

개선된 유전 알고리즘을 사용한 효율적 신경망 학습

Efficient Learning of Neural Network Using an Improved Genetic Algorithm

김형래, 김성주, 최우경, 하상형, 조현찬*, 전홍태

중앙대학교 일반대학원 전자전기공학부

전화 : 02-820-5297

*한국기술교육대학교 정보기술공학부

Hyoung-Rae Kim, Seong-Joo Kim, Woo-Kyoung Choi and Hong-Tae Jeon

School of Electrical and Electronic Engineering, Chung-Ang Univ.

*School of Information and Technology, Korea Univ. of Tech. and Edu.

E-mail : goahead1977@hotmail.com

요 약

최적해 탐색 도구로 널리 알려진 유전 알고리즘을 이용하여 신경망의 학습을 위한 가중치를 탐색하는 방법은 신경망의 학습 방법의 하나로 사용되고 있다. 신경망의 가중치는 일정 시간의 유전자 연산을 수행하게 되면 최적화된 가중치의 값과 유사하게 되는 특징을 지닌다. 이는 유전자 연산 방법에 의해 가중치가 수렴되고 있음을 의미하며, 그 때의 가중치는 일정한 패턴을 지니는 특징을 발견할 수 있다. 이에, 본 논문에서는 탐색된 가중치의 패턴을 보존하기 위한 방법으로 유전자의 일정 부분을 고정된 후 유전자 연산을 수행하는 개선된 학습 방법을 제안하고자 한다. 이를 이용할 경우에 유전자 탐색의 문제점으로 제시되고 있는 탐색 시간을 효율적으로 감소시킬 수 있는 장점이 있다.

Keywords : Genetic Algorithm, Neural Network, Weight Learning

1. 서론

신경망은 많은 분야에서 유용하게 적용되는 알고리즘이다. 이러한 신경망에서 가중치를 학습하는 방법은 매우 중요한데 학습하는 방법에도 많은 종류가 있다. 대표적으로는 전방향 다층 신경망에서 많이 쓰이는 오차 역전파 학습 알고리즘이 있다. 오차 역전파 학습 알고리즘은 입력된 패턴과 목표치의 차이, 즉 오차를 거꾸로 전파해 가면서 가중치를 바꾸어 주는 방법으로 케환 신경망과는 다른 학습 방법이다[1].

이러한 방법 이외에도 신경망의 가중치를 유전 알고리즘의 염색체, 즉 해로 보고 유전 알고리즘을 적용해서 가중치를 학습해 나가는 방법도 쓰이고 있다. 유전 알고리즘은 생물학적인 진화의

원리를 문제 해결에 이용하는 진화 연산의 대표적인 갈래로 교차와 변이를 모델링하여 연산 도구로 사용하는 알고리즘을 말한다. 교차 연산은 두 부모 염색체의 교차점을 기준으로 서로의 다른 부분을 가지고 새로운 염색체를 조합해내는 연산을 말하는 것이고, 변이 연산은 염색체의 어떤 자리를 확률에 의한 값에 변화를 주는 것을 말한다[2].

이러한 신경망의 가중치 학습 방법들은 모두 수렴치 부근에 값이 이르게 되면 학습되는 속도가 떨어진다. 본 논문에서는 유전 알고리즘을 이용한 신경망의 가중치 학습 방법 중에서 약간의 변형된 방법을 써서 그 효율을 높이고자 한다.

2. 신경망의 학습 특성

인공 신경망은 생물학적 신경망을 전기적으로 비슷하게 구현한 것이다[3]. 이러한 인공 신경망의 장점은 대규모 병렬 분산된 구조와 학습 능력으로 인한 강력한 계산 능력을 발휘하고 일반화를 할 수 있다는 것이다. 여기서 일반화라는 것은 학습되지 않은 입력에 대해서도 적당한 출력을 만들어내는 것을 말한다[4]. 이러한 특성으로 인해서 신경망은 여러 분야에 응용이 되고 있다. 예를 들어 함수 근사, 형 분류, 영상 처리 등 많은 분야에 걸쳐서 이용되고 있다[5][6].

인공 신경망이 입력에 대하여 원하는 출력을 얻기 위하여 가중치를 적절하게 갱신하는 것을 학습이라고 하는데 학습 방법에는 여러 가지 종류가 있다. 그 중에 많이 알려졌으며, 전방향 다층 신경망에 효과적으로 적용될 수 있는 오차 역전파 학습 알고리즘이 있다.

오차 역전파 학습 알고리즘은 3단계의 학습 단계를 가지고 있는데 1단계는 학습 입력 패턴을 신경망에 입력하여 출력을 구한다. 2단계에서는 출력과 목표치의 오차를 구하게 된다. 3단계에서는 구해진 오차를 역방향으로 전파시키면서 출력층의 가중치 및 은닉층의 가중치를 변경한다[1]

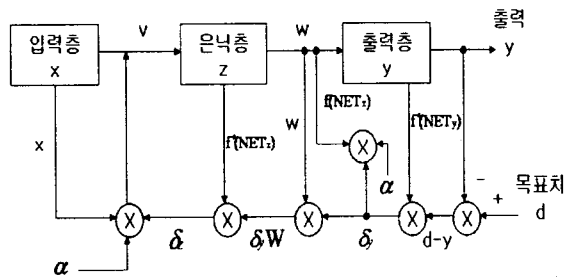


그림 1. 오차 역전파 학습 알고리즘 블록도
Fig. 1.

실제로 많이 쓰이는 오차 역전파 학습 알고리즘도 학습률 값에 따라서 학습되는 시간이 변하게 되는데 학습률을 너무 크게 하면 문제에 따라서 오차 최소 점에 이르지 못하여 학습이 안되는 경우가 생기기도 하고, 반대로 학습률이 너무 작으면 학습 단계별 가중치의 변화량이 너무 미세하여 전체 학습 시간이 길어지는 단점이 있다[1].

신경망의 가중치를 학습하는 방법으로 오차 역전파 학습 알고리즘이 많이 쓰이지만 다른 방법으로 유전 알고리즘을 적용하는 방법도 있다.

3. GA를 이용한 신경망 학습

생물학에서 염색체들은 교차에 의해 서로 부분 결합하고 돌연변이에 의해 미소하게 변화되어 새로운 염색체가 되고 그 염색체를 가진 개체는 환경에 적응하기 유리한 정도에 따라 선택적으로 번성한다. 유전 알고리즘의 기본 구조는 이러한 생물의 진화 과정을 문제 해결의 과정으로 옮겨 놓은 것이다[2].

유전 알고리즘의 기본적인 처리 과정은 초기의 해집단을 생성하고 그 초기 해집단 안에서 여러 가지 선택의 방법으로 한 쌍의 부모 염색체를 골라내어 교차와 변이 연산을 수행한다. 새로이 생성된 자식 해를 적합도를 기준으로 해집단 내의 다른 해들과 대치한다. 이것이 유전 알고리즘의 한 세대이고 제한 조건을 만족할 때까지 세대를 계속 수행한다.

해집단은 염색체들의 전체 집합이고, 염색체는 다른 표현으로 해라고 표현되기도 하며, 유전 알고리즘에 쓰이는 연산은 교차와 변이가 쓰인다. 교차 연산은 교차점을 중심으로 두 부모 염색체를 부분적으로 바꾸어 주는 연산자이고 변이는 염색체의 한 부분을 임의로 바꾸어 주는 연산자이다. 교차점은 교차를 하기 위해 염색체를 자르는 위치이며, 일점 교차에서 다점 교차까지 다양한 형태가 존재한다.

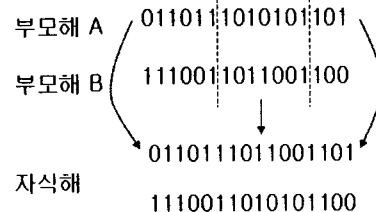


그림 2. 이점 교차 연산의 예
Fig. 2.

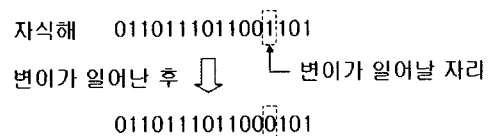


그림 2. 변이 연산의 예
Fig. 2.

유전 알고리즘을 적용하는데 교차와 변이 연산자 이외에도 여러 가지 영향을 주는 요인들이 있다. 적합도와 대치 방법, 선택 방법, 정지 조건 등이 있다. 적합도 함수는 해를 평가하는 기준이 되고 대치는 새로이 생성된 자식해를 기존의 해 집단의 해와 어떤 식으로 바꾸어 줌으로 수렴 속

도에 영향을 미치게 되며, 선택은 부모해를 고르는 것이므로 이 역시 수렴 속도에 영향을 끼칠 수 있다[2].

이러한 유전 알고리즘은 신경망에 적용되기도 한다. 신경망의 망 자체를 구성하는데도 적용되기도 하고 정해진 망의 가중치를 학습하는 방법으로도 적용이 된다[7][8]. 유전 알고리즘이 신경망의 가중치를 학습하는 방법으로 적용되는 때에는 유전 알고리즘의 염색체가 신경망의 가중치가 된다. 가중치를 실수 또는 이진수로 표현하며 그 하나를 염색체로 보고 적합도에 의한 선택 과정을 거치고 교차와 변이 연산을 통해서 새로운 자식해를 만들어서 다시 한번 적합도에 따른 대치 과정을 거쳐 해집단을 변화시켜나간다. 그러나 마찬가지로 유전 알고리즘을 사용하여 가중치를 학습한다고 해도 어느 정도 세대가 진행이 되어 염색체(신경망의 가중치)들의 값들이 비슷해지면서 적합도가 향상되는 속도가 현저히 떨어지게 된다.

4. 개선된 GA를 이용한 신경망 학습

본 논문에서는 이러한 단점을 극복하기 위해서 개선된 유전 알고리즘을 이용한 신경망 가중치 학습 방법을 제안한다. 그 처리 과정은 위에서 언급한 것과 같이 염색체로써 신경망의 가중치를 사용하는데, 그 가중치의 값을 이진 수열로 바꾸어 준다. 그런 다음 부모해를 선택하고 교차와 변이 연산을 통하여 자식해를 만들어내고 해집단과의 대치를 한다.

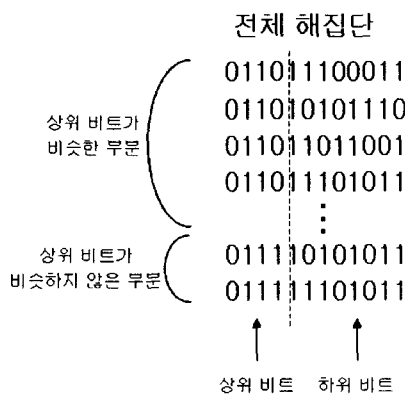


그림 3. 여러 세대 진행 후 해집단 Fig. 3.

이러한 세대가 반복이 되고 세대가 어느 정도 진행되면 염색체들의 이진 수열의 상위 비트는 어느 정도 일정한 형태를 보이게 된다.

이 때, 해집단을 적합도에 높고 낮음에 따라 내림차순으로 정렬을 한 뒤, 상위의 적합도를 가진 염색체를 상당수 골라내어 각각의 염색체들의 상위 비트를 검색한다. 상위 비트의 각 자리 값이 "0" 인지 "1" 인지 검색을 마친 다음 전체 해집단의 상위 비트의 값을 검색에 의해 알려진 값으로 고정 시켜준다. 전체 해집단의 상위 비트를 바꾸어 주고, 남은 세대의 유전 알고리즘을 적용한다. 그러나 이 때, 유전 알고리즘의 중요한 부분인 교차와 변이 연산을 시행 하는데 있어서 앞의 처리 과정과는 약간의 변화를 주어 행하게 된다. 염색체의 바뀐 상위 비트를 고정하기 위해서 교차점과 변이 연산이 일어나는 자리를 바뀐 비트의 오른쪽 바깥으로만 허용한다.

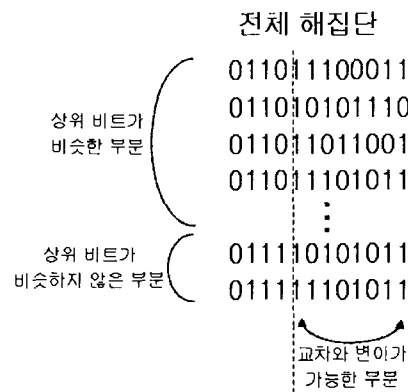


그림 4. 제한적 교차와 변이 연산 Fig. 5.

5. 시뮬레이션 결과

컴퓨터 시뮬레이션에서는 기존의 유전 알고리즘을 적용한 신경망의 가중치 학습법에서 염색체들의 적합도와 본 논문에서 제안된 방법의 유전 알고리즘을 적용한 신경망의 가중치 학습법에서 염색체의 적합도를 세대수에 따라 비교해 보았다.

사용된 신경망은 입력층 1개, 은닉층 10개, 출력층 1개로 구성되어 있다. 점선은 기존의 유전 알고리즘으로 학습을 한 가중치의 적합도를 나타낸 것이고, 검은 선은 본 논문에서 제안된 유전 알고리즘으로 학습을 한 가중치의 적합도를 나타낸 것이다.

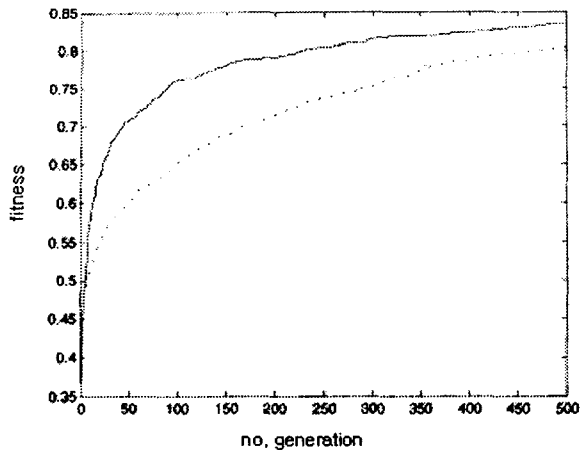


그림 5. 세대수에 따른 적합도의 변화
Fig. 6.

5. 결론 및 향후과제

지금까지 신경망의 가중치 학습법으로 많은 방법들이 제시되어 왔다. 대표적으로 오차 역전파 학습 알고리즘이 있고 또 다른 방법으로 유전 알고리즘을 적용한 신경망 가중치 학습법이 있다.

본 논문에서는 이러한 방법들이 학습의 후반부로 갈수록 진행 속도가 비능률적이라는 점을 보완하기 위해서 개선된 유전 알고리즘의 방법을 제안 하였다. 제안된 유전 알고리즘은 일반적인 유전 알고리즘을 적용한 신경망의 가중치 학습법과 비교해 볼 때 약간의 성능 향상을 보였다. 그러나 개선된 방법의 적용 방법에 따라서는 오히려 기존의 방법보다 성능이 떨어지는 경우도 볼 수 있었다. 앞으로는 이러한 점을 보강 하고 더욱 성능이 향상 될 수 있게 문제에 따라 올바르게 적용되는 방법이 연구되어야 할 것이다.

감사의 글 : 본 연구는 과학기술부의 뇌신경정보 학연구사업에 의해 지원받았습니다.

6. 참고문헌

[1] 오창석, *뉴로컴퓨터*, 내하출판사, 2000.
 [2] 문병로, *유전알고리즘*, 두양사, 2003.
 [3] Amit Konar, *Artificial Intelligence and Soft Computing*, CRC Press, Inc., 2000.
 [4] Simon Haykin, *NEURAL NETWORKS ; A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall, 1999.
 [5] Draelos, T., Hush, D., "A constructive

neural network algorithm for function approximation", *IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. 1, pp. 50 - 55, 1996.
 [6] Duranton, M., "Image processing by neural networks", *Micro*, vol. 16, Issue : 5, pp. 12 - 19, 1996.
 [7] Fukumi M., Omatu S., and Nishikawa Y., "Designing a Neural Network by a Genetic Algorithm with Partial Fitness", *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. 4, pp.1834 -1838, 1995.
 [8] Frank H. F. Leung, H. K. Lam, S. H. Ling, and Peter K. S. Tam, "Tuning of the Structure and Parameters of a Neural Network Using an Improved Genetic Algorithm", *IEEE Transaction on Neural Networks*, vol. 14, Issue : 1, pp. 79 - 88, 2003.