

# 딥러닝 기반 경매 알고리즘과 데이터 과학 플랫폼 응용

정 소 이\*, 김 재 현<sup>o</sup>

## Deep Learning-Based Auction Algorithms and the Applications to Data Science Platforms

Soyi Jung\*, Jae-Hyun Kim<sup>o</sup>

### 요 약

본 논문에서는 분산 자원할당 문제에서 많이 활용되는 경매 알고리즘에 대해서 고찰하고 해당 알고리즘의 데이터과학 플랫폼으로의 응용에 대해서 논한다. 경매 알고리즘 중에서 차가경매(SPA: Second Price Auction)는 신뢰성 있는 운영을 위해서 가장 대표적으로 상용되는 방식이지만, 옥션의 경매자(Auctioneer)가 최대의 이익을 얻지 못한다는 단점이 존재한다. 이러한 단점을 극복하기 위하여 최근 딥러닝기반의 연산을 활용한다. 본 논문에서는 딥러닝기반 경제 알고리즘을 통한 분산자원할당 알고리즘을 제시하고 데이터과학 플랫폼으로의 응용에 대해서 논한다.

**Key Words** : Auction Algorithm, Deep Learning, Data Science

### ABSTRACT

This paper introduces auction algorithms those are actively used for distributed resource allocation, and then discusses the applications to data science platforms. Among various auction algorithms, second price auction (SPA) is known to be truthful, thus it is generally used. However, this second price auction is with one drawback where the auctioneer cannot obtain maximum revenue. Thus, deep

learning based approximation for the SPA can be used for various resource allocation problems, and this paper discusses the applications to data science platforms.

### I. 서 론

지금까지 다양한 분산 자원관리 문제를 풀기 위하여 다양한 방법이 제안되어 왔으며, 이러한 방법론으로써 게임이론이나 경매이론 등 경제학 이론이 활발하게 활용되어왔다. 그중에서 경매이론은 분산되어있는 사용자들이 단수 혹은 복수의 자원을 얻기 위한 메커니즘을 설계하는 데에 적극적으로 활용된다. 대표적으로 다수의 드론이 무선전력충전을 받기 위해 충전 자원을 획득하기 위한 알고리즘이 [1]에 제시되었다. 경매이론기반의 자원할당 문제해결 방법을 게임이론을 사용할 때와 다른 점은 차가경매 시스템을 활용할 때에는 신뢰성있는 연산이 가능하다는 점이다. 그러나 차가경매는 옥션을 수행하는 자원판매자(Auctioneer)가 가지는 이득을 최대화하지 못하는 단점이 존재한다. 해당 자원판매자의 이득을 극대화하기 위하여 본 논문에서는 딥러닝기반의 근사화 모델을 사용하고, 해당 모델에 대한 소개와 이의 활용에 대해서 논한다.

### II. 딥러닝기반 경매 알고리즘

경매 알고리즘은 한정된 자원이 존재하는 가운데 다수의 당사자가 그 자원을 획득하기 위해 경쟁하는 과정을 나타낸다. 자원을 현재 가지고 있는 사람을 자원판매자(Auctioneer)라고 하고 그 자원을 획득하기 위하여 경쟁하는 당사자들을 경매참여자(Bidder)라 표현한다. 이와 같은 환경에서 각 경매참여자는 그 자원을 획득하기 위하여 비딩(Bidding)을 수행한다. 즉, 각 경매참여자가 자원을 획득하기 위해 지불할 수 있는 금액을 제안하는 과정을 말한다. 이때 총  $M$ 명의 경매참여자를  $\{b_1, b_2, \dots, b_M\}$ 라 표현하고 각 경매참여자가 제출한 비딩값을  $\{v_1, v_2, \dots, v_M\}$ 라 하자. 이 때, 누가 그 자원을 가져갈지를 결정하는 방법과 실제로 지불하는 가격에 따라서 여러 경매 알고리즘이 제안되어

\* This work was supported by the Institute for Information & Communications Technology Promotion Grant funded by the Korea government (MSIT) 2018-0-00170, Virtual Presence in Moving Objects through 5G.

• First Author : (ORCID:0000-0001-8435-0646) Korea University School of Electrical Engineering, jungsoyi@korea.ac.kr, 정희원

o Corresponding Author : (ORCID:0000-0003-4716-6916) Ajou University Department of Electrical and Computer Engineering, jkim@ajou.ac.kr, 정교수, 종신회원

논문번호 : 202012-328, Received December 28, 2020; Revised January 2, 2021; Accepted January 4, 2021

왔으며 최고가경매(FPA: First Price Auction)와 차가경매(SPA: Second Price Auction)가 가장 널리 사용되고 있다. 최고가경매는 가장 높은 비딩값을 제시하는 경매참여자가 자원을 획득하고 비딩값만큼 자원판매자에게 지불한다. 이 경우에는 자원판매자는 제시된 비딩금액 중에 최댓값을 취하므로 그 이득(Revenue)이 최대(Revenue Optimality)이다. 그러나 본 논문에서는 경매참여자의 신뢰성을 보장할 수 있는 차가경매를 논한다.

## 2.1 차가경매

차가경매는 최고가경매와 다르게 다음과 같이 동작한다. 먼저 가장 높은 비딩값을 제시한 경매참여자가 그 자원을 획득한다는 점은 최고가경매와 동일하다. 그러나 실제 자원판매자에게 지불하는 금액은 자신이 제시한 비딩값이 아니라 두 번째 높은 가격을 제시한 경매참여자의 비딩값이 된다. 이때 자원판매자가 얻는 이득은 두 번째로 높은 비딩값이므로 최고가경매에 비교해서 낮은 수익(Revenue)을 얻게 된다. 따라서 차가경매는 자원판매자의 이득을 최대한으로 보장하지 않는다.

해당 경매 알고리즘의 효율성을 논하기 위하여 유틸리티(Utility)라는 개념이 존재하며 실제 비딩한 금액에서 실제 지불한 금액의 차를 의미한다. 즉 의미적으로는 경매를 마친 후에 각 경매 참여자들이 가지는 최소한의 자산을 의미한다. 유틸리티 관점에서는 자원을 획득한 경매참여자는 비딩한 금액보다 실제 지불한 금액이 낮으므로 양수의 유틸리티를 갖게 되며 자원을 획득하지 못한 나머지  $N-1$ 명의 경매참여자는 실제 지불한 금액이 0이므로 유틸리티는 자신이 비딩한 금액과 동일한다.

본 차가경매는 비록 자원판매자의 이득을 최대한으로 보장하지 못하지만, 적극적으로 사용되는 이유는 악의적으로 자원을 획득하려 행동하는 경매참여자를 원천적으로 막을 수 있다는 점이 존재하기 때문이다. 예를 들어 악의적인 경매참여자가 존재하고 그 악의적인 경매참여자는 그 자원을 획득하기 위하여 비정상적으로 큰 비딩값을 제시하며 실제로 가장 큰 비딩값을 제시하는 경매참여자는  $b_a$ 라 가정하자. 더불어 해당 악의적인 경매참여자는 내재하고 있는 실제 비딩값은 따로 존재하고 이를  $v_m$ 라 하자. 해당 악의적인 경매참여자는 매우 큰 비딩값을 제시하였으므로 해당 자원을 획득하게 되며 실제 지불해야하는 금액은 표면상으로 보이는 두 번째 큰 금액인  $b_a$ 가 제시한

$v_a$ 이다. 즉 실제 제일 큰 비딩값이나 악의적인 경매참여자가 제시한 비정상적으로 큰 값에 비해 작기 때문에 표면적으로는 해당 값이 두 번째 큰 값이므로 해당  $v_a$ 값이 두 번째로 큰 비딩값으로 간주한다. 따라서 악의적인 경매참여자는 비록 자원을 획득하지만 가장 큰 비딩값인  $v_a$ 을 지불해야한다. 이 때 악의적인 경매참여자는  $v_a$ 보다는 작은 비딩값인  $v_m$ 을 가지고 있음에도 불구하고  $v_a$ 를 지불해야하는 결과를 초래한다. 따라서 악의적인 경매참여자는 유틸리티를 계산한다면  $v_m$ 이  $v_a$ 보다 작으므로 음수가 된다. 전술한 바와 같이 유틸리티의 의미는 개별 경매참여자가 해당 경매절차가 완료된 후에 보유하게 될 자산의 최소값이므로 자산보다 더 많은 금액을 지불해야하는 상황이 발생할 수 있게 되므로 이러한 악의적인 경매참여자는 처음 알고리즘의 시작단계에서 존재할 여지는 없게 된다. 본 특성에 근거하여 차가경매는 신뢰성있다 (Truthful)하다고 널리 알려져 있다<sup>[2]</sup>. 해당 차가경매는 신뢰성 있는 자원할당이 가능하므로 널리 사용된다. 그러나 자원판매자 입장에서는 최대 비딩값을 얻는 것이 아니라 두 번째로 큰 비딩값을 얻으므로 이득이 최대화되지 않는 단점이 존재한다. 따라서 차가경매를 기본으로 하여 신뢰성 있는 동작을 담보함과 동시에 자원판매자의 이득을 증가하는 알고리즘이 제안되어 왔다.

## 2.2 딥러닝기반 최적 경매

자원판매자의 이득을 높이기 위해서 Myerson 옥션에서는 비딩값 그대로 사용하지 않고 가상의 비딩값으로 변환하여 경매를 수행한다. 즉 각 경매참여자는 자기 자신만의 가상의 변환함수를 가지며 이는 비딩값이 높을수록 그 가상의 변환값도 높아야 하므로 단조증가함수이며  $b_i$  경매참여자의 가상함수를  $\phi_i$ 라 하자. 따라서  $\{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 로 차가경매를 수행하지 않고  $\{\phi_1(v_1), \phi_2(v_2), \dots, \phi_N(v_N)\}$ 로 차가경매를 수행한다. 이 값들 중에서 가장 큰 값을 제시하는 경매참여자가 해당 자원을 획득한다. 이 때에 지불해야할 금액은 가상의 금액일 수 없으므로 실제 금액으로 변환하여 지불한다. 이는 차가를 제시한 경매참여자의 함수의 역함수를 활용하여 원래 금액을 복원하여 지불하며, 최고가와 차가 비딩을 한 경매참여자를  $b_i$ 와  $b_j$ 일 때에  $\phi_j^{-1}(\phi_i(v_i))$ 가 실제 낙찰받은 경매참여자가 지불해야할 금액이다.

이를 딥러닝(DL: Deep Learning) 함수로 표현하면

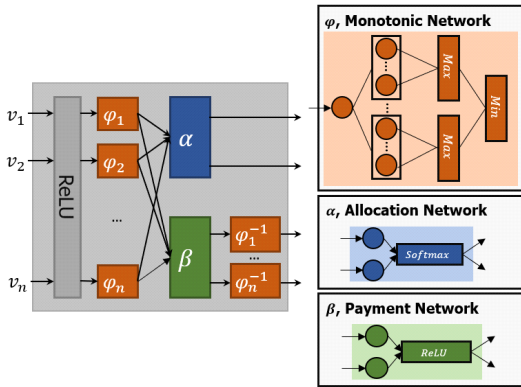


그림 1. 차가경매 연산을 위한 딥러닝 구조  
Fig. 1. Deep learning architecture for SPA

단조네트워크(Monotonic Network,  $\phi$ )을 구성하여 단조증가함수로 표현된 가상의 함수를 근사한다. 이 중에서 최댓값을 추출하여 누가 낙찰을 받는 경매 참여자인지를 결정하기 위한 딥러닝 네트워크가 필요하며 이는 Softmax를 기반으로 설계가능하다. 이 네트워크의 이름은 할당네트워크(Allocation Network,  $\alpha$ )이라 명명한다. 마지막으로 해당 낙찰받은 경매당사자가 지불해야할 실제 지불가격을 연산하는 딥러닝네트워크가 필요하며 이는  $\phi_j^{-1}(\phi_i(v_i))$ 에 근거하여 단조네트워크 함수의 역함수가 되며 이는 지불네트워크(Payment Network,  $\beta$ )라 명명한다. 위 딥러닝 네트워크를 통합한 최종 모델은 [그림 1]과 같다.

해당 구조를 PyTorch로 구현하여 가우시안 분포를 따르는 비딩값으로 실험한다. 따라서 위의 [그림 1]에서는 음수의 비딩값을 방지하기 위하여  $\{v_1, v_2, \dots, v_N\}$  값을 입력받은 후에 ReLU함수를 적용한다. 위 실험 결과는 다음의 [표 1]과 같다. 일반적인 차가경매를 쓸 경우  $b_4$ 가 최대 비딩을 하여 낙찰을 받고  $b_5$ 는 차가를 제시하였으므로 실제  $b_4$ 는  $b_5$ 의 비딩값인 0.3734를 자원판매자에게 지불한다.  $b_1, b_2, b_3$ 은 가우시안 분포에 따라 음수 비딩값이 생성되어 본 경매에서는 제외되었다. 그러나 딥러닝모델을 사용할 경우 Allocation에서 보는 바와 같이  $b_4$ 가 여전히 최대의 비딩값을 제시하므로 낙찰을 받음은 변함이 없고 Payment에서 보는 바와 같이 낙찰받은  $b_4$ 가 지불하는 금액은 0.4428이다. 이는 일반적인 차가경매보다 0.0694 (0.4428-0.3734)만큼 자원제공자의 이득을 높이며 이는 최고가경매에서의 이득인 0.4430과는 불과 0.0002밖에 차이가 나지 않는다. 더불어 차가경매를 기반으로 하므로 신뢰성 있는 알고리즘이기도 하다.

표 1. 딥러닝기반 최적경매 알고리즘의 구현 및 성능평가 결과 (5명의 경매참여자를 기반으로 한 성능평가)  
Table 1. Performance evaluation of deep learning-based optimal auction (5 auction participants)

	$b_1$	$b_2$	$b_3$	$b_4$	$b_5$
Bids	-1.2201	-1.2892	-0.5140	<b>0.4430</b>	<b>0.3734</b>
Allocation	0.0002	0.0002	0.0002	0.4972	0.4822
Payment	0.0000	0.0000	0.0000	<b>0.4428</b>	0.3329

결과적으로 딥러닝연산을 사용할 경우에 자원제공자의 이득을 근사하여 높임과 동시에 신뢰성 있는 분산 자원할당 알고리즘 설계가 가능하다.

### III. 데이터과학 플랫폼 응용

클라우드 컴퓨팅 기반 데이터과학 플랫폼에서는 다양한 연구가 이루어지고 있으며 해당 연구는 데이터의 수집, 처리, 그리고 저장으로 나누어진다. 해당 자원할당 알고리즘은 데이터 처리에 중점적으로 활용 가능하며 매우 많은 양의 데이터를 실시간으로 처리해야 하는 데이터과학 플랫폼에서 주변 모바일 기기들이 경매절차를 통하여 처리해야 할 데이터를 분배하는 문제에 활용할 수 있다. 이 경우 모바일 기기들은 자신이 제공할 수 있는 컴퓨팅자원을 바탕으로 비딩을 수행하고 가장 많은 자원을 제공할 수 있는 기기를 선택함에 있어 차가경매를 활용한다. 이러한 신뢰성 있는 자원할당을 위한 차가경매를 수행하는 동시에 딥러닝기반 연산을 수행함으로써 실제 연산을 수행할 기기가 자신의 자원을 최대한 활용하게 하여 빅데이터 시스템 처리 성능을 향상시킬 수 있다.

### IV. 결론

본 논문에서는 자원할당 문제에서 차가경매 알고리즘을 논하고 해당 알고리즘이 가지는 신뢰성 보장이란 의미를 소개한다. 더불어 차가경매가 가지는 단점인 자원제공자의 이득 저하 현상을 방지하기 위한 딥러닝기반 최적 경매를 소개하고 이에 대한 실험적인 결과를 제시하였다. 마지막으로 모바일 엣지 컴퓨팅기반 데이터과학 플랫폼에서의 해당 딥러닝기반 최적경매 알고리즘이 적용 가능한 시나리오에 대해서 논한다.

## References

- [1] H. Lee and J. Kim, "Auction-based deep learning computation offloading in mobile clouds," in *Proc. KICS Conf.*, Yongpyong, Korea, Feb. 2021.
- [2] M. J. Shin, J. Kim, and M. Levorato, "Auction-based charging scheduling with deep learning framework for multi-drone networks," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 68, no. 5, pp. 4235-4248, May 2019.
- [3] X. Wang, X. Chen, and W. Wu, "Towards truthful auction mechanisms for task assignment in mobile device clouds," in *Proc. IEEE INFOCOM*, Atlanta, GA, May 2017.