

다층 퍼셉트론 신경망의 역전파 학습 시각화

오주민^o, 최용석^{*}

^o*한양대학교 컴퓨터공학부

e-mail:ojm9898@hanyang.ac.kr^o,cys@hanyang.ac.kr^{*}

Visualization of Multi Layer Perceptron Backpropagation Learning

Ju-Min Oh^o, Yong-Suk Choi^{*}

^o*Dept. of Computer Science, Hanyang University

● 요약 ●

인공지능이 사회적으로 대두되면서 많은 양의 관련 연구가 시작되고 있다. 본 논문에서는 다층 퍼셉트론 신경망에서 역전파 학습의 진행 과정을 시각화 하는 것을 목표로 하고 있다. 다층 퍼셉트론 신경망은 학습의 진행 과정과 그 방식은 잘 알려져 있으나 각 신경의 값이 어떻게 변화되어 가는 지는 눈에 보이지 않는다. 이러한 과정에 대해 시각화를 통해 값이 변하는 과정을 눈으로 쉽게 관찰할 수 있도록 하는 것이 이 논문의 목표이다. 본 연구결과는 향후 다층 퍼셉트론 신경망을 기반으로 하는 다른 모델의 시각화에 대한 기초자료로 활용될 수 있을 것이다.

키워드: 다층 퍼셉트론 신경망(Multi Layer Perceptron), 역전파 학습(Backpropagation Learning), 시각화(Visualization)

I. 서론

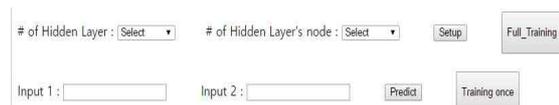
2016년 현재 알파고의 영향으로 전 세계적으로 인공지능에 대한 많은 관심이 대두되고 있다. 인공지능 관련 많은 연구가 진행되는 가운데 다층 퍼셉트론 신경망은 인공지능 분야 중 딥 러닝의 시초 모델이며 인공지능 기술의 가장 핵심적인 발전을 일으키게 한 모델이다. 기존의 규칙 기반 알고리즘으로 하기 힘든 분야에서 학습 기반 알고리즘인 딥 러닝은 전문가 시스템의 성능을 크게 발전시켰다.

본 연구에서는 다층 퍼셉트론 신경망의 역전파 학습의 과정에 대해 시각화를 통해 노드의 값과 그 가중치를 시각적으로 파악할 수 있도록 하였다.

본 도구는 http://github.com/ojm9898/mlp_visualization 에서 확인할 수 있음

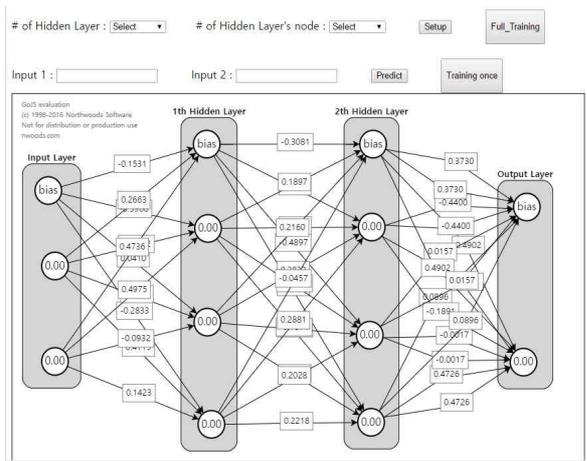
II. 본론

본 논문에서 제시하는 시각화 도구1) 는 HTML5와 Javascript를 이용하여 구현되었으며 추가적으로 Go.js Library를 이용하였다. Go.js는 웹 브라우저에서 다양한 visualization과 diagram interact를 지원하는 Javascript 기반 Library이다. 이를 이용하여 신경망을 하나의 다이어그램처럼 구현하여 사용자가 쉽게 다룰 수 있도록 하였다.



〈그림 1〉 시각화 도구
Fig 2. Tool of Visualization

본 도구는 Binary AND 연산을 학습하는 모델을 예제로 삼았다. 사용자가 두 개의 Binary 값을 입력하면 다층 퍼셉트론 신경망을 통과하여 출력값을 산출하고 역전파 학습을 통해 가중치를 재조정한다. 각 층은 하나의 패널로써 존재하며 해당 패널 안에는 해당 층의 노드가 존재한다. 출력층을 제외한 각 층 안의 노드는 다음 층의 모든 노드와 연결되어 있다.

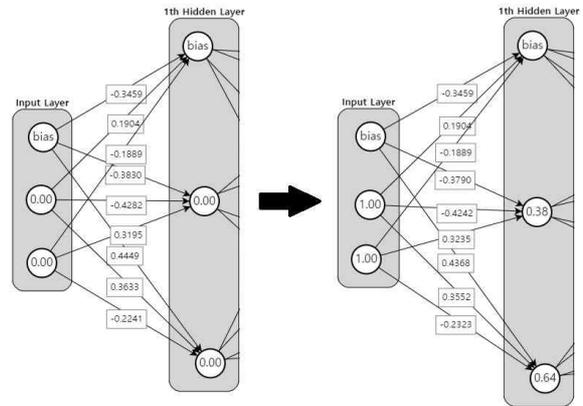


〈그림 2〉 사용자 조작부
Fig 3. Control Part for User

사용자는 은닉층의 개수와 노드의 개수를 지정할 수 있다. 두 값 모두 1개 이상이어야 하며 현재 최대 5개까지 증가시킬 수 있다. Setup 버튼을 통하여 클라이언트에 구현되어 있는 다층 퍼셉트론 신경망의 Instance를 초기화와 함께 생성할 수 있으며 해당 신경망을 화면에 출력한다. 각 노드의 값은 0으로 초기화되어 있으며 가중치는 -0.5에서 0.5사이의 무작위 값으로 설정된다.

해당 모델은 Full Training 버튼을 통하여 임의로 학습을 완료시킬 수 있다. 학습에 필요한 데이터는 무작위의 Binary값으로 형성되며 총 10만번의 학습을 하게 된다. 학습의 결과는 즉각적으로 화면에 출력된다.

사용자는 사용자 입력을 통하여 해당 모델을 학습시키거나 모델을 통과한 값을 얻을 수 있다. 모델의 학습의 경우 두 개의 Binary입력이 다층 퍼셉트론 신경망 Instance로 전달이 되고 해당 입력을 입력값으로 하여 모델을 통과한 후 역전파 학습을 하게 된다. 통과 및 학습에 의해 변화된 노드의 값과 가중치는 즉각적으로 화면에서 변경되며 이는 <그림 3>과 같다. 모델 통과도 동일한 방법으로 진행되나 역전파 학습을 하지 않으므로 가중치의 변경은 보이지 않는다.



〈그림 3〉 학습 전 & 후
Fig 3. Before and After of Training

III. 결론

본 도구는 현재 AND 연산 학습을 하지만 입력 및 연산, 출력 함수의 변경을 통해 Classification 등 다른 기능으로의 적용 또한 가능하다.

신경망을 이용한 학습 모델 같은 경우 성능이 우수하지만 가중치의 변화가 어떠한 의미를 갖는지 알기 힘들다는 단점이 있다. 이 연구 결과는 사용자의 학습 과정에 대한 이해를 높이고 향후 다른 학습 모델 시각화 연구의 기초 도구가 될 것이다.

Acknowledgment

※본 연구는 산업통상자원부의 재원으로 기술혁신사업의 지원을 받아 수행한 연구 과제임 (No. 10060086, 개인 서비스용 로봇을 위한 지능-지식 집약·개방·진화형 로봇자능 소프트웨어 프레임 워크 기술 개발)

※본 연구는 2016년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초 연구사업임 (No.NRF-2015R1D1A1A01060950).

References

[1] Jing Yang, Xiaoqin Zeng, Shuiming Zhong. "Computation of multilayer perceptron sensitivity to input perturbation" Neurocomputing Volume 99, pp. 390-398, January 2013,
[2] Filippi, E. , Costa, M. , Pasero, E., "Combining multi-layer perceptrons in classification problems" ESANN -PROCEEDINGS- Vol.4 No.- [1994], pp. 49-54, 1994.