

진화 신경회로망을 이용한 도립진자 시스템의 안정화

심 영진, 이준탁
동아대학교 대학원 전기공학과

Evolving Neural Network for Stabilization Control of Inverted Pendulum

Young-Jin. Shim, Joon-Tark. Lee
Dong-A Univ.

Abstract-A linear chromosome combined with a grid-based representation of the network and a new crossover operator allow the evolution of the architecture and the weights simultaneously. In our approach there is no need for a separate weight optimization procedure and networks with more than one type of activation function can be evolved. In this paper one evolutionary strategy of a given dual neural controller was introduced and the simulation results were described in detail through applications to a stabilization control of an Inverted Pendulum System.

1. 서 론

신뢰할 수 있는 범용신경망(ANNs)의 자동설계는 여전히 미결의 과제로 남아있다. 그러나 처음에는 규모가 큰 망으로서 출발하여 불필요한 요소를 삭제해 가는 소모적인 알고리즘과 소규모 망에서 시작하여 새로운 특징들을 추가해 가는 건설적인 알고리즘이 이러한 문제점을 해결할 수 있다.

최근에 유전프로그램(GP)의 연구는 컴퓨터 프로그램을 진화시켜서 개발하기 위한 유전프로그램에 근거한 연구들이 그 첫단계이다. GP의 새로운 형태인 복합분산유전프로그램(PDGP)은 신경망의 진화에 parse tree 분석 대신에 도식적인 프로그램이 적용된다. 이 방법은 NNs에서는 하나 이상의 활성화 함수가 사용되지만 연결가중치를 다루는데 있어서 특성화된 어떤 연산자도 포함하지 않는다. 실제로 이종의 표현에 의해 개선되고 전문화된 PDGP는 2차원의 격자와 관련된 동적 신경망을 표현한다. 이 같은 표현은 선형 묘사나 격자를 이용하는데, 형태와 적절한 가중치의 진화를 허용하는 PDGP의 구조는 복잡한 신경망에 대해서 매우 효과적인 알고리즘이다.

본 논문에서는 신경망의 가중치와 함께 매우 효과적인 구조의 결정, 활성화 함수 등을 가능케 하는 새로운 교배연산자의 안정화 결합을 제안한다. 그리고 이 알고리즘에 대한 표현과 연산에 대해 설명하고, 전자-안정화 문제에 대해서 제안된 신경망제어기와 그 알고리즘의 응용에 대한 결과를 고찰하였다.

2. 묘사

PDGP의 뉴런과 터미널은 고정된 크기와 형태를 갖는 2차원 격자로 할당된다. 이같은 격자는 고유층을 갖는 신경망구조의 도식적 표현의 해를 둔 문제에 대단히 유용하다. 그러나 이와 같은 표현은 그 집단에 있어서 각각의 개체에 대해 동일한 모양의 격자를 가지고 있다면 이용 가능한 메모리의 사용률을 비효율적으로 만들 수 있기 때문에 선형유전자를 변형시키거나, 격자에 기본을 둔 PDGP의 이중 표현을 제안한다. 이중 표현에서 유전자는 노드의 리스트에 의해서 정렬되며 인덱스는 유전자에 있는 노드의 위치를 가리키고 모든 유전자는 동일한 수의 노드를 갖는다(그림 1a).

표준GP의 노드는 신경망의 신경세포를 표현하는 뉴런

과 네트워크의 다양한 입력을 나타내는 터미널이 있다(그림 1b) 상황표는 2차원으로 표현된 각 층에서의 노드의 수와 각 층의 수를 정의하는데 선형염색체의 노드는 상황표에 의해서 사상된다(그림 1c 및 1d). 노드의 결합은 2차원 표현에서 노드간의 결합으로 나타나는데 상황표는 집단의 특성을 나타내지만 유전자형태의 특성을 포함하지는 않는다. 그리고 터미널의 이동에 의한 결합은 입력층터미널에 상응하는 결합으로 대체되며 이같은 모델은 하나 이상의 활성화 함수의 사용이 허용되기 때문에 적절한 활성화 함수의 결합은 문제를 해결하는데 아주 유용하다(그림 1d 및 1e).

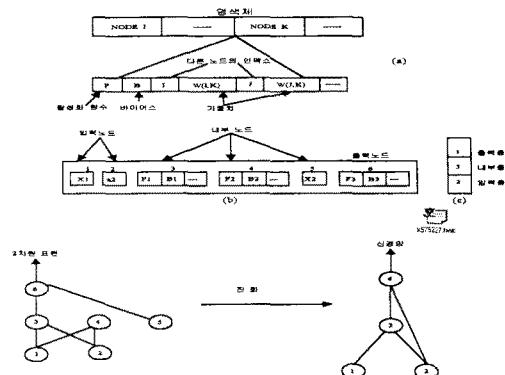


Fig 1. Dual Network of Neuron System

3. 교 배

교배와 돌연변이의 서로 다른 결합에 의해서 신경망을 평가할 수 있으며, 뉴런의 결합이 서로 다른 터미널의 결합을 다룰 수 있다는 점이 중요하다.

본 논문에서의 교배연산은 부모1세대에서 팬덤하게 선택된 노드a와 부모2세대의 노드b(그림 2a 참조), 그리고 1세대 부모의 복제와 대체되는 노드a(자식)에 의해 제안된다. 노드a와 노드b의 형태에 의존하는 대체된 노드a는 다음과 같은 수행을 한다.

1) 양쪽 노드가 터미널인 경우.

이것은 노드b로 대체된 노드a의 가장 단순한 경우이며, 네트워크의 형태나 가중치는 변화지 않는다.

2) 노드b는 터미널, 노드a는 뉴런일 경우

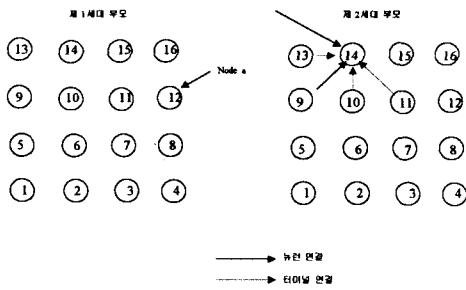
노드a가 또한 노드b로 대체될 경우이지만, 네트워크로부터 신경세포의 이동으로 네트워크의 복잡성은 감소.

3) 노드b는 뉴런, 노드a는 터미널인 경우

이 경우 교배연산은 네트워크의 복잡성을 증가시킨다. 노드c는 일시적인 노드로서 노드b의 복제에 의해서 생성된다. 자식 세대에서 노드c가 노드a로 대체되기 전에 터미널의 결합이든지 뉴런의 결합이든지 이를 개개의 결합은 해석되고 수정된다.

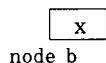
노드c에서의 결합은 자식세대에서 피드백-루프를 생성한다. 이 경우 피드포워드 네트워크에 관심을 갖게되는데 이 결합은 삭제된다. 그림 2b에서 노드b와 노드13사이의 결합은 노드c가 생성될 때 삭제된다. 이와 같은 진행 절차는 존재 가능성 있는 정보만의 저장을

목적으로 하는 고유 결합에 의한 것이다.



(a) 부모대의 2차원 표현.

node a



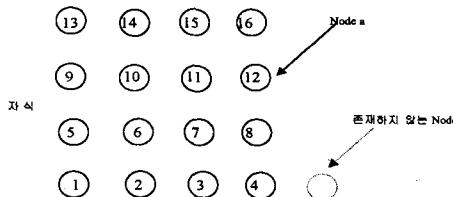
Fb	Bb	13	Wb1	9	Wb2	10	Wb3	7	Wb4
----	----	----	-----	---	-----	----	-----	---	-----

(b) 노드 a와 b.

node c

Fb	Bb	9	Wb2	8	Wb3	1	Wb4
----	----	---	-----	---	-----	---	-----

(c) 노드 c는 변경된 결합을 갖는 노드 b의 복제



(d) 노드 c를 갖는 노드 a의 대체에 의한 자식세대.

Fig. 2 Crossover algorithm

4) 양쪽 노드가 뉴런일 경우

변경이 가능한 네트워크의 구조와 가중치. 이 두 가지 함수의 결합 설명된다. 노드 c가 생성된 후 이 노드 c 와 노드 a는 각각의 노드에서 2개의 랜덤한 교배점의 선으로로 결합되고, 노드 c에서 교배점의 오른편과 노드 a에서 교배점 오른편 연결의 대체로 결합된다. 즉, 자식 세대에 있는 노드 a의 대체로 새로운 노드가 생성된다. (그림 3참조)

Fa	Ba	5	Wa1	1	Wa4	11	Wb5	1	Wb6
----	----	---	-----	---	-----	----	-----	---	-----

(a) 노드 a

Fb	Bb	3	WB1	6	WB2	2	WB3	5	WB4	11	WB5	1	WB6
----	----	---	-----	---	-----	---	-----	---	-----	----	-----	---	-----

(b) 노드 c

Fa	Ba	WB1	2	WB3	5	WB4	11	WB5	1	WB6
----	----	-----	---	-----	---	-----	----	-----	---	-----

(c) 자식세대에서 노드 a의 대체로 새로운 노드 생성.

Fig. 3 Generation of New Nodes

활성화 함수와 바이어스의 수정은 교배연산으로 수행

되 지 않는다. 그렇지만 터미널이 있는 함수의 대체인 간접방법에 의해서 달성될 수 있는데, 다른 기능을 가진 함수의 대체보다는 지연될 수 있다. 이 교배연산은 신경망의 가중치와 그 구조 자동적으로 전화시킬수 있는데, 이전의 이전의 연구에서 제안된 연산의 관점에서 볼 때 중요한 진전이다.

실제로 이 연산은 그들의 활성화 함수나 bias의 대체에 의한 네트워크에서 수정된 횟수 및 디코딩된 후의 네트워크에서 뉴런의 형태와 그 결합의 강도에 의해서 수행된다.

4. 돌연변이

이중 표현은 신경망의 돌연변이 연산에 적용된다. 그리고 이에 부가되는 것은 결합에서의 삭제부분, 랜덤하게 생성되는 염색체와 노드의 교배, 추가해서 가중치와 바이어스에 대한 가우시안 잡음 등이 있다. 염색체의 크기는 일정하므로, 노드의 삭제나 추가는 허용되지 않는다. 그렇지만 온난된 신경세포는 터미널이나 그 반대에 의해서 대체될 수 있으며, 이것은 네트워크 복잡성의 감소나 증가에 이용되어 지는데, 이 범위 내에서 제한적이지만 미리 정의할 수 있다.

5. 진자-안정화 문제

제안되어진 평가의 방법은 진자-안정화 문제에 적용된다. 이 문제는 제어 방법에 있어서 적절한 기준이 된다. 이 작업은 대차에 배타적 힘을 가해서 움직이는 대차의 중심에 매달려 있는 진자의 평형을 잡는 문제이다. 진자는 수직 평면상, 대차는 일차원의 트랙으로 움직이는 것만 허용한다. (그림 4참조) 시스템상에 가해지는 힘은 대차와 중력에만 적용되는 제어력이다. 진자의 질량은 그것의 길이에 따라서 균일하게 분배되며, 다른 차원은 길이에 비교하여 무시한다. 이 같은 가정하에서, 운동방정식과 진자 시스템에 대한 통상 세팅된 2개의 변수는 다음과 같이 기술할 수 있다.

$$\dot{\theta} = \frac{m_s g \sin \theta - \cos \theta [f + m_p L \theta^2 \sin \theta]}{(4/3) m_s L - m_p L \cos^2 \theta} \quad (1)$$

$$\ddot{x} = \frac{f + m_p L [\theta^2 \sin \theta - \theta^2 \cos \theta]}{m_s} \quad (2)$$

여기서.

x : track의 중앙으로부터 측정된 대차의 위치(m)

x : 대차의 속도(m/s)

x : 대차의 가속도(m/s²)

θ : 진자의 수직에 대한 각의 위치(radians)

θ : 진자의 각속도(radians/sec)

θ : 진자의 각 가속도(radians/s²)

L : 진자의 2/1 길이 = 0.5m

m_p : 진자의 질량 = 0.112Kg

m_s : 대차-진자의 시스템의 질량 = 0.998Kg

f : 대차에 가해지는 힘(제어력) (N)

g : 중력 가속도 = 9.8 m/s²

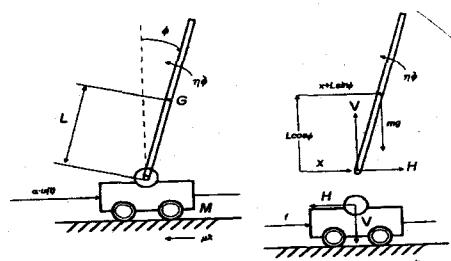


Fig. 4 Schematic Diagram of Inverted pendulum system

6. 실험

대차-진자 시스템의 상태는 그들의 변수 $x, \dot{x}, \theta, \dot{\theta}$ 에 의해서 표현된다. 대차의 위치에 대한 한계는 $\pm 2.4\text{m}$ 이고 대차의 각도에 대한 한계는 실험에 따라서 변화된다. 매시간 스텝에 있어서, 신경망은 대차-진자 시스템의 4개의 상태 변수를 입력으로 받아들이고 그에 대한 출력으로 대차에 적용되는 힘을 되돌려 준다.

상태변수는 대차의 위치(2.4m), 대차의 속도($1.5\text{m}/\text{s}$), 진자 각도(제한된 조건), 진자의 각속도(115degree/s)이다.

모든 실험에서의 모집단은 초기에 10개의 내부 노드를 갖고 있는 100개의 염색체로서 최대 100세대에 걸쳐서 진화시켰다. 실험은 두 개의 다른 형태 : 4-10-1과 4-5-5-1을 사용하였다. 가중치와 바이어스는 $[-1.0, +1.0]$ 의 범위 이내에서 랜덤하게 초기화시켰다. 세대간의 유전 알고리즘은 토너먼트 방식[토너먼트 크기 = 4]에 의해서 선택되었으며, 가능한 교배와 돌연변이의 확률은 각각 70%와 5%이다. 활성화 함수는 하이퍼브릭-탄젠트가 사용되었다. 우리가 사용한 제어인 셀의 부호화는 진자-평형 문제에 적용되었다. 여기에는 이산값인 +10 또는 -10의 값만을 갖는 bang-bang 탑입과 $[-10.0, +10.0]$ 의 범위내에서 어떠한 값도 가질 수 있는 연속된 두 가지의 제어력이다. 테이블 1은 50회의 독립된 실행의 결과를 보여주고 있다.

표 1 첫 번째 집합의 실험에서 얻어진 결과의 요약

Topology	Gen	Neurons min/avg/ max	Connections min/avg/max	Effort
4-10-1(bang-bang)	4	0/1.0/5	4/8.0/26	1,100
4-5-5-1(bang-bang)	4	0/1.3/4	4/9.0/22	1,300
4-10-1(continuous)	7	0/1.0/3	3/7.7/16	2,600
4-5-1(continuous)	8	0/1.4/6	4/10.0/34	2,700

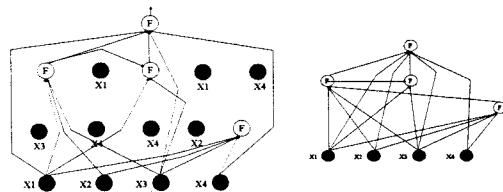
표 2 bang-bang제어시의 결과.

Learning stage		Successful runs			
Method	Evaluatio n	Best	mean	Worst	SD
Cellular[20]	2,234	N/A	430	N/A	N/A
Cellular[21]	1,400	N/A	250	N/A	N/A
4-10-1	367	377	321	189	45
4-5-1	392	381	339	228	33

표 3 연속제어시의 결과.

Learning stage		Successful runs			
Method	Evaluatio n	Best	mean	Worst	SD
Cellular[20]	19,011	N/A	386	N/A	N/A
Cellular[21]	21,000	N/A	225	N/A	N/A
4-10-1	600	379	325	229	36
4-5-1	690	368	328	212	30

일반적인 시험은 발견된 모든 해에 대해서 1,000회의 시스템에 대한 대차-진자 시스템의 성공적인 제어 실행의 수를 카운팅하는 것으로 실시하였다. 각각의 해는 625개의 다른 초기상태의 제어시스템을 요구하였고, 각각 표준화된 변수의 값은 ± 0.9 , ± 0.5 와 0에 대해서 정의되었다. 표2와 3은 요약된 결과를 나타내고 있다. 두 번째 열은 얻어진 해의 평가에 대한 적절한 수를 나타내고 있다. 3.4와 5열은 최적의 해, 얻어진 모든 해, 그리고 실패한 해 각각을 갖고 성공적인 제어를 수행한 횟수를 나타내고 있다. 제6열은 일반적인 테스트의 표준 편차를 나타내고 있다.



(a) 4-5-5-1격자의 2차원 표현 (b) 신경망

Fig. 5 Constitution of neuron

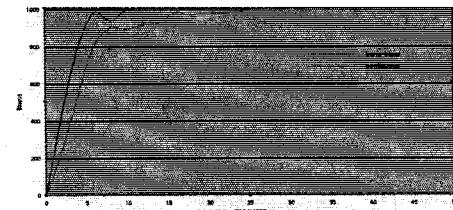


Fig. 6 Evolution of fitness individual using a 4-10-1 topology

4-10-1의 형태를 갖는 bang-bang 형과 연속계의 제어작용에 대한 모든 해는 11세대와 30세대보다 적은 곳에서 각각 얻어짐을 알 수 있다.(그림6참조)

7. 결론

본 논문에서는, 자신의 그래픽 구조를 사용하여 구성되는 신경망의 자동설계에 대한 새로운 접근을 표현하였다. 이 새로운 접근은 이중의 표현과 새로운 교배연산에 기반을 두고 있다. 이상으로 실험의 결과를 고찰하면 bang-bang 제어작용에서는 4-5-5-1형태를 사용하는 편이, 연속 제어 시의 최적의 해는 4-10-1의 형태에서 선출되는 것이 바람직하다. 향후 연구과제는 표현의 능력을 확장하고, 넓은 범위의 실제 문제에 적용될 수 있도록 해야 할 것이다.

참고문헌

- [1] 川俗賣治, “現代制御理論を使った倒立振子の実験トランシスタ技術, pp.315-322, May, 1993.
- [2] 外川一仁, 川俗賣治, 御理論を使った倒立振子の実験, トランシスタ技術, pp.367-374, June, 1993.
- [3] Shigeyasu Kawaji, Teruyuki Maede, “Fuzzy Servo Control System for an Inverted Pendulum”, Fuzzy Engineering toward Human Friendly Systems, Vol2, pp.812-823, 1991.
- [4] Kazushi Nakano, Miyoichi Eguchi, Yoshihiro Yamaguchi, Fuzzy Reasoning Control of Inverted Pendulum with Considering of Interaction with Cart , T.IEE Japan, Vol. 115-C, No.1, 1995.
- [5] 최우진, 박정훈, 이오경, 이준탁, “퍼지 추론 기법을 이용한 도로 진자 시스템의 안정화 제어에 관한 연구”, 1995 한국 퍼지 및 지능시스템 학회 부산 · 경남지회 동계학술 발표대회 논문집, pp.29- 34.