'94 대한전기학회 추계학술대회 논문집(1994. 11. 18)

진화 알고리즘에 근거한 신경회로망 학습법

° 문 경준, 황 기현, 양 승오, 이 화석, 박 준호
부산대학교 전기공학과

A Learning Strategy for Neural Networks based on Evolutionary Algorithm

° K. J. Mun, G. H. Hwang, S. O. Yang, H. S. Lee, J. H. Park
Dept. of Electrical Engineering, Pusan National University

Abstract : This paper presents a learning strategy for neural networks based on genetic algorithms and evolution strategies. Genetic algorithms and evolution strategies are used to train weights of feedforward neural network to solve problems faster than neural network, especially backpropagation. Simulations are performed exclusive - OR problem, full - adder problem, sine function generator to demonstrate the effectiveness of neural-GA-ES.

1. 서론

인간의 두뇌활동과 연관된 연구분야가 컴퓨터의 발달과 더불어 발전되었다. 특히 인간과 유사하게 계산, 판단 및 인식할 수 있는 컴퓨터, 즉 인공지능의 구현에 광범위한 연구가 진행되고 있다. 최근에는 패턴분류, 의사결정등에 신경회로망을 적용하고자 하는 연구[1,2]가 활발히 수행되고 있다. 또한 자연의 진화과정 및 해집단(population)에 기초한 최적화 방법인 유전 알고리즘(genetic algorithm : GA), evolution strategy(ES), evolutionary programming(EP)에 대한 연구가 신경회로망의 학습 및 설계, 제어, 로보틱스, 시스템 식별, 패턴인식 및 퍼지시스템등의 응용에 광범위하게 진행되고 있다.[3~8]

본 연구에서는 진화알고리즘으로 신경회로망의 가중치를 학습하는 새로운 방법을 제시하였다. 본 연구의 타당성을 입증하기 위하여 exclusive - OR 문제, 전가산기 문제, 또한 sin 함수 근사화 문제에 제안한 방법을 적용하여 본 결과, 역전파 학습알고리즘이 가지고 있던 국부최소값에 빠지는 문제점을 해결할 수 있었으며 학습시간을 상당히 단축시킬 수 있었다.

2. 신경회로망 및 진화 알고리즘

2.1 전방향 회로망(feedforward network)

본 연구에서 이용한 전방향 회로망의 구조는 그림 1과 같다.

여기서 가중치를 조정하는 학습방법은, 출력층에서 실제로 계산된 출력값과 학습쌍에 의해 제시된 목표 출력값과의 오차를 줄이는 방향으로 가중치를 조정하는 방법으로서 GA와 ES를 사용하였다.

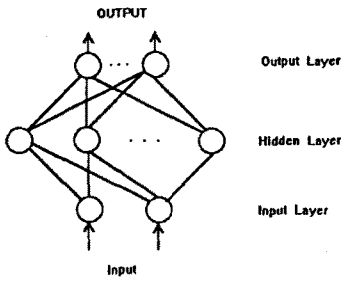


그림 1 전방향 회로망의 구조

2.2. 진화 알고리즘(Evolution Algorithm)

2.2.1 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 자연의 유전학 및 자연도태의 메카니즘을 기초로 한 탐색알고리즘으로 최근 최적화 문제에서 많은 관심을 끌고 있으며 해를 구하는 과정에서 종래의 방법과 비교할 때 다음과 같은 차이점을 가진다.[5]

첫째 : GA는 파라메타를 부호화하여 사용한다.

둘째 : GA는 목적함수의 미분가능 및 연속성과 같은 조건을 필요로 하지 않는다.

GA를 사용하여 최적해를 구하는 방법은 다음과 같다.

a) 부호화(coding) : 위에서 제시한 전방향 회로망에서의 가중치들을 부호화한다. 부호화 방법은 2진수를 이용하였으며 랜덤하게 해집단을 생성시킨다.

b) 평가(evaluation) : 부호화된 가중치들에 대해 원하는 값과의 오차로써 목적함수를 만들어 각 해의 적합도(fitness)를 평가한다.

c) 복제(reproduction) : 적합도에 따라 염색체들을 랜덤하게 복제한다. 이 과정에서는 roulette wheel selection 방법을 사용하는데, 이는 자연생태계의 적자생존의 원리를 이용한 것으로 높은 적합도를 가진 염색체일수록 다음 세대(generation)에서 복제될 확률이 높다.

d) 교차(crossover) : 현재의 염색체쌍의 정보중 일부를 교환하여 새로운 정보를 가진 염색체를 생성한다.

crossover site

parent1 : 0 1 1 | 1 0 0 => offspring : 0 1 1 1 1 0
parent2 : 1 1 0 | 1 1 0 offspring : 1 1 0 1 0 0

f) 돌연변이(mutation) : 발생할 확률은 낮으나 염색체의 일부분을 랜덤하게 변화시켜 다양한 해를 구할 수 있다.

mutation point

↓

parent : 0 1 1 1 0 0 => offspring : 0 1 0 1 0 0

2.2.2 Evolution Strategy

ES는 다음세대는 현세대와 크게 다르지 않다는 자연진화과정에서 추출한 방법으로서 현세대에 정규난수를 포함시켜 다음세대를 발생시키는 방법이며 Schwefel이 제안한 (μ+λ)-ES 알고리즘은 다음과 같다.[2]

a) 해가 가능한 범위내에서 초기의 해집단 $x_i(i = 1, \ldots, p)$을 랜덤하게 μ개 선택한다.

b) 이 해집단 중 최적값에 평균이 0이고 표준편차가 σ인 정규난수를 더함으로써 $x_i'(i = 1,\ldots,p)$를 λ개 발생시킨다. 즉 $x_i' = x_i + N(0,\sigma_i)$이다.

c) x_i와 $x_i'(i = 1,\ldots,p)$의 적합도를 비교하여 적합도가 큰 순서대로 μ개의 해집단을 선정한다.

d) b) ~ c) 과정을 반복하여 만족할만한 해를 얻으면 종료한다.

본 연구에서는 GA와 ES의 특성을 개선시키기 위해 다음과 같은 개선책을 사용하였다.

a) GA에서는

1) 적합도를 평가하고 복제할때 적합도가 제일 큰 것은 다음세대로 반드시 복제시킨다 (elitist 방법).

2) 1)을 사용시에 발생할 수 있는 조기수렴을 막기 위해 교차와 돌연변이의 확률을 크게 하여 다양한 해집단을 갖도록 한다.

b) ES에서는 GA에서 얻은 최적해에 대해 처음에는 최적해를 중심으로 다양한 해집단에서 탐색할 수 있도록 표준편차 σ를 크게 하고 generation회수가 증가할수록 σ를 점차로 감소시켰다.

본 연구에서 사용된 알고리즘의 흐름도는 다음과 같다.

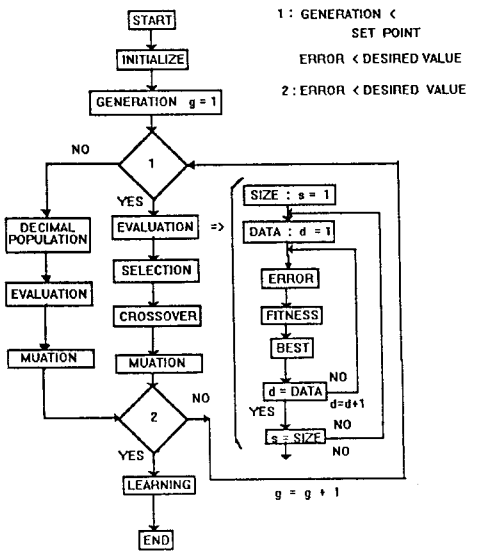


그림 2 제안한 알고리즘의 흐름도

3. 사례연구

본 연구에서 제안한 방법을 사용하여 exclusive - OR 및 전가산기를 분류하고 sin(2π/20*t)를 근사화하는데 적용하였다.

3.1 exclusive - OR 및 전가산기 문제

역전파 학습 알고리즘과 제안된 방법 모두 최대오차가 0.1 이하가 될 때까지의 실행시간 및 학습회수를 표 1에 나타내었다. 표 1의 3가지 결과는 서로 다른 3개의 초기값에 따른 3가지 결과를 나타낸다. 표 1에서 보는 것처럼 역전파 학습 알고리즘보다 실행시간 및 학습회수가 훨씬 작음을 알 수 있다. 또한 이때 실제 출력값은 표 2, 표 3에 나타내었다.

표 1 역전파 알고리즘과 제안한 방법과의 비교

분류 / 방법 / 분류 대상	Backpropagation	제안한 방법
Exclusive - OR	실행회수 : 4779회 수행시간 : 10초	GA : 1회 ES : 6회 수행시간 : 2초
	실행회수 : 5312회 수행시간 : 10초	GA : 5회 ES : 14회 수행시간 : 4초
	실행회수 : 170620 수행시간 : 5분에서 수행중지	GA : 3회 ES : 12회 수행시간 : 3초
전가산기	실행회수 : 72377회 수행시간 : 40초	GA : 41회 ES : 0회 수행시간 : 18초
	실행회수 : 30707회 수행시간 : 60초	GA : 19회 ES : 7회 수행시간 : 17초
	실행회수 : 75192회 수행시간 : 41초	GA : 11회 ES : 2회 수행시간 : 8초

표 2 EXCLUSIVE OR 의 실제출력

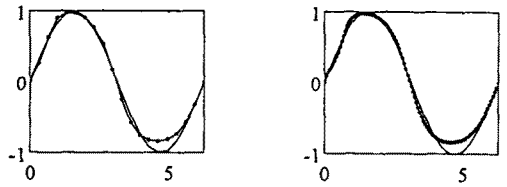
학습데이타 / 분류방법		Backpropagation			제안한 방법		
입 력		출 력	Learning mode			Learning mode		
0	0	0	0.049	0.047	0.005	0.0138	0.0872	0.0392
0	1	1	0.942	0.945	0.670	0.9507	0.9114	0.9026
1	0	1	0.942	0.945	0.670	0.9555	0.9775	0.9842
1	1	0	0.077	0.073	0.670	0.0335	0.0097	0.0818

3.2 sin(2π/20x)

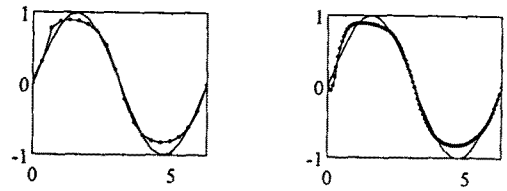
sin(2π/20x)함수를 근사화하는 문제에 제안한 방법을 적용시켜 보았으며, 아래의 경우는 랜덤한 초기의 가중치로부터 0 ~2π사이의 범위에서 20개의 데이타에 대해 학습시킨 후 학습된 가중치에 다시 0~2π사이의 100개의 데이타를 recall하였고 그 결과를 그림 3에 나타내었다.

표 3 전가산기의 실제출력

분류 방법 / 학습 데이타			Backpropagation			제안한 방법		
입	력	출력	Learning mode			Learning mode		
0	0	0	0.020	0.006	0.028	0.0096	0.0821	0.0000
0	0	1	0.971	0.974	0.962	1.0000	0.9989	0.9999
0	1	1	0.971	0.974	0.962	0.9538	0.9999	0.9999
0	1	0	0.050	0.046	0.061	0.0440	0.0154	0.0091
1	0	1	0.971	0.975	0.962	1.0000	0.9142	1.0000
1	0	0	0.050	0.046	0.062	0.0124	0.0002	0.0105
1	1	0	0.050	0.046	0.062	0.0092	0.0001	0.0798
1	1	1	0.916	0.916	0.875	1.0000	0.9999	0.9724



(a) learning mode recall mode



(b) learning mode recall mode

그림 3 x값에 대한 sin(2*π/20*x)값의 학습결과 및 recall 결과

4. 결론

본 연구에서는 신경회로망 학습시 기존의 역전파 알고리즘을 사용한 경우 국부최소값에 빠질 수 있는 문제점을 전역 최소값을 찾아낼 수 있는 GA와 ES를 사용해서 해결하고자 하였다.

모의실험을 통해 얻어진 결과는 다음과 같다.

1. 신경회로망의 적용에 유전 알고리즘과 ES를 사용함으로써 기존의 역전파 알고리즘에 비해 학습시간을 상당히 단축시킬 수 있었다.
2. sin함수의 학습에서도 학습 오차를 기존의 방법보다 줄일 수 있었으며 학습시키지 않은 데이타에 대해서도 일반화 (generalization)가 가능하였다.

이상의 결과와 같이 전방향 신경 회로망 학습시 GA와 ES를 사용한 경우가 역전파 알고리즘을 이용한 경우보다 더 나은 특성을 보임을 알 수 있었다.

따라서 본 연구가 좀더 심도있게 진행된다면 현재의 신경회로망에 비해 속도와 정확도가 상당히 개선된 신경회로망을 구축할 수 있으리라 생각된다.

참고문헌

[1] J.L McClelland, U.E. Rumelhart and the PDP research group, "Parallel distributed processing : Exploitation of the microstructure of congnition," Vol II, Bradford books, Cambridge, MA, 1986.

[2] Maureen Caudill and Charles Butler, "Understanding Neural Networks : Computer Explorations", A Bradford Book, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1992.

[3] David B. Fogels, " An introduction to Simulated Evolutionary Optimization ", IEEE Transactions on Neural Network, Vol.5 No.1 January 1994.

[4] K. Krishnakumar, David E. Goldberg, "Control System Optimization Using Genetic Algorithms", Journal of Guidance, Control, and Dynamics.

[5] David E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning", Addison-Wesley 1989.