수 있도록 했으며 각 단계별 목적에 따라 적합도를 다르게 설정함으로써 전체적인 성능도 향상시키고자 하였다.

또한, 도립진자의 특성상 $x, \dot{x}, \theta, \dot{\theta}$ 가 모두 반대의 부호를 가지는 경우는 대칭이 되므로 힘의 크기를 같게 하고 힘의 방향만 바꿔주면 된다. 결국 상태공간은 다시 반으로 줄어서 각 단계별 16구간이 된다.

4.2 진화전략

본 논문에서는 $(\mu + \lambda)$ -ES를 사용하며 각 단계별 상

태공간이 16개이므로 16개의 벡터열과 표준편차가 진화전략의 하나의 염색체로 구성한다. 표준편차는 원래 16개를 가져야 하지만 여기서 각 상태공간의 힘의 크기는 대동한 관계이므로 대표로 하나만 갖도록 하였다.

제1단계로 표 1의 음영된 부분 즉 $|x| \leq 0.2m$ 일 때의 영역을 먼저 탐색한다. 이 구간의 적합도 함수는 독립 진자가 목표지점에서 안정화되는 것을 고려하여 다음의 (13)식과 같이 정한다. 이 함수에 의해서 진자는 안정화와 함께 수레 위치도 목표값으로 수렴하는 벡터열을 찾아 낼 수 있게 된다.

$$Fit_1 = a \cdot t + b \cdot N_{suc} + \sum_{i=1}^{500} c \cdot \Delta x_i \quad (13)$$

여기에서 제어의 샘플링 시간은 0.02초이며 10초(500스텝)간 평가를 하게 된다. (13)식에서 a 는 진자가 스러지지 않고 유지한 시간에 대한 비례상수, b 는 500번 동안에 성공한(진자가 1° 이내의 범위에 들고 수레가 0.05m내에 들어오면 성공으로 본다.) 횟수에 대한 비례상수, 그리고 c 는 이동 거리 변화량에 대한 비례상수를 각각 나타낸다. 이때 c 의 값은 x 의 변화량이 제어목표에 유리한 방향이면 $c1(c1 > 0)$ 반대의 방향이면 $-1.5 \cdot c1$ 이 되어 반대방향으로 가는 개체의 적합도를 크게 떨어뜨려 자연적으로 도태 되도록 한다.

제2단계로 $|x| > 0.2m$ 가 되는 나머지 16개의 구간을 탐색한다. 이때는 수레가 원하는 위치로 빨리 찾아가는 것이 주가 되므로 적합도 함수를 다음의 (14)식과 같이 정한다. 만일 $|x| \leq 0.2$ 인 경우가 발생하면 첫번째 단계에서 구한 값을 사용한다.

$$Fit_2 = d \cdot t + e \cdot T_{lst} + \sum_{i=1}^{500} f \cdot \Delta x_i \quad (14)$$

(14)식에서 d 는 진자가 스러지지 않고 유지한 시간에 대한 비례상수, e 는 첫번째 구간($x \leq |0.2|$)까지 가는데 걸린 시간에 대한 비례상수, 그리고 f 는 Fit_1 의 c 와 같이 정한다. 참고로 여기에서 사용한 상수들의 값은 각 항의 중요도를 고려하여 다음과 같이 정하여 사용하였다.

$$a=0.4, b=0.001, c1=1, d=0.6, e=-0.05$$

진화전략으로부터 최적의 제어입력을 찾아내기 위해서는 진자의 모든 상태공간에 대해서 적합도 함수의 평가가 이루어져야 하므로 다음과 같이 적합도 판정 환경을 설정한다.

제1단계에서는 초기상태로 수레를 $x=0.15m$ 의 위치에 놓고, 좌우로 각각 15N의 힘을 주어 적합도를 측정하고(2회), 그 위치에서 초기값으로 θ 를 좌우로 6° 를 주어 적합도를 측정하여(2회) 각 적합도의 평균을 구한다. 제2단계에서는 수레를 $x=1m$ 에 놓고 제1단계와 동일한 방법으로 적합도를 측정한다(4회). 이때 1회의 측정은 500스텝(10초)동안으로 한다. 여기서 대칭되는 상태공간의 제어입력은 부호를 바꾸었으므로 환경도 $x \leq 0$ 일 대만 고려하면 된다. 즉 대칭성의 고려로 적합도 평가를 위한 초기의 환경도 반으로 줄게 되었다.

진화전략의 연산과정은 그림 2에 나타낸 바와 같이 (1)초기 개체생성, (2)돌연변이, (3)평가, (4)자손의 선택, (5)종결 조건 판단의 순으로 진행되며, 그 내용은 다음과 같다.

(Step 1) 초기 개체생성

힘의 범위는 $-10N \sim 10N$ 으로 하고 대칭 되는 구간은 θ 를 중심으로 0° 이상 일 때와 0° 이하 일 때로 나누어 서로 대칭되는 구간을 찾아간다. 이때 θ 가 0° 일 때를 기준으로 힘의 부호가 바뀌는 경향이 있으므로 결국 힘의 값의 범위를 반으로 줄이는 효과가 발생한다. 즉 $\theta \geq 0^\circ$ 일 때만 고려하고, $\theta < 0^\circ$ 일 때는 대칭 구간을 찾아가면 된다. 최초의 부모벡터 \vec{p}_i 는 (15)식으로 정의하며, 제어 목적상 스러지는 쪽으로 힘을 가하는 경우도 있으므로 \vec{f}_i 는 $-3 \sim 10N$ 사이의 정규분포를 가지는 임의의 값으로 하였고, 표준편차 σ 는 0.5로 초기화한다.

$$\vec{p}_i = (\vec{f}_i, \vec{\sigma}_i) \quad (i=0, 1, \dots, 10) \quad (15)$$

(Step 2) 돌연변이에 의한 자손의 생성

돌연변이에 의한 다음 세대의 힘은 (16)식으로 된다. 이 식에서 $N(0, \sigma)$ 은 평균이 0이고 표준편차가 σ 인 정규분포의 임의의 수이다.

$$\vec{f}_i^{\rightarrow j+1} = \vec{f}_i^{\rightarrow j} + N(\vec{0}, \vec{\sigma}) \quad (16)$$

단, 돌연변이의 확률은 수렴율을 최적화 하는 $\frac{1}{5}$ 규칙에 따라 0.2로 하였다.

(Step 3) 평가

(13)식의 Fit_1 과 (14)식의 Fit_2 에 의해 적합도를 평가한다.

(Step 4) 우수한 자손 선택

선택방법은 현재 세대의 부모와 자식 중에서 가장 적합도가 높은 10개의 개체를 다음 세대의 부모로 한다($\mu + \lambda$ -ES의 방법을 따른다).

(Step 5) 종결 조건 판단

기준 적합도 이상의 염색체가 나오거나 정해진 시간이 지나면 진화를 종료하고, 그렇지 않으면 (Step 2)로 되돌아간다.

4.3 제어기의 구성

도립진자를 제어하기 위한 제어기의 블록다이어그램은 다음의 그림 3과 같다. 도립진자의 부착되어 있는 센서 등에 의해 획득한 상태 변수들을 표1을 통해 진화전략의 염색체에 맵핑시켜 도립진자의 제어입력을 구하여 수레에 가한다.

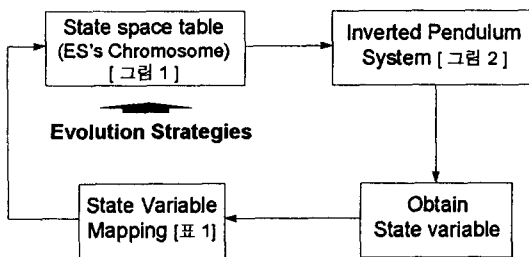


그림 3. 도립진자 제어기의 블록다이어그램
Fig. 3 Block diagram of controller

4.4 시뮬레이션에 의한 검토

도립진자 시스템의 각종 파라미터를 수레의 무게 $m_c = 1\text{kg}$, 진자의 길이 및 질량 $l = 0.5\text{m}$, $m_p = 0.1\text{kg}$ 으로 했을 때, 진자의 안정화 및 위치제어에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 다음과 같이 보인다.

수레의 초기위치는 0.5m이며 초기조건으로 진자의 각도를 6° 로 설정했을 경우와 수레에 힘을 15N으로 가했을 경우이다.

이때 제어입력은 $|x| > 0.2$ 일 경우에는 제2단계에서 구한 값을 사용하고 $|x| \leq 0.2$ 일 경우에는 제1단계에서 구한 값을 사용한다.

그림 4에서 그림 7까지는 10세대 진화 후의 최대적합도 개체의 결과 그래프이다.

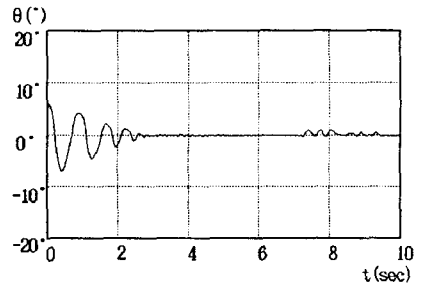


그림 4. 10세대 진화 후의 θ (초기각 6°)
Fig. 4 θ of 10 generation evolution(Init : 6°)

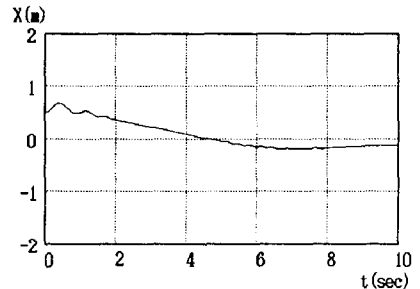


그림 5. 10세대 진화 후의 x (초기각 6°)
Fig. 5 x of 10 generation evolution(Init : 6°)

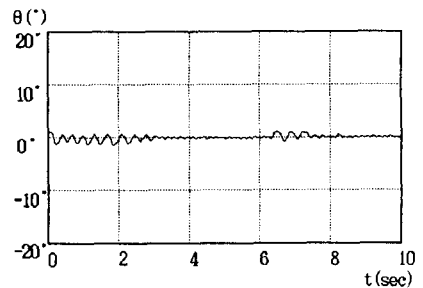


그림 6. 10세대 진화 후의 θ (초기힘 15N)
Fig. 6 θ of 10 generation evolution(Init : 15N)

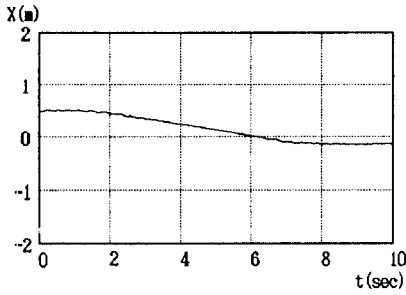


그림 7. 10세대 진화 후의 x(초기힘 15N)
Fig. 7 x of 10 generation evolution(Init: 15N)

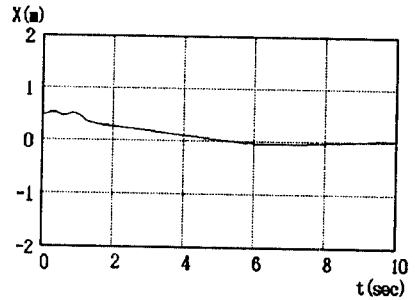


그림 11. 20세대 진화 후의 x(초기힘 15N)
Fig. 11 x of 20 generation evolution(Init: 15N)

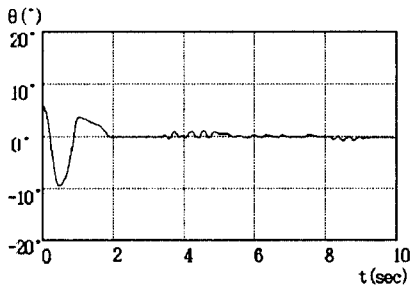


그림 8. 20세대 진화 후의 theta(초기각 6°)
Fig. 8 theta of 20 generation evolution(Init: 6°)

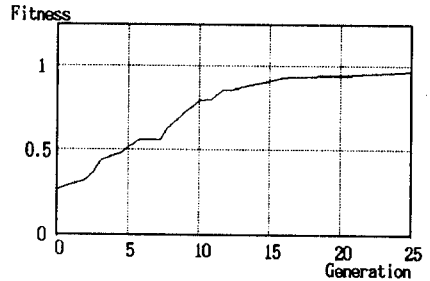


그림 12. 최대 적합도의 변화
Fig. 12 Change of Best Fitness

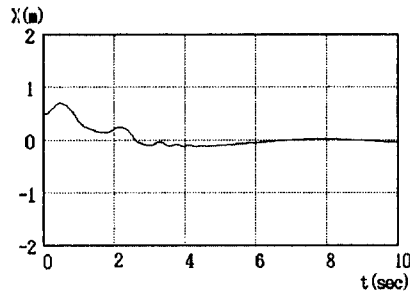


그림 9. 20세대 진화 후의 x(초기각 6°)
Fig. 9 x of 20 generation evolution(Init: 6°)

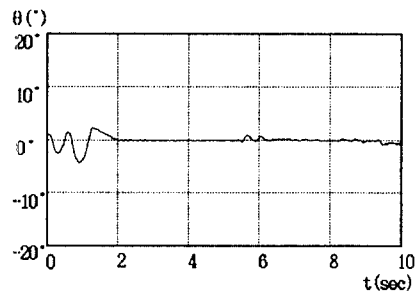


그림 10. 20세대 진화 후의 theta(초기힘 15N)
Fig. 10 theta of 20 generation evolution(Init: 15N)

그림 8에서 그림 11까지는 20세대 진화 후 최대 적합도 개체의 결과 그래프이다.

본 논문에서 제안한 방법으로 상태공간을 줄인 결과 10세대에서도 어느 정도 제어목표가 이루어지는 염색체를 찾을 수 있었다. 10세대까지 진화한 결과와 20세대까지 진화한 결과를 비교해 보면, 20세대까지 진화한 결과가 수레의 수렴속도와 진자가 안정화된 후 유지능력이 더 좋아졌다. 초기조건으로 각도만 주어진 경우와 힘을 준 경우 모두 원하는 목표값으로 수렴하였으며 이로서 초기조건에 관계없이 제어목적 달성이 가능함을 알 수 있다. 그리고 그림 12는 두 번째 단계의 진화가 진행되면서 최대 적합도의 변화이다. 이로서 제안한 방법으로 빠른 진화속도와 좋은 성능을 이끌어 냈음을 알 수 있다.

V. 신경회로망과 진화전략의 융합

5.1 제어기의 구성

본 논문에서는 또 하나의 제어방법으로 신경회로망과 진화전략을 융합한 방법을 제안한다. 진자를 제어하는 제어입력 F 는 신경회로망 제어기의 출력으로 했으며, 진자의 상태변수 $x, \dot{x}, \theta, \dot{\theta}$ 를 신경회로망의 입력으로 하였다. 이때 각 값은 0에서 1사이의 값으로 정규화하였다. 신경회로망의 구조는 그림 13과 같고 각 뉴런간의 연결강도는 총 24개가 되어 이 값이 진화전략의 염색체가 된다. 진화전략에서 돌연변이율은 0.2, 표준편차는 0.05, 개체군의 수를 100개로 하였고, 적합도 평가를 위한 조건은 3장의 제2단계매와 같이 4가지의 초기값을 주고 적합도 함수는 (13)식과 (14)식을 융합하여 그대로 사용하였다. 그리고 적합도의 평가 효율을 높이기 위해서 3장의 진화 전략을 사용할 때와 마찬가지로 대칭이 되는 상태는 부호를 바꾸어 입력으로 하고 출력값에 부호를 바꾸어 사용하였다. 이렇게 함으로써 결국 신경망의 입·출력의 범위를 줄이는 효과로 학습시간을 단축시켜 수렴속도를 개선하였다.

또한 신경회로망을 사용한 경우 각 층간에 완전한 연결을 하면 구조적인 특성상 중간층의 배열 순서에 따라 한가지의 해를 여러가지로 표현할 수 있다. 그러므로 만일 해가 1개 존재하고 중간층의 개수가 n 개 라면 그 해를 진화전략의 염색체로 나타내는 방법은 $n!$ 개가 된다. 따라서 이와 같은 경우는 염색체의 길이에 비해 존재하는 해가 많으므로 적은 수의 개체수를 가지고도 전역적인 해를 탐색할 가능성이 높아진다.

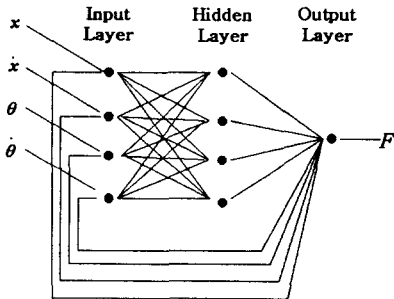


그림 13. 신경회로망의 구조
Fig. 13 Structure of Neural Networks

5.2 시뮬레이션에 의한 검토

그림 14에서 그림 17까지는 26회 진화 후의 결과를 나타낸다.

수레의 초기위치는 0.5m이며 초기조건으로 진자의 각도를 6°로 설정했을 경우와 수레에 힘을 15N으로 가했을 경우이다.

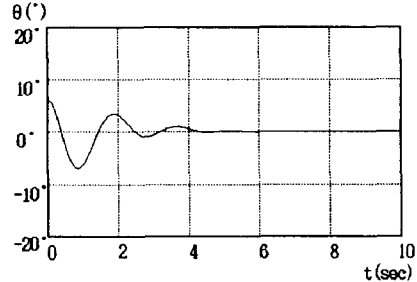


그림 14. 26세대 진화 후의 θ (초기각 6°)
Fig. 14 θ of 26 generation evolution(Init:6°)

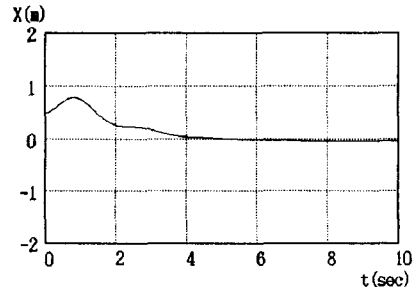


그림 15. 26세대 진화 후의 x (초기각 6°)
Fig. 15 x of 26 generation evolution(Init:6°)

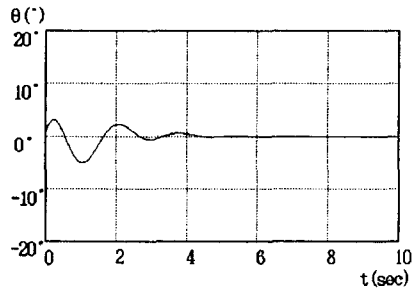


그림 16. 26세대 진화 후의 θ (초기힘 15N)
Fig. 16 θ of 26 generation evolution(Init:15N)

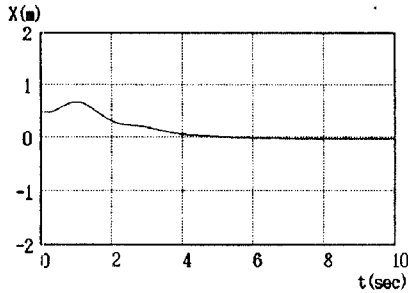


그림 17. 26세대 진화 후의 x(초기힘 15N)
Fig. 17 x of 26 generation evolution(Init: 15N)

그림 14에서 그림 17까지는 신경회로망의 연결강도를 26세대 진화시킨 후의 결과로 3장의 진화전략만을 사용한 결과와 비교해 보면 제어입력이 연속적임으로 해서 그래프의 곡선이 부드러우며 수렴 후에도 진동이 거의 없음을 알 수 있다.

VI. 결 론

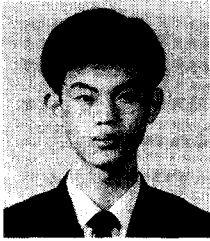
본 논문에서는 도립진자의 안정화 및 위치제어를 위해서 진화전략만을 이용한 경우와, 신경망과 진화전략을 융합한 제어방법을 제안하였다. 진화전략을 직접 제어에 적용하기 위하여 진자의 상태공간을 줄이는 방법을 제안하였으며, 두 단계에 걸친 염색체의 진화로 수렴속도의 향상 및 성능의 개선을 이루었다. 또 한가지의 방법으로 신경회로망의 연결강도를 진화전략을 통하여 학습한 제어계를 구성하였다. 시뮬레이션 결과를 통하여 알 수 있는 바와 같이 비선형성이 강하고 모델링이 곤란한 시스템의 제어문제를 본 논문에서 제안한 제어계는 시스템 전체를 스스로 평가하여 진화해 나감으로써 제어목표를 달성할 수 있음을 알 수 있다. 그러나 모든 진화과정을 실험을 통하여 얻기 위해서는 많은 시간과 노력이 필요하므로 시스템에 따라서 근사화된 모델을 가지고 시뮬레이션에 의한 결과를 얻고 그 데이터를 사용해 실제 실험으로서 다시 (1+λ)-ES를 적용하면 많은 시간과 노력을 줄이고 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이다.

진화전략만을 직접 제어계로 구성한 경우와 신경망의 연결강도를 진화전략으로 학습해 본 결과 진화효율은 적합도 함수와 개체군의 크기 등 여러 파라메

타를 어떻게 정하느냐에 따라 많이 좌우됨을 알 수 있었다. 금후의 연구 과제로 최적의 적합도 함수를 선정하는 법과 여러 파라메타의 체계적인 선정방법 등을 들 수 있으며, 만약 이런 문제가 해결된다면 본 논문에서 제안한 제어계의 성능은 보다 개선될 것으로 기대된다.

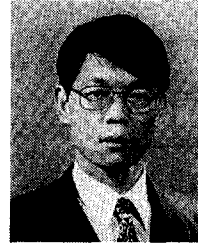
참 고 문 헌

1. 金井喜美雄, 制御システム設計, 眞書店, 1983.
2. Tanja Urbancic, Ivan Bratko, "Knowledge Acquisition for Dynamic System Control," printed in Dynamic, Genetic, and Chaotic Programming[B. Soucek (ed.)], John Wiley and Sons, Inc. pp. 65-83, 1992.
3. T. Unemi, "GAへの應用," Journal of SICE. Vol. 32, No. 1, pp.58-62, 1993.
4. Jacek M. Zurada. "Artificial Neural Systems," West Info Access, 1992.
5. 上田完次, "人工命の方法," 工業調査會, 1995.
6. 張炳卓, "유전 알고리즘의 이론 및 응용," 대한전자공학회지, Vol. 22, No. 11, pp. 1290-1300, 1995.
7. Zbigniew Michalewicz, "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs," Springer-Verlag, pp. 160-168, 1995.
8. Beack et al. "An survey of Evolution Strategies," Proc. of 4th International Conference on Genetic Algorithms(ICGA), 1991.
9. Xiaofeng Qi, "Theoretical Analysis of Evolutionary Algorithms with an Infinite population size in Continuous Space, Part I and Part II," IEEE Trans on Neural Networks, Vol. 5, No. 1, pp. 102-129, 1994.
10. 이동욱, 김대준, 심귀보, "진화전략을 이용한 도립진자의 안정화 및 위치제어," 대한전기학회 인공지능, 신경망 및 퍼지시스템 춘계종합학술대회('96 FAN)논문집, pp. 117-123, 1996. 5.



이 동 옥(Dong-Wook Lee) 정회원
1973년 8월 24일생
1996년: 중앙대학교 제어계측공
학과 졸업(공학사)
1996년~현재: 중앙대학교 대학
원 제어계측학과 석사과
정 로보틱스 및 지능제
어 시스템 연구실

※주관심분야: 로보틱스, 신경망, 진화연산, 인공생
명, 지능제어, 자율분산시스템 등



심 귀 보(Kwee-Bo Sim) 정회원
1956년: 9월 20일생
1984년: 중앙대학교 전자공학과
졸업(공학사)
1986년: 중앙대학교 대학원 전자
공학과 졸업(공학석사)
1990년: The University of Tokyo,
전기전자공학과 졸업(공

학박사)

1990년: 동경대학 생산기술연구소(연구원)

1991년~1994년: 중앙대학교 제어계측공학과 조교수

1995년~현재: 중앙대학교 전기전자제어공학부 부교수

※주관심분야: 로보틱스 전반, 지능(퍼지 뉴럴 진화연
산 등)제어시스템, 마이크로로봇시스
템, 센서융합, 카오스제어, 인공생명기
법, 자율분산시스템 등