

# 다중 에이전트 협력학습 응용을 위한 적응적 접근법을 이용한 분산신경망 최적화 연구

윤준학<sup>1</sup>, 전상훈<sup>2</sup>, 이용주<sup>2</sup>

<sup>1</sup>고려대학교 인공지능학과

<sup>2</sup>한국전자통신연구원

jh\_yun@korea.ac.kr, jeon0123@etri.re.kr, yongju@etri.re.kr

## Distributed Neural Network Optimization Study using Adaptive Approach for Multi-Agent Collaborative Learning Application

Junhak Yun<sup>1</sup>, Sanghun Jeon<sup>2</sup>, Yong-Ju Lee<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department of Artificial Intelligence, Korea University

<sup>2</sup>Electronics and Telecommunications Research Institute

### 요약

최근 딥러닝 및 로봇기술의 발전으로 인해 대량의 데이터를 빠르게 수집하고 처리하는 연구 분야들로 확대되었다. 이와 관련된 한 가지 분야로써 다중 로봇(에이전트)을 이용한 분산학습 연구가 있으며, 이는 단일 에이전트를 이용할 때보다 대량의 데이터를 빠르게 수집 및 처리하는데 용이하다. 본 연구에서는 기존 Distributed Neural Network Optimization (DiNNO) 알고리즘에서 제안한 정적 분산 학습방법과 달리 단계적 분산학습 방법을 새롭게 제안하였으며, 모델 성능을 향상시키기 위해 원시 변수를 근사하는 단계수를 상수로 고정하는 기존의 방식에서 통신회차가 늘어남에 따라 점진적으로 근사 횟수를 높이는 방법을 고안하여 새로운 알고리즘을 제안하였다. 기존 알고리즘과 제안된 알고리즘의 정성 및 정량적 성능 평가를 수행하기 MNIST 분류와 2 차원 평면도 지도화 실험을 수행하였으며, 그 결과 제안된 알고리즘이 기존 DiNNO 알고리즘보다 동일한 통신회차에서 높은 정확도를 보임과 함께 전역 최적점으로 빠르게 수렴하는 것을 입증하였다.

### 1. 서론

최근 딥러닝 및 로봇기술의 발전으로 인해 대량의 데이터를 빠르게 수집하고 처리하는 연구 분야들로 확대되었다 [1-4]. 이와 관련된 한 가지 분야로써 다중 로봇(에이전트)을 이용한 분산학습 연구가 있으며, 이는 단일 에이전트를 이용할 때보다 대량의 데이터를 빠르게 수집 및 처리하는데 용이하다. 그 결과 실생활에서 임의의 영역을 탐지하고 검출하여 3 차원 지도를 생성하거나 자율주행 시스템에 응용하는 등 다양한 분야에서 활용되고 있다 [1-4].

다중 에이전트에 사용되는 분산학습 기법들은 원시변수를 업데이트하는 방식으로 새로운 기법을 제안하였고, 첫 번째로 경사하강법을 분산학습에 적용한 Distributed Stochastic Gradient Descent (DSGD) [1], 두 번째로 전역 기울기를 추정하는 보조변수를 이용한 Distributed Stochastic Gradient Tracking

(DSGT) [2] 등이 제안되었다. Alternative Direction Method of Multiplier (ADMM) 학습 기반의 Consensus Alternative Direction Method of Multiplier (CADMM) [3]은 중장 라그랑지안 함수를 최적화하는 방향으로 분산학습을 수행하며 성능을 개선하였다.

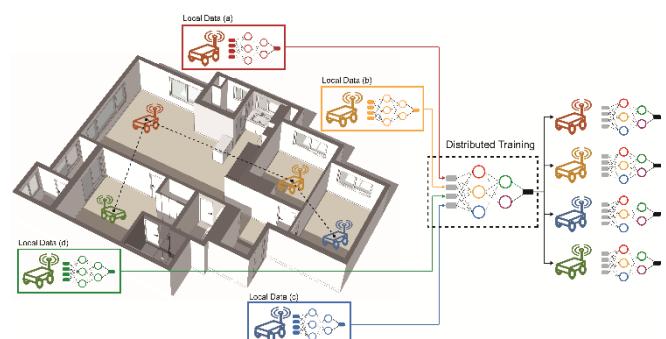


그림 1 분산학습 모식도

그러나 앞에서 언급된 CADMM 분산학습 기법은 목적함수의 연산 복잡성 및 원시변수의 업데이트 등 다양한 어려움이 존재하였고, 이를 극복하기 위한 방법으로 Distributed Neural Network Optimization (DiNNO)라는 분산학습 기법을 제안하였다 (그림 1) [4]. 이는 원시변수를 근사하는 근사변수를 정의하며, 이를 업데이트할 때 Stochastic minibatch first order method (SFO)을 사용하는 방식으로 분산학습 기법에서 우수한 성능을 입증하였다.

본 연구에서는 기존 DiNNO 알고리즘에서 제안한 정적 분산 학습방법과 달리 단계적 분산학습 방법을 새롭게 제안하였다. 기존에 제시했던 원시변수를 갱신하는 과정 내에서 근사변수 업데이트 횟수를 통신회차에 비례하여 점진적으로 근사 횟수를 높이는 방법을 고안하였고, 그 결과 다른 세 가지 알고리즘과의 비교 실험에서 상대적 우수성을 입증하였다.

## 2. 알고리즘

### 2.1. CADMM 및 DiNNO 알고리즘

본 연구에 기반인 되는 DiNNO 분산학습 알고리즘은 수식 1과 같이 CADMM 알고리즘의 단점을 보완하기 위해 제안된 알고리즘이며, 기존 ADMM 알고리즘에서 보조변수와 쌍대변수로 인해 증강된 라그랑지안 함수를 최적화하는 기법이다. 수식 1에서  $i$ 는 개별 에이전트,  $p_i^k$ 는 쌍대변수,  $\theta_i^k$ 는 각 에이전트의 파라미터를 나타내는 원시변수이며,  $\ell(\theta_i; \mathcal{D}_i)$ 는 지역 데이터에 대한 개별 에이전트 손실함수를 의미한다.

수식 1 CADMM 알고리즘

$$p_i^{k+1} = p_i^k + \rho \sum_{i \in V} (\theta_i^k - \theta_j^k)$$

$$\theta_i^{k+1} = \underset{\theta_i}{\operatorname{argmin}} \ell(\theta_i; \mathcal{D}_i) + \theta_i^\top p_i^{k+1} + \rho \sum_{j \in \mathcal{N}_i} \left\| \theta_i - \frac{\theta_i^k + \theta_j^k}{2} \right\|_2^2$$

CADMM 알고리즘은 원시변수가 업데이트될 때마다 지역 최적점을 찾아가는 방식으로써 복잡도가 높으며, 그 결과 연산하는 과정이 오래 걸린다는 단점이 있다. 위와 같이 기존 알고리즘의 단점을 보완하고자 개별 에이전트가 원시변수를 업데이트 하는 과정에서 원시변수를 근사하는 새로운 근사변수를 정의하였고, 이와 함께 지역 데이터에 대해 SFO 기법을 적용하여 근사변수를 최적화하는 DiNNO 알고리즘 방식을 제안하였다. 이와 같은 알고리즘의 접근법을 통해서 CADMM의 단점을 보완하였고, 그 결과 기존에 제안되었던 다양한 분산학습 알고리즘과 비교했을 때 보다 더욱 우수한 성능을 입증하였다.

---

### Algorithm 1 Distributed Neural Network Optimization(DiNNO)

---

**Require:**  $\ell(\cdot), \theta_{initial}, \mathcal{G}, \mathcal{D}, \rho$

- 1: **for**  $i \in \mathcal{V}$  **do**
- 2:      $p_i^0 = 0$
- 3:      $\theta_i^0 = \theta_{initial}$
- 4: **end for**
- 5: **for**  $k \leftarrow 0$  **to**  $K$  **do**
- 6:     **Communicate:** send  $\theta_i^k$  to neighbors  $\mathcal{G}$
- 7:     **for**  $i \in \mathcal{V}$  **do**
- 8:          $p_i^{k+1} = p_i^k + \rho \sum_{j \in \mathcal{N}_i} (\theta_i^k - \theta_j^k)$
- 9:          $\psi^0 = \theta_i^k$
- 10:         **for**  $\tau \leftarrow 0$  **to**  $B$  **do**
- 11:              $\psi^{\tau+1} = \psi^\tau + G(\psi^\tau; \rho, p_i^{k+1}, \theta_i^k, \{\theta_j^k\}_{j \in \mathcal{N}_i}, \mathcal{D}_i)$
- 12:         **end for**
- 13:          $\theta_i^{k+1} = \psi^B$
- 14:     **end for**
- 15: **end for**
- 16: **return**  $\{\theta_i^K\}_{i \in \mathcal{V}}$

---

## 2.2. 제안된 알고리즘

본 연구에서는 개별 로봇 간의 연결성이 낮을 때 최적화 과정에서 최적점에 수렴하는 속도가 느려지는 단점을 보완하고자 기존 DiNNO 알고리즘에서 학습 방법을 개선하는 새로운 학습 알고리즘을 제안하였다. 즉 제안된 학습 알고리즘은 원시변수를 근사하는 과정에서 근사변수의 업데이트 횟수를 통신회차에 따라 점진적으로 증가하는 기법을 고안하였다. 이는 통신회차가 낮을 때 근사변수 업데이트 횟수를 낮춤으로써 불필요한 계산량을 줄였으며 반면 통신회차가 높아질수록 근사변수의 업데이트 횟수를 높이면서 높은 정확도를 유지하는 방식으로 학습을 진행하였다. 따라서 제안된 알고리즘에서 B의 값을 상수로 설정하지 않고, 초기값과 최종값을 기준으로 통신회차에 비례하여 점진적으로 증가하는 방식의 알고리즘이 기존 DiNNO 알고리즘과의 차이점이다.

## 3. 실험 및 평가방법

### 3.1. MNIST 분류기 및 암시적 지도화

본 연구에서는 두 가지의 실험을 기준으로 기존 분산학습 알고리즘 두 가지 (DSDG 및 DiNNO)와 제안된 알고리즘의 성능을 비교 분석하였다. 첫 번째 알고리즘 성능 비교를 위한 실험으로써 MNIST 이미지를 사용하였으며, 이는 수기로 작성된 숫자 인식 및 분류이다. 본 실험에서는 10 개의 개별 에이전트가 MNIST 데이터셋 중 한 가지의 클래스에 대해 랜덤으로 지정된 지역 데이터만 수집할 수 있으며, 완전 그래프, 순환 그래프 및 연결성이 낮은 두 가지의 무작위 그래프에서의 분산 학습을 진행하였다. 기존 DiNNO 알고리즘의 원시변수 업데이트 횟수는 기존 논문과 동일하게 2로 설정하였으며, 제안된 알고리즘의 원시변수 업데이트 횟수의 최솟값은 1이고 최댓값은 3으로 지정함으로써 통신회차에 비례하여 점진적으로 증가할 수 있게 설정하였다. 본 실험과 함께 개별

에이전트의 정확도를 기준으로 제안된 알고리즘을 활용하여 협력학습, 연합학습, 및 엣지-합의학습들 학습 방법에 따른 성능 비교 분석을 수행하였다.

두 번째 실험은 다중 에이전트를 이용하여 임의의 2 차원 평면도 지도를 추정 및 생성하는 암시적 지도화 추론이다. 본 실험에 사용된 CubiCasa5k [5] 데이터셋은 다양한 평면도 이미지 데이터들로 구성되었으며, 제안된 알고리즘을 비교 분석하기 위해 2 차원 건물 평면도를 사용하였다. 이어서 개별 에이전트는 사전에 계산된 경로를 이동하며 라이다 장비를 사용하여 주변 환경을 스캔한다. 또한, 스캔하는 과정에서 로봇은 수집한 데이터를 공간좌표로 입력 받으며 해당 2 차원 환경 평면도의 밀도를 추정한다. 따라서 개별 에이전트에서 수집된 데이터를 기반으로 7 개의 에이전트가 협력하여 최종 하나의 2 차원 평면도를 생성하는 지도화 결과를 비교하였다.

### 3.2. 평가방법

본 연구에서는 두 가지 실험을 개별적 기준으로 기준 분산학습 알고리즘과 제안된 알고리즘의 성능을 비교 분석하였다. 첫 번째 MNIST 분류에서는 검증 데이터셋에 대한 10 가지의 개별 에이전트의 평균 정확도, 최솟값 및 최댓값을 평가하였다. 두 번째 평면도 지도화에서는 정량 및 정성 평가를 수행하기 위해 이미지의 유사도 (상관관계, 카이제곱, 교차 및 바타차야 거리 등)를 비교 분석하였으며, 추가로 검증 데이터셋에 대한 이진 교차 엔트로피 오차를 측정하여 비교 분석하였다.

### 4. 실험 결과

그림 2 은 첫 번째 MNIST 분류 평가에 대한 기준의 두 가지 알고리즘과 제안된 알고리즘의 실험 결과이다. 그림 2(a)는 제안된 알고리즘과 DiNNO 알고리즘에서 유사한 검증 정확도를 보였다. 그림 2(b)에서는 작은 편차로 DiNNO 알고리즘보다 제안된 알고리즘이 빠른 수렴 속도로 높은 정확도를 달성하였으며, 이는 10 개의 개별 에이전트가 상대적으로 빠르게 전역 최적점에 수렴했음을 입증한다. 또한, 그림 2(c)와 (d)을 통해서 개별 에이전트 간의 연결성이 낮을수록 높은 정확도를 보였으며, 통신회차가 증가하여도 높은 정확도가 유지된다는 점에서 성능의 우수성을 입증하였다. 이어서 연합학습과 엣지-합의 학습 알고리즘에 대해 동일한 MNIST 분류 평가를 수행하였다. 표 1은 10 개의 개별 에이전트에 대한 연합학습, 엣지-학의학습 및 제안된 알고리즘의 정확도를 비교한 결과이다. 연합학습의 경우 10 개의 에이전트에서 제안된 알고리즘 보다 정확도가 낮게 측정되었으며, 엣지-합의 학습의 경우 특정 에이전트의 정확도는 우수하였지만 이외의 에이전트에서는 현저히 낮은 정확도를 보였다. 따라서 본 실험 결과를 통해 MNIST 분류 실험에서는 제안된 알고리즘이 기존 알고리즘들 보다 우수함을 입증하였다.

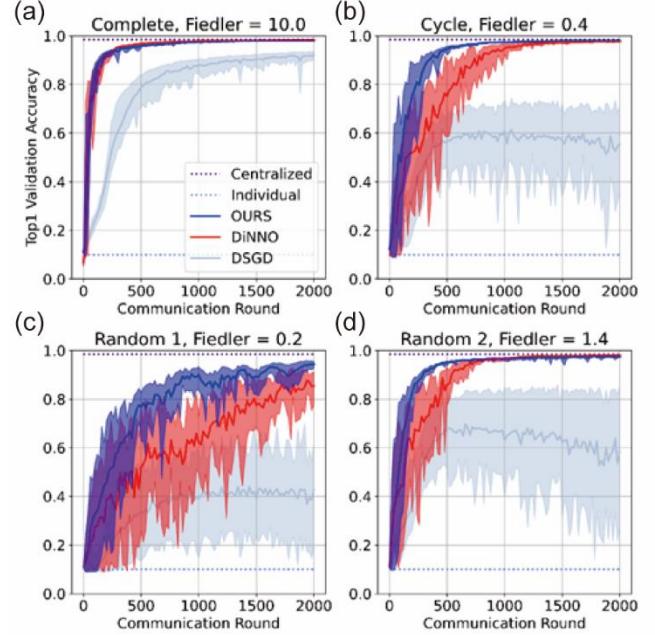


그림 2 세 가지 알고리즘에 대한 MNIST 분류

표 1 세 가지 알고리즘에 대한 개별 에이전트 정확도 비교 (연합학습(A), 엣지-합의 학습(B) 및 제안된 알고리즘(C))

	0 번	1 번	2 번	3 번	4 번
A	68%	81%	41%	31%	52%
B	45%	34%	11%	<b>99%</b>	<b>100%</b>
C	<b>84%</b>	<b>83%</b>	<b>81%</b>	76%	80%

	5 번	6 번	7 번	8 번	9 번
A	56%	75%	67%	69%	62%
B	<b>100%</b>	61%	50%	26%	2%
C	70%	<b>82%</b>	<b>80%</b>	<b>76%</b>	<b>79%</b>

그림 3 과 4 및 표 2는 두 번째 2 차원 평면도 지도화에 대한 두 가지 알고리즘과 제안된 알고리즘의 실험 결과이다. 그림 3 은 DiNNO 및 DSGD 알고리즘과 비교하였을 때 동일한 통신회차에서 제안된 알고리즘이 이전에 우수함을 입증 받았던 기존 DiNNO 알고리즘보다 오차가 적었으며 동시에 전체적으로 오차가 빨리 감소한다. 이는 중앙집중형 학습의 오차에 빠르게 수렴했음을 의미하며 또한 결과적으로 제안된 알고리즘의 성능이 개선되었음을 입증한다.

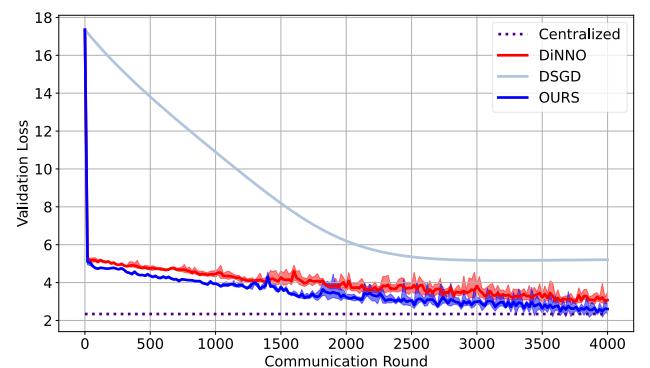


그림 3 검증 데이터셋에 대한 세 가지 알고리즘 오차 비교

그림 4는 통신회차에 따른 기존의 두 가지 알고리즘과 제안된 알고리즘의 2 차원 평면도 지도화 생성 결과 및 밀도 비교 분석이다. 그림 4(A)는 알고리즘들이 생성하고자 하는 2 차원 평면도이며, 세 가지 알고리즘은 각각 그림 4(B), (C) 및 (D)이다. 제안된 알고리즘 (그림 4(B))과 DiNNO 알고리즘 (그림 4(C))을 비교했을 경우 제안된 알고리즘의 밀도 값이 우수했으며, 이는 더 정확한 2 차원 평면도를 지도화 한다는 것을 의미한다. 반면 DSGD 알고리즘 (그림 4(D))은 지도화를 수행하지 못한 결과를 얻었다. 따라서 제안된 알고리즘이 2 차원 평면도 지도화 실험을 가장 우수하게 수행하였다.

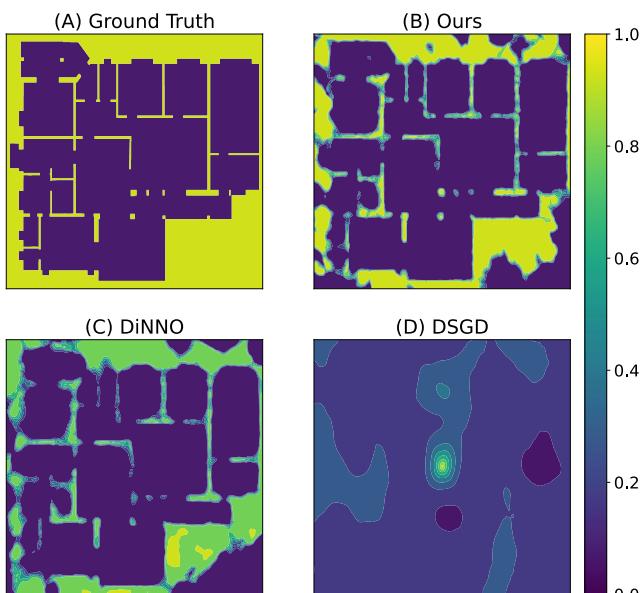


그림 4 통신회차에 따른 2 차원 평면도 지도화 비교

표 2는 기존의 두 가지 알고리즘(DiNNO 및 DSGD)과 제안된 알고리즘의 2 차원 평면도 지도화 결과를 정량적으로 비교하기 위해 이미지의 유사도를 비교하는 알고리즘을 선별하여 다섯 가지 알고리즘으로 이미지 유사도를 비교 분석 실험을 수행하였다. 제안된 알고리즘은 DiNNO 및 DSGD 알고리즘보다 상관관계와 교차값 1에 가까웠으며, 또한 카이제곱, 바타차야거리, EMD 값 0에 가깝게 평가되었다. 이는 제안된 알고리즘이 기존 두 가지 알고리즘(DiNNO 및 DSGD) 보다 Ground Truth(그림 4(A))와 가장 유사한 이미지를 생성함을 의미한다. 따라서, 제안된 알고리즘은 정성 및 정량적 평가를 통해 기존의 두 가지 DiNNO 및 DSGD 알고리즘보다 우수함을 입증하였다.

표 2 차원 평면도 지도화에 대한 이미지 유사도 비교

유사도 평가	G.T.	OUR	DiNNO	DSGD
CORREL	1.00	<b>0.98</b>	<u>0.90</u>	0.02
INTERSECT	1.00	<b>0.84</b>	<u>0.71</u>	0.09
CHISQR	0.00	<b>1.70</b>	<u>2.31</u>	172.71
BHATTACHARYYA	0.00	<b>0.28</b>	<u>0.49</u>	0.94
EMD	0.00	<b>0.62</b>	<u>1.82</u>	5.72

## 5. 결론 및 논의

본 연구에서는 기존 DiNNO 알고리즘의 학습방법을 개선하여 단계적으로 균사변수 업데이트 횟수를 늘려가며 학습하는 분산 최적화 방법을 새롭게 제안하였다. 세 가지 실험 및 비교 분석을 통해 기존의 DiNNO 알고리즘 보다 최적점에 더욱 빠르게 수렴하며 이와 함께 높은 정확도 유지를 통해 성능이 향상됨을 입증하였다. 특히 개별 에이전트 간의 연결성이 낮을수록 성능 향상도가 증가한다는 점에서 제안된 알고리즘이 통신 여건이 좋지 않은 상황에서 더욱 유용하게 활용될 수 있음을 보였다. 추후 연구에서는 제안된 알고리즘의 시간 복잡도를 개선하고, 다양한 분야에 응용하여 연구를 진행할 예정이다.

## 6. Acknowledgement

본 논문은 과학기술정보통신부의 지원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임. (No.2022-0-00871, (1 세부)인공지능 에이전트 협업 기반 신경망 변이 및 지능강화 기술개발)

## 참고문헌

- [1] X. Lian, C. Zhang, H. Zhang, C.-J. Hsieh, W. Zhang, and J. Liu, “Can decentralized algorithms outperform centralized algorithms? a case study for decentralized parallel stochastic gradient descent,” in Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, 2017, pp. 5336-5346.
- [2] S. Pu and A. Nedic, “Distributed stochastic gradient tracking methods,” Mathematical Programming, vol. 187, no. 1, pp. 409-457, 2021.
- [3] T.-H. Chang, M. Hong, and X. Wang, “Multi-agent distributed optimization via inexact consensus admm,” IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 63, no. 2, pp. 482-497, 2014.
- [4] J. Yu, J. A. Vincent, and M. Schwager, “DiNNO: Distributed neural network optimization for multi-robot collaborative learning,” IEEE Robotics and Automation Letters, vol. 7, no. 2, pp. 1896-1903, 2022.
- [5] A. Kalervo, J. Ylioinas, M. Haiki ” o, A. Karhu, and J. Kannala, “Cubi- casa5k: A dataset and an improved multi-task model for floorplan image analysis,” in Scandinavian Conference on Image Analysis. Springer, 2019, pp. 28-40.