

생물학적 시냅스 가소성을 반영한 리만 기하 기반 AI 학습 최적화 메커니즘

강현빈¹, 손우영², Eric Joel¹

¹에콜 알파 고등학교

²정보보호학과 & 지능형드론 융합전공, 세종대학교

2152306@edu.burnabyschools.ca, wooyoung@pel.sejong.ac.kr, eric.joel@burnabyschools.ca

Biological Synaptic Plasticity Based Riemannian Geometry AI Learning Optimization Mechanism

Hyeonbin Kang¹, Wooyoung Son², Eric Joel¹

¹Ecole Alpha Secondary School

²Dept. of Computer and Information Security & Convergence Engineering for
Intelligent Drone, Sejong University

요 약

최근 AI (Artificial Intelligence) 기술의 급속한 발전에 따라 방대한 데이터를 효율적으로 학습하는 알고리즘에 대한 요구사항이 증가하고 있다. Stochastic gradient descent는 머신러닝에서 가장 많이 사용되는 최적화 알고리즘이지만, 입력 데이터가 유클리드 공간에 존재함을 가정하고 파라미터 업데이트에 동일한 학습률을 적용한다는 한계점이 존재한다. 이는 파라미터 규모가 점차 증가하는 초거대 신경망에서 에너지 비용, 학습 안정성과 관련된 성능 문제를 야기한다. 이에 따라 본 논문에서는 시냅스 상호작용에 대해 비선형성을 나타내며 서로 다른 곡률을 가진 비평탄 다차원 공간으로 표현 가능한 생물학적 신경 회로를 차용한 AI 학습 최적화 메커니즘을 제안한다. 제안된 메커니즘의 경우, 그래프를 통해 기존 알고리즘보다 더 복잡하고 비선형적인 고차원 학습 공간에서 효율적인 최적화 패턴을 형성할 수 있음을 보인다.

1. 서론

최근 AI (Artificial Intelligence) 기술에 대한 급속한 발전으로 인해 방대한 양의 데이터를 어떻게 효율적으로 학습할 수 있을지에 대한 관심이 증가하고 있다. 이를 위한 최적화 알고리즘으로 SGD (Stochastic Gradient Descent), Batch Gradient Descent 등과 같은 전략들이 일반적으로 사용되고 있으나, 최근에는 더욱 고도화된 최적화 알고리즘에 대한 요구가 높아지고 있다.

이러한 흐름에 맞추어, 본 논문은 시냅스 상호작용에 대해 비선형성을 나타내며 서로 다른 곡률을 가진 비평탄 다차원 공간으로 표현될 수 있는 생물학적 신경 회로의 특성을 차용한 AI 학습 최적화 메커니즘을 제안한다. 또한, 그래프를 기반으로 제안된 메커니즘이 전통적인 유클리드 공간을 기반으로 한 SGD보다 더 다양한 복잡하고 비선형적인 고차원 학습 공간에서 효율적인 최적화 패턴을 형성할 수 있음을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존 AI 학습에서의 한계를 분석하며 3장에서는 본 논문에서 제안하는 리만 기하 기반 AI 학습 최적화 메커니즘에 대하여 수식과 함께 설명한다. 4장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 기존 AI 학습에서의 한계 분석

현대 대부분의 머신러닝 알고리즘은 입력 데이터가 유클리드 공간(ES, Euclidean Space)에 존재함을 가정하고 일부 데이터만을 사용하여 각 단계에서의 기울기를 추정하고 가중치를 업데이트하는 SGD를 적용해왔다 [1]. 일반적인 SGD 방식의 경우, 모든 파라미터 업데이트에 동일한 학습률을 적용함으로써 변화하는 데이터 분포나 노이즈 환경에서 불안정한 발산이 발생할 수 있다는 한계점이 존재한다. 또한, 초거대 신경망의 등장으로 파라미터의 규모가 점차 증가하며 기존의 접근은 에너지 비용, 학습 안정성, 일반화 성능 측면에서 한계를 드러내고 있으며 이에 따라 최근에는 이를 보완할 수 있는 AI 학습 최적화 메커니즘에 대한 연구의 필요성이 대두되고 있는 실정이다.

3. 제안하는 메커니즘

현대의 인공 신경망 학습은 일반적으로 파라미터 공간을 ES로 취급하고 SGD를 적용함에 따라 모든 파라미터 업데이트에 동일한 학습률을 적용함으로써 변화하는 데이터 분포나 노이즈 환경에서 불안정한 발산이 발생할 수 있다는 것이 주요한 문제로 떠오르고 있다 [2]. 이에 본 장에서는 해당 문제를 완화하기 위한 비평탄 구조의 생물학적 신경회로의 특성을 차용한 AI 학습 최적화 메커니즘을 제안한다.

생물학적 신경회로는 구조적 비평탄한 특성을 지니며, 이는 시냅스 간 상호작용은 단순히 선형적이지 않고, 국소적 가소성과 에너지 제약에 의해 곡률이 다른 다차원 공간으로 표현될 수 있음을 의미한다. 이러한 구조로 인해 뇌는 약 20W 수준의 제한된 에너지로도 안정적인 효율적인 학습을 수행할 수 있다. 뇌의 시냅스는 연결마다 다른 가소성 수준을 가지고, 이는 곧 연결 별 차등화된 학습률(Adaptive Learning Rate)로 작동한다. 즉, 높은 가소성을 가진 시냅스는 빠른 갱신이 이루어지고, 낮은 가소성을 지닌 시냅스는 점진적으로 안정적 갱신을 수행한다는 것이다. 이러한 뇌의 내재적 메커니즘은 자원 효율성과 학습 안정성을 동시에 달성한다는 측면에서 AI 학습 최적화 방식에 차용될 수 있을 것으로 판단된다.

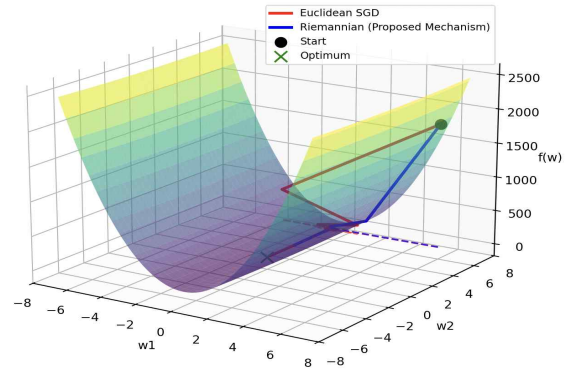
이에 따라 생물학적 뇌의 학습구조를 인공지능망에 적용하기 위하여 해당 파라미터 공간을 비평탄 구조로 모델링하고자 리만 기하 방식을 사용하였다. 이는 곡률과 국소적 구조를 매트릭 Tensor를 통해 정의할 수 있으므로 시냅스 별 가소성 차이도 자연스럽게 내재화할 수 있다. 이에 Gradient Flow를 ES에서 리만 공간으로 확장하고자 하였다.

먼저 유클리드 공간에서의 Gradient Flow는 손실 함수 $f(w)$ 에 대해 수식 (1)과 같이 정의할 수 있다. 그러나 이는 모든 매개변수가 동일한 기하학적 구조와 동일한 학습률을 가지므로 시냅스별 차이를 내재화할 수 없음을 의미한다. 따라서 본 논문에서는 수식 (2)와 같이 리만 기하학으로 확장하여 일반화를 수행하였다. 이때 $g(w)$ 는 파라미터 공간의 기하학적 구조를 지정하는 파라미터 공간의 기하학적 구조를 규정하는 RMT (Riemannian Metric Tensor)이며, 본 논문에서는 이를 각 시냅스의 가소성과 에너지 효율성을 반영하는 대각 행렬로 정의한다.

$$\dot{w} = -\nabla f(w) \quad (1)$$

$$\dot{w} = -g(w)^{-1} \nabla f(w) \quad (2)$$

이와 더불어 학습 과정에서의 수렴 특성을 이해하기 위하여 최소점 w 근처를 확인해야 한다. 해당 영역에서는 $f(w)$ 를 단순화하여 근사할 수 있으며, 이때 RMT의 고유값 분포가 학습의 안정성과 수렴 속도에 영향을 끼친다. 즉, 고유값이 큰 방향에서는 빠른 수렴이, 작은 방향에서는 점진적인 수렴이 이루어지며, 이는 앞서 언급한 바와 같이, 실제 생물학적 뇌에서의 가소성 수준에 따라 학습률이 달라지는 현상과 일치한다. 이에 따라 제안하는 메커니즘의 경우, 수식 (3)과 같이 도출될 수 있다. 이때 $E_i(w)$ 는 시냅스 i 의 유효 학습률을, $\varphi_i(w)$ 는 해당 시냅스의 가소성과 에너지 효율성을 정량화한 함수이며, α 는 scaling factor로, 시냅스 특성 간 차이를 보정한다.



(그림 1) SGD 및 제안된 리만 기하 기반 최적화 메커니즘의 수렴 양상 비교 그래프

$$g(w) = \text{diag}(E_1(w), E_2(w), \dots, E_n(w)), \quad (3)$$

$$E_i(w) = 1 + \alpha \varphi_i(w)$$

(그림 1)은 Euclidean SGD와 제안하는 리만 기하 기반 최적화 메커니즘이 동일한 초기값에서 출발하여 최적점으로 수렴하는 경로를 3차원 $f(w)$ 표면 위에서 비교한 그래프이다. SGD 메커니즘은 경사가 급한 축의 방향에서 진동을 보이며 비효율적으로 이동하는 반면, 제안된 리만 기하 기반 메커니즘은 시냅스별 가소성과 에너지 제약을 반영한 메트릭을 적용함으로써 급경사 축에서의 불필요한 진동을 억제하고, 직선적이며 안정적인 경로로 최적점에 도달하는 모습을 확인할 수 있다. 이러한 차이는 제안하는 리만 기하 기반 메커니즘이 학습 과정에서 자원 낭비를 줄이고 수렴 속도를 개선하는 효과가 있음을 보여주며, 나아가 이는 단순한 경로 안정성을 넘어, 복잡하고 비선형적인 고차원 학습 공간에서도 보다 효율적인 최적화 패턴을 형성할 수 있는 가능성을 시사한다.

4. 결론

본 논문에서는 기존 머신러닝 알고리즘에서의 SGD 방식이 모든 파라미터 업데이트에 동일한 학습률을 적용한다는 한계점을 보완하기 위해 생물학적 신경 회로의 특성을 차용한 AI 학습 최적화 방법을 제안한다. 이를 기반으로 기존 SGD 방식에 비해 안정성 및 수렴 속도가 향상됨을 확인하였으며, 이를 기반으로 대규모 신경망 학습에서의 실질적인 적용 가능성을 확보할 수 있음을 의미한다. 이는 bio-inspired 원리에 기반한 차세대 AI 학습 최적화 프레임워크로 발전할 수 있는 가능성을 시사한다.

참고문헌

- [1] J. Martens, "New insights and perspectives on the natural gradient method," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 21, pp. 1 - 76, 2020.
- [2] G. Montavon, G. Orr, and K. R. Müller, Eds., *Neural Networks: Tricks of the Trade*, vol. 7700. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012.