

Forward-Forward Algorithm 관한 연구

노현용¹, 김현정², 유상현³

¹경민대학교 컴퓨터소프트웨어과 학부생

²건국대학교 상하교양대학 교수

³경민대학교 컴퓨터소프트웨어과 교수

20234008@kyungmin.ac.kr, nygirl@konkuk.ac.kr, simonyoo@kyungmin.ac.kr

Research on Forward-Forward Algorithm

Hyeon-Yong Noh¹, Hyun-Jung Kim², Sang-Hyun Yoo³

¹Dept. of Computer Software, Kyungmin University

²Department of Sang-Huh College, Konkuk University

³Dept. of Computer Software, Kyungmin University

요약

이 논문은 이미지 처리와 머신 러닝 분야에서 중요한 주제 중 하나인 알고리즘 성능과 효율성에 대한 연구이다. 역전파 알고리즘과 상대적으로 새로운 Forward-Forward 알고리즘을 비교하고 분석해보니 Forward-Forward 알고리즘이 역전파 알고리즘보다 비교적 높은 정확도를 확인할 수 있었다.

1. 서론

최근 이미지 처리는 컴퓨터 비전 분야에서 많은 관심을 받는 주제이다.

역전파(Backpropagation) 알고리즘은 이미지 처리에서 널리 사용되고 있으며, Forward-Forward 알고리즘은 상대적으로 새로운 알고리즘으로, 그 잠재적 활용 가능성이 주목받고 있다.

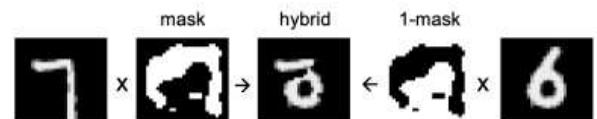
본 논문은 역전파 알고리즘과 Forward-Forward 알고리즘의 차이를 분석하고 비교하는 것을 목적으로 연구를 진행하였다. 연구의 취지는 이미지 처리 분야에서의 Forward-Forward 알고리즘이 기존 역전파 알고리즘과의 차이를 강조하기 위한 것이다. 연구 문제는 역전파 알고리즘과 Forward-Forward 알고리즘의 장단점 및 성능 차이에 대한 명확한 이해를 통해 알고리즘 선택에 대한 실질적인 가이드라인을 제시하는 것이다.

2. 관련 연구

Forward-Forward 알고리즘[1]은 볼츠만 머신[2] 및 노이즈 컨트라스티브에스티메이션[3]에서 영감을 받은 다층 학습 절차 알고리즘이다. Forward-Forward 알고리즘의 두 가지의 패스는 각자 성향에 따라 가중치를 설정한다. 긍정적인 패스는 실제 데이터에서 작동하고 모든 은닉 데이터의 적합도(goodness)를 증가시키도록 가중치를 조정한다. 부정적인 패스

는 부정적 데이터에서 작동하고 모든 은닉 데이터의 적합도를 감소시키도록 가중치를 조정한다.

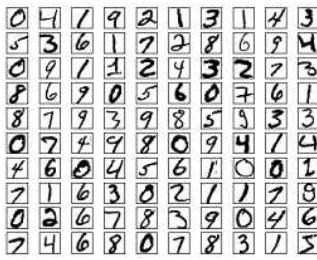
부정적인 데이터는 0과 1의 큰 영역을 포함하는 마스크를 생성함으로써 수행할 수 있다. 그런 다음 부정적 데이터에 대한 하이브리드 이미지를 만들기 위해 한 자릿수 이미지와 마스크를 곱한 후, 다른 자릿수 이미지와 마스크의 반대 부분을 곱하여 합산하는 방식으로 수행된다.



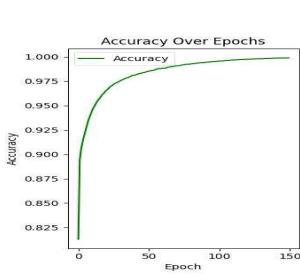
(그림 1) 하이브리드 이미지를 부정적 데이터로 사용하는 방법

3. 실험 결과

Google Colab을 활용하여 Python 3.10.12, Pytorch 2.0.1+cu118버전을 사용하였고 실험 코드는 공식 코드를 사용하였다. 알고리즘을 MNIST 훈련 데이터 세트에서 정확도를 평가하였다. Forward-Forward 알고리즘의 경우 이미지의 평균 픽셀값을 계산하고 클래스 레이블을 예측한다. 역전파의 경우 신경망으로 훈련하고 훈련 데이터에서의 정확도를 평가한다.



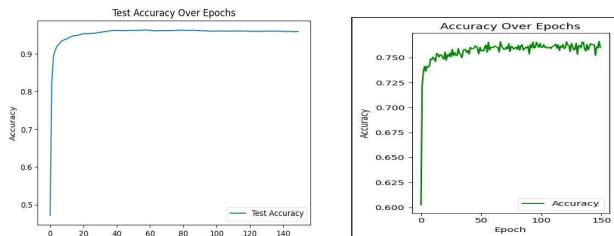
(그림 2) MNIST 데이터



(그림 3) MNIST 훈련 데이터 세트 역전파 알고리즘

(표 1) 그림 3 실험에 대한 옵티마이저 및 결과

위 (그림 3)을 보면 역전파 알고리즘은 99%의 정확도를 나타낸다. 추후 Forward-Forward 알고리즘과 동일한 조건을 주기 위해 learning-rate를 0.03으로 통일한 후 다시 실험을 해보았다.



(그림 4) MNIST 훈련 데이터 세트의 Forward-Forward 알고리즘과 역전파 알고리즘

두 알고리즘의 정확도를 여러 에포크에 걸쳐 비교하였다. (그림 4)은 훈련 중 Forward-Forward 알고리즘과 역전파 알고리즘의 정확도 추이를 보여준다.

예상했던 것과 달리 Forward-Forward 알고리즘이 역전파 알고리즘보다 높은 정확도를 달성한다. Forward-Forward 알고리즘이 정확도에 더 적은 epoch로도 도달하는 것이 관찰되며, 이 결과 각자 상황에 따라 성능이 달라지는 것을 확인할 수 있었다.

	Forward-Forward 알고리즘	역전파 알고리즘
optimizer	Adam	Adam
epoch	150	150
batch_size	50000	64
lr	0.03	0.03
정확도	95 %	76 %

(표 2) 그림 4 실험에 대한 옵티마이저 및 결과

위 표는 (그림 4)의 하이퍼 파라미터를 표로 작성한 것이다. Forward-Forward 알고리즘이 역전파 알고리즘보다 19%의 정확도 차이를 나타내면서 충분히 성능이 높은 것을 확인할 수 있었다.

4. 결론 및 향후 과제

본 연구에서는 MNIST 데이터세트를 활용하여 Forward-Forward 알고리즘과 역전파 알고리즘을 비교한다. 실험 결과 Forward-Forward 알고리즘의 경우 역전파 알고리즘이 learning-rate가 0.001일 때는 낮았지만 동일한 0.03으로 통일을 한 후에는 비교적 역전파 알고리즘보다 정답에 도달하는 것을 확인할 수 있었다.

이에 향후 과제로 작은 기기나 원샷 러닝 같은 빠른 데이터를 처리해야 하는 부분에서 더 좋은 결과를 얻을 수 있는지 연구를 진행할 예정이다.

참고문헌

- [1] Geoffrey Hinton, The Forward-Forward Algorithm: Some Preliminary Investigations, 27 Dec 2022
- [2] Hinton, G. and Sejnowski, T, Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Volume 1: Foundations, Cambridge, MA, MIT Press, (1986).
- [3] Gutmann, M. and Hyvärinen, A. Noise-contrastive estimation: A new estimation principle for unnormalized statistical models. In Proceedings of the Thirteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, (2010)