## 유전 알고리즘을 이용한 경량 인공지능 시스템에서의 하이퍼 파라미터 최적화

김병수, 전석훈, 황태호 한국전자기술연구위

bskim4k@keti.re.kr, seokhun.jeon@keti.re.kr, taeo@keti.re.kr

# Hyper Parameter Optimization in Lightweight Artificial Intelligence System Using Genetic Algorithm

Byung-Soo Kim, Seokhun Jeon, Tae-ho Hwang Korea Electronics Technology Institute

요 약

현재 다양한 경량 인공지능 알고리즘이 개발되고 있으며 이러한 경량 인공지능 시스템의 학습 성능은 하이퍼 파라미터 값에 따라 성능이 크게 변동되거나 저하되는 문제점을 가지고 있다. 따라서 최근 최적의 하이퍼 파라미터를 찾으려는 방법에 대한 관심은 최근 높아지고 있으나 주로 휴리스틱한 방법이나 경험 법칙에 의해 하이퍼 파라미터가 결정되는 경우가많다. 본 논문에서는 유전 알고리즘을 이용하여 경량 인공지능 시스템에서 사용되는 하이퍼 파라미터의 최적화 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 하이퍼 파라미터에 따라 변동하는 경량 인공지능 시스템의 성능 및 특성을 분석하여 고정되거나 제한된 범위 내에서 하이퍼 파라미터를 선정할 수 있어 제한적인 리소스 상에서의 높은 정확도와 효율적인 하드웨어설계를 가능하게 한다. 제안한 방법은 MATLAB을 이용하여 시뮬레이션을 수행 각 응용 어플리케이션에 따라 하이퍼 파라미터를 최적화하여 경량 인공지능 시스템의 성능을 검증하였다.

## I. 서 론

최근 딥러닝(Deep Learning)기반 인공지능 기술이 다양한 분야에서 혁신적인 변화를 일으키고 있으나, 대부분 고사양의 서버 시스템, 대용량 스토리지, 클라우드에 의존적이다[1]. 이러한 한계를 극복하기 위해 경량 디바이스, 모바일 단말 등 엣지 디바이스에서 직접 학습과 추론이 가능한 경량 인공지능(Lightweight Artificial Intelligence)에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다[2,3]. 경량 인공지능은 사양이 낮고 저전력을 요구하는 임베디드 시스템에서 운용가능하며, 자체적으로 학습기능을 보유하고 있어, 응용 어플리케이션에 따라 특화된 학습 및 분류가 수행되어야 한다. 다양한 경량 인공지능 모델들이 개발되고 있지만, 최적의 성능을 낼 수 있는 하이퍼 파라미터(Hyper Parameter) 최적값에 대한 연구는 부족한 상황이며 주로 휴리스틱한 방법이나 경험 법칙에 의해서 하이퍼 파라미터의 최적값을 결정하고 있는 상황이다.

본 논문에서는 경량 인공지능 시스템에서 정확도를 높이기 위해 특정 개체가 아닌 전체적인 군집으로 탐색을 수행하여 전역 최소화를 구할 수 있는 특징을 가진 유전 알고리즘(Genetic Algorithm)을 사용하여 최적의 하이퍼 파라미터를 찾아내고, 이를 적용한 경량 인공지능 시스템이 제한적인 리소스 상에서 높은 정확도를 갖으며 효율적인 하드웨어 설계를 가능하게 하는 소프트웨어 모델을 제안한다.

본 논문은 2절에서 제안하는 유전 알고리즘을 이용한 경량 인공지능 시스템에서의 하이퍼 파라미터 최적화 방법을 설명하고, 3절은 다양한 응용에서의 실험결과를 통해 제안한 방법의 소프트웨어 모델 동작 검증결과를 설명하고, 4장에서는 본 연구의 결론과 함께 추가 연구 방향에 대해 소개하고자 한다..

## Ⅱ. 제안하는 유전 알고리즘을 이용한 하이퍼 파라미터 최적화

유전 알고리즘은 1970년대 John Holland에 의해 개발된 자연 세계의 진화 현상에 기반 한 일종의 진화 연산 알고리즘이다[4]. 특정 개체가 아닌 제천적인 군집으로 탐색을 수행하여 복잡한 제약성을 가진 대규모의 최적화 문제들에 뛰어난 성능을 가지며, 국소 최소화가 아닌 전역 최소화를 구할 수 있는 특징을 가지고 있어 경량 인공지능 시스템의 하이퍼 파라미터 최적화에 적합한 방법이다.

본 논문에서 제안하는 유전 알고리즘을 이용한 경량 인공지능 시스템의 하이퍼 파라미터 최적화 방법은 아래의 표시된 그림 1과 같다.

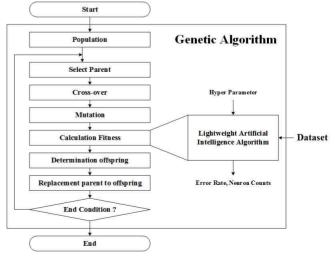


그림 1 제안하는 방법

먼저 초기 개체집단(Population)을 랜덤하게 생성하고, 각 개체에 대한 적합도 합수 값을 평가하고 그 값에 따라 정렬하면 초기 개체 집단 생성이 완료되다. 이후 전체 개체 집단 중 우수한 개체를 발굴하기 위한 Selection 과정을 수행하고, 선택되어진 개체를 조합하여 새로운 개체를 생성하는 Crossover 연산 과정을 수행한다. 이때, 유전 알고리즘에서 일반적으로 Single Point Crossover 연산을 사용한다. Crossover 연산 이후, 군집이 가지는 해공간의 제한성을 극복하고 보다 다양한 탐색 후보들을 얻기 위 한 Mutation 연산을 수행한다. Mutation 연산 까지 수행한 개체들에 대해 경량 인공지능 알고리즘을 통해 적합도 함수 값을 계산하고, 이 개체의 적 합도 함수 값이 처음 선택 되어진 개체보다 낮은 경우에 개체집단에서 선 택된 개체(부모세대)를 최종 연산을 수행한 개체(자식세대)로 대체시킨다. 이러한 과정을 종료 조건이 만족될 때까지 계속 수행하여 최적의 하이퍼 파라미터를 탐색하게 된다. 제안하는 유전 알고리즘의 파라미터로는 반복 회수, 개체 집단의 크기, Selection 전략, Crossover 방법 및 확률, Mutation 확률 등이 있으며 제안하는 방법에서 사용한 파라미터는 아래 의 표 1과 같다.

표 1 유전 알고리즘 파라미터

Iteration	100
Population	32
Selection 전략	Random
Crossover Type	1-Point Crossover
Crossover Probability	100%
Mutation Probability	5%

경량 인공지능 알고리즘은 그림 2와 같이 RCE 신경망(Restricted Coulomb Energy Neural Network)기반으로 구성되어 거리 기반으로 학습 및 인지 과정을 수행한다. RCE 신경망 내의 뉴런들은 입력 데이터와 뉴런 중심점 사이의 거리를 계산하고 반지름과 비교하여 입력 데이터가해당 뉴런에 포함되는지를 판단한다. 이 때 뉴런의 최대 반지름 값과, 최소 반지름 값은 인공지능 알고리즘의 성능과 밀접하게 연관된 하이퍼 파라미터로 최적값을 찾기 위해 데이터 셋의 에러율과 활성화된 뉴런 유닛의 개수를 유전 알고리즘의 적합도 함수 값으로 사용한다.

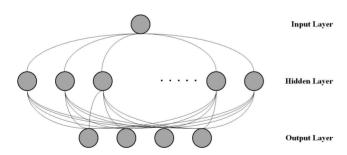


그림 2 RCE Neural Network architecture

## Ⅲ. 시뮬레이션 결과

제안하는 유전 알고리즘을 이용한 경량 인공지능 시스템의 하이퍼 파라미터 최적화 방법의 검증을 위해 다양한 테스트 셋에 대한 시뮬에이션을 수행하였다. MATLAB 시뮬레이터를 통해 유전 알고리즘과, RCE 신경망을 모델링하였으며 UCI 데이터 셋을 사용하였다[5]. 2장에서 제안하는 하이퍼 파라미터 최적화 방법을 사용하여 각각의 데이터 셋에 대한 하이퍼 파라미터를 결정하고 정확도를 확인 하였으며 그 결과는 표 2와 같다.

표 2 Dataset에 따른 실험 결과

Dataset	Accuracy	Neuron Count
IRIS	100%	52
Parkinsons	100%	124
Wine	100%	122

#### Ⅳ. 결론

본 논문에서는 유전 알고리즘을 이용한 경량 인공지능 시스템의 하이퍼 파라미터 최적화 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 유전 알고리즘의 적합도 계산 함수를 경량 인공지능 알고리즘으로 대체하여 테이터 셋에 대한 경량 인공지능 알고리즘의 에러율과 활성화된 뉴런 유닛을 최적화시킬 수 있는 하이퍼 파라미터 값을 결정하는 것이다. UCI 테이터 셋을 통한 검증으로 유전 알고리즘을 이용한 경량 인공지능 알고리즘의 하이퍼 파라미터 최적화 가능성을 확인하였다. 추가적인 연구를 통해 제안하는 방법을 하드웨어로 구현하여 FPGA 플랫폼 또는 칩으로 제작하여 검증을 수행할 예정이며, Grid search, Random search 등의 다른 하이퍼 파라미터 최적화 알고리즘과의 비교 연구를 진행할 계획이다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 연구는 2020년도 산업통상자원부 및 산업기술평가관리원(KEIT) 연구비 지원에 의한 연구임('20009972').

### 참고문 헌

- [1] Chen, Jiasi, and Xukan Ran. "Deep learning with edge computing: A review." Proceedings of the IEEE 107.8 (2019): 1655–1674.
- [2] B. Kim, J. Lee, T. Hwang, and D. Kim, "Design of Lightweight Artificial Intelligence System for Multimodal Signal Processing," J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences, vol. 13, no. 5, 2018, pp. 1037–1042.
- [3] J. Cho, Y. Jung, S. Lee, and Y. Jung, "Vlsi implementation of restricted coulomb energy neural network with improved learning scheme." Electronics 8.5 (2019): 563.
- [4] R. L. Haupt and S. E. Haupt, "Practical Genetic Algorithms," John Wiley & Sons, New York, 2004.
- [5] Dua, D. and Graff, C. (2019). UCI Machine Learning Repository [http://archive.ics.uci.edu/ml]. Irvine, CA: University of California, School of Information and Computer Science.