

비선형 효용함수 기반의 이중경매 모형 : 시장 최적화를 위한 유전자 알고리즘 접근법

최진호* · 안현철**†

A Double Auction Model based on Nonlinear Utility Functions :
Genetic Algorithms Approach for Market Optimization

Jin Ho Choi* · Hyunchul Ahn**

■ Abstract ■

In the previous double auction research for the market optimization, two basic assumptions are usually applied - (1) each trader has a linear or quasi-linear utility function of price and quantity, and (2) buyers as well as sellers have identical utility functions. However, in practice, each buyer and seller in a double auction market may have diverse utility functions for trading goods. Therefore, a flexible and integrated double auction mechanism that can integrate all traders' diverse utility functions is necessary. In particular, the flexible mechanism is more useful in a synchronous double auction because traders can properly change utilities in each round. Therefore, in this paper, we propose a flexible synchronous double auction mechanism in which traders can express diverse utility functions for the price and quantity of the goods, and optimal total market utility is guaranteed. In order to optimize the total market utility which consists of multiple complex utility functions of traders, We show the viability of the proposed mechanism through a several simulation experiments.

Keyword : Double Auction, Utility Theory, Genetic Algorithm, Optimization

논문접수일 : 2006년 11월 03일 논문게재확정일 : 2008년 01월 15일

* 세종대학교 경영학부

** 성신여자대학교 사회과학대학 경영학과

† 교신저자

1. 서론

일반적으로 경매는 시장참여자들의 입찰을 기반으로 자원할당과 가격을 결정하는 명확한 규칙을 가진 시장 모형이라고 정의할 수 있다[14]. 전자상거래의 폭발적 증가에 힘입어 온라인 경매도 큰 관심을 받아왔으며, 인터넷 상에서 자원 및 작업량 할당을 위한 가장 범용적이고 일반적인 거래 모형 중의 하나가 되었다. 많은 경제학 연구문헌들이 이론적 또는 실험적으로 경매방식의 효율성에 대해 제시하고 있다. 단일상품을 거래하는 대부분의 전통적인 경매방식은 단측경매(one-sided auctions)로서, 다수의 구매자가 한명의 판매자에 의해 판매되는 상품을 위해서 경쟁하거나 다수의 판매자가 한명의 구매자에게 물건을 팔기 위해 서로 경쟁하게 된다. 반면 다중경매(double auction)의 경우에는 각 구매자와 판매자는 구매 또는 판매입찰을 동시에 할 수 있다[2, 3, 10, 11]. 이 때 거래는 구매자의 입찰금액이 판매자의 입찰금액과 동일하거나 초과할 때 이뤄진다. 다중경매는 크게 동기화 다중경매(synchronous double auction)와 비동기화 다중경매(asynchronous double auction)로 구분된다. 동기화 또는 비동기화 다중경매의 가장 큰 차이점은 경매과정에서 거래자들의 참여 시간이 이산적인지, 연속적인지의 여부이다[18]. 즉 각 참여자가 다수 라운드로 구성된 반복적인 거래프로세스 상에서 각 라운드별로 일정 시간내 입찰을 하는지 또는 연속적인 거래프로세스상의 어떤 순간에서든 입찰이 가능한지에 따라 구분된다.

경매 모형을 설계하는데 있어서 중요한 문제들은 모형의 효율성 평가 및 거래과정에 참여하는 구매자와 판매자의 이익을 어떻게 반영하느냐 하는 것이다. 이를 위해서 사용되는 일반적인 기준 가운데 하나가 바로 거래과정에 참여하는 참여자들의 총 효용이다[14]. 효용함수를 사용함으로써, 더욱 일반적인 관점에서 각 참여자들의 주관적 선호도를 평가할 수 있다[13]. 그렇다면 문제는 바로 각 참여자의 선호도를 표현하는 효용함수를 어떻게 정의하느냐

하는 것이다. 다중경매에 대한 대부분의 기존 연구들은 구매자와 판매자의 효용함수를 선형(linear) 또는 준선형(quasi-linear)으로 표현하였으며, 구매자와 판매자 그룹별로 동일한 효용함수를 갖고 있다고 가정하고 있다[4, 14, 15]. 그러나, 실제로 다중경매에서 각 구매자와 판매자는 거래 상품에 대한 각각의 효용함수를 가질 수 있다. 따라서 다중경매 과정에서 모든 거래자들의 다양한 효용함수를 적절하게 반영할 수 있는 유연한 거래 모형이 필요하다. 특히 이러한 유연한 경매 모형은 각 라운드마다 거래참여자들이 자신의 효용함수를 적절히 변경할 수 있는 동기화 다중경매 상에서 더욱 유용하다.

이러한 동기에 의해 본 연구에서는 각 거래 참여자가 거래 상품에 대해 다양한 효용함수를 표현할 수 있는 유연한 동기화 다중경매 모형을 제안한다. 우리는 이 모형을 비선형 효용함수 기반의 다중경매(double auction based on non-linear utility functions) 모형이라고 지칭한다. 본 모형에서는 일반적인 다중경매에서 각 참여자들의 다양하고 복잡한 효용함수, 그 중에서도 특히 비선형 관계로 구성된 효용함수들을 시장최적화에 반영하는 동시에, 비선형 함수로 구성된 시장의 최적화 도구로서 유전자 알고리즘을 함께 제안한다. 아울러, 본 모형의 유용성 및 실현가능성을 검증하기 위하여, 시뮬레이션(simulation) 기반의 실험 시스템을 구현하여, 다수의 시나리오 하에서 우리 연구의 제안모형이 자원배분의 효과성 관점에서 시장 내 총효용의 개선을 가져오는지 살펴보도록 한다.

본 논문은 크게 다음과 같이 구성된다. 우선 제2장에서는 다중경매 및 효용함수 이론 관련 기존연구를 조사하고, 본 연구에서 최적화 도구로 사용된 유전자 알고리즘에 대해 간략하게 살펴본다. 이어 제3장에서는 본 연구의 제안모형인 비선형 효용함수 기반 다중경매의 이론적 체계와 진행 프로세스에 대해 제시하였으며, 이를 실제적으로 구현할 경우 적용될 수 있는 전반적인 시스템 구조설계를 함께 제시한다. 제4장에서는 제안된 모형의 유용성을 보

여주기 위하여, 시뮬레이션 실험을 통한 성과분석 결과를 제시한다. 마지막 제 5장에서는 본 논문에 대한 요약과 함께 향후 연구과제에 대해 제시하도록 하겠다.

2. 문헌 연구

2.1 다중경매

단측경매에서는 한명의 판매자와 다수의 구매자 또는 한명의 구매자와 다수의 판매자가 경매에 참여하는 반면에 다중 경매에서는 많은 구매자와 판매자가 동시에 경매에 참여한다. 다중경매는 일용품 및 주식 또는 채권과 같은 재무상품을 위한 주요한 거래 모형이 되어 왔다[6]. 각 거래자는 구매 또는 판매 입찰을 동시에 제출할 수 있다. 기본적인 거래 규칙은 가장 높은 구매 입찰과 가장 낮은 판매 입찰을 찾은 것이며 구매입찰가격이 판매입찰가격보다 높으면 거래가 성사된다. 일반적으로 다중경매가 단측경매보다 더 효율적인 것으로 알려져 있다[21]. 실험경제학에서는 다중경매는 크게 동기화된 다중경매와 비동기 다중경매로 구분된다[13]. 이들 둘간의 가장 큰 차이점은 바로 거래 프로세스가 연속적이나 이산적이나 하는 것이다[15]. 비동기화 다중경매에서는 새로운 경쟁적 입찰이 들어오는 순간 바로 판매자와 구매자간 매칭이 이뤄지는 반면, 동기화 다중경매에서는 참여자들이 각 라운드내 지정된 일정시간동안 입찰을 하게 되며, 각 라운드별 완료시점에 구매자와 판매자들간의 매칭(matching)이 이뤄짐으로써 거래가 이뤄진다. Hsu와 Soo[13]는 동기화 다중경매의 특성을 다음과 같이 제시하였다. 첫째, 각 라운드에서 거래 참여자들은 거래 대상 상품에 대해 가격정보를 포함한 입찰을 제출할 수 있다. 둘째, 거래 참여자들은 비공개 입찰을 제출함으로써 각 참여자들의 입찰정보는 다른 참여자들에게 공개되지 않는다. 셋째, 거래 성립 가격은 일정하다. 즉 동일 라운드에서의 성립된 거래들의 가격은 동일하다.

이전 장에서 언급한 것처럼 거래 모형을 디자인 하는데 있어서 가장 중요한 문제는 효율성을 포함한 성과를 평가하는 것이다. 거래 모형의 효율성은 거래 규칙에 따라 거래한 경매 참여자들의 거래 이익의 합으로 정의된다[9]. 가장 일반적인 평가기준은 경매 과정에서 획득한 거래참여자들의 효용(utility)이다.

2.2 효용 이론(utility theory)

효용(인여)은 결과물에 대한 선호도에 기반하여 에이전트가 특정 결과물에 할당하는 만족도 값이다 [19]. 효용이론에 있어서 기본적인 가정은 참여자들은 기대 효용이 최대화되는 대안을 선택한다는 것이다. 효용의 개념은 단일 속성 또는 복수 속성 기반 거래 모두 적용된다. 효용함수는 상품이나 서비스의 속성들에 대한 사용자의 선호도를 나타낸다. 다중경매에서도 각 구매자와 판매자는 거래상품의 속성에 대한 효용함수를 갖게 된다. 예를 들어 한 판매자는 높은 가격에 대해 높은 효용치를 매길 수 있는 반면, 구매자는 낮은 가격에 높은 효용치를 할당할 수 있다.

효용과 관련하여 다중경매는 두 가지 이슈를 갖고 있다. 먼저 구매자와 판매자 관점에서 다중경매의 거래 목적은 거래상품에 대해 어떻게 각 구매자와 판매자가 어떻게 가장 최적화되도록 입찰을 함으로써 거래를 통해 가능한 한 많은 효용을 끌어내느냐 하는 것이다. 아울러 경매자 관점에서 다중경매의 목적은 대상 상품에 대해 가장 높은 (낮은) 값을 책정한 구매자 (판매자)가 최종적으로 상품을 할당받도록 함으로써 총 효용이 극대화되도록 하는 것이다. 이러한 목적을 최적화하기 위해서는 각 참여자들의 다양한 효용함수를 반영할 수 있는 유연한 거래 모형이 필요하다.

그러나 경매 또는 협상에 관한 대부분의 이전 연구는 구매자와 판매자별로 동일 효용함수를 갖고 있다고 가정하며 단지 선형 또는 준선형 효용함수를 가지거나[14, 15], 각 구간별로 일정한 효용함수를 갖고 있다고 가정한다[4]. 이러한 가정은 현실

문제와 거리가 멀다. 왜냐하면 실질적으로 다중경매에 참여하는 많은 거래자들은 대상상품에 대해 다양한 비선형 효용함수를 가질 수 있기 때문이다. 따라서 더욱 실제적인 다중경매 모형을 만들기 위해 기존의 다중경매 모형을 다양한 효용함수와 연계하는 것이 필요하다. 그러나 기존의 다중경매 모형에서 다양한 효용함수의 개념을 고려하는 것은 결코 쉽지 않다. 일반적으로 기존의 다중경매 모형은 심플렉스(simplex) 방법[14]과 같은 단순한 선형모형을 사용하기 때문에 쉽게 최적화 될 수 있다. 그러나 다양한 효용함수 (특히 비선형적인 효용함수)들을 통합하여 최적안을 도출하기 위해서는 비선형 모형을 풀기 위한 방안이 제시되어야 하며, 본 논문에서는 비선형 최적화 문제를 풀기 위한 유용한 대안으로서 유전자 알고리즘을 제안한다.

2.3 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘(GA, genetic algorithm)은 생물학에서 발견되어 온 자연진화에 대한 기본 원리를 활용하여 최적해를 탐색하는 대표적인 인공지능 기반의 최적화 기법 중 하나이다. 기본적으로 유전자 알고리즘은 찰스 다윈(Charles Darwin)이 제시한 자연계의 적자생존의 원칙에 따라, 진화의 과정을 통해 적용 가능한 해 중에서 최적의 해를 찾아내도록 설계되어 있다. 즉, 사전에 정해진 공간을 지능적으로 탐색하여 특정 문제에 대해 최적 혹은 유사최적을 보장하는 해를 찾아내는 최적화 기법이 유전자 알고리즘이라고 소개할 수 있다[12].

유전자 알고리즘은 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 정해진 형태의 자료구조로 표현한 다음, 이들을 점차적으로 변형함으로써 점점 더 좋은 해들을 생성하게 된다. 즉, 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 주로 이진수 형태로 구성되는 염색체로 표현한 다음, 이들을 점차적으로 진화시킴으로써 점점 더 좋은 해들을 생성해 나가는 것이다. 이러한 각각의 가능한 해를 유전자 알고리즘에서는 유기체(organism) 또는 개체(individual)라

호칭하며, 이들의 집합을 개체군(population) 이라 한다. 하나의 개체는 보통 한 개 또는 여러 개의 염색체로 구성되며, 이러한 염색체를 마치 자연계의 진화과정처럼 세대(generation)가 거듭됨에 따라, 여러 연산자들이 적용되면서 진화해 나가게 된다. 이 때, 염색체들에 적용되는 유전자 알고리즘의 연산자를 유전 연산자(genetic operator)라 하는데, 유전 연산자에는 일반적으로 다음의 3가지가 가장 널리 사용된다. 첫 번째 선택(selection) 연산자는 집단 중에서 적응도의 분포에 따라, 다음의 단계로 교배를 행하는 개체의 생존을 결정하는 연산자이다. 예를 들어, 적응도가 70%로 설정되어 있다면, 이전 세대의 개체들 중에서 성과가 우수한 70%의 개체들만이 다음 세대에 자손을 생성하게 된다. 두 번째 교배(crossover) 연산자는 2개의 염색체 사이에서 유전자를 바꾸어 넣어 새로운 개체를 발생시키는 방법을 말한다. 이를 통해, 우성의 개체들을 결합한 새로운 개체를 생성시켜 보다 나은 결과에 근접할 수 있도록 진화를 유도해 갈 수 있다. 마지막, 돌연변이(mutation) 연산자는 유전자의 어떤 부분의 값을 다른 값으로 강제로 변화시키는 연산자를 의미한다. 이러한 돌연변이는 선택이나 교배 연산자로 인한 진화의 과정이 국소 최적화(local optimization)에 빠지지 않도록 방어하는 역할을 해 주는 중요한 연산자라고 할 수 있다. 하지만 돌연변이를 발생시키는 돌연변이율(mutation rate) 너무 높은 경우, 학습이 빠르게 수렴되지 않고 효율적인 탐색을 방해할 수가 있으므로, 일반적으로 돌연변이율은 매우 작은 값으로 설정된다.

유전자 알고리즘을 이용하여 어떤 문제에 대한 해를 찾기 위해서는 먼저 두 가지의 준비 작업이 필요하다. 하나는 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해를 염색체의 형태로 표현(encoding) 하는 것이다. 이와 관련해서는 일반적인 이진수의 형태로 염색체의 구조를 구성하는 방법이 가장 널리 사용되고 있다. 또 다른 사전작업은 적합함수(fitness function)을 결정하는 것이다. 적합함수란 각 염색체가 문제를 해결하는데 얼마나 좋은지를 측정하기

위한 평가함수를 의미한다. 이러한 적합함수는 풀고자 하는 문제의 목적함수로 설정되는 것이 일반적이다.

유전자 알고리즘은 해결방법이 알려져 있지 않은 문제에 대해서도 탐색을 통해 최적해 혹은 유사 최적해를 찾을 수 있는 방법론이라는 강점으로 인해, 지금까지 의료진단, 물류관리, 도시설계, 통신, 마케팅 등 다양한 분야의 최적화 문제에 활발하게 적용되어 왔다[5]. 하지만 유전자 알고리즘을 경매 분야에 적용한 연구는 그다지 많지 않은데, 대표적으로 가상의 온라인 경매시장에 참여하는 거래 에이전트들의 각종 파라미터값들을 최적화하는데 유전자 알고리즘을 적용한 Cliff[7]의 연구와 유전자 알고리즘으로 경제학적인 관점에서 다수의 판매자와 구매자가 참여하는 다중경매시장에서의 균형상태를 유전자 알고리즘으로 해결하고자 한 Dawid[8]의 연구를 들 수 있다. 기본적으로 본 연구에서 제안하고 있는 모형 역시 상기 기존 연구들과 유사한 형태로 유전자 알고리즘을 활용하고 있다. 하지만, 본 연구는 비선형 효용함수를 반영하여, 다중경매 설계를 최적화한다는 점에서 기존의 연구들과 차별화된다고 할 수 있다.

3. 비선형 효용함수 기반의 다중경매 모형

3.1 이론적 배경

일반적으로 최적 입찰자 선정을 위한 다중경매 모형은 아래에 제시된 것처럼 시장전체의 효용(판매자 효용과 구매자 효용의 합)을 극대화하는 최적 가격($P_{i,j,a}$)과 수량($Q_{i,j,a}$)을 산출하는 모형으로 구성되어 있다[11].

$$\max \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{a=1}^k (P_{i,j,a} - P_{i,a}^{WILL}) \cdot Q_{i,j,a} + \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{a=1}^k (P_{i,a}^{WILL} - P_{i,j,a}) \cdot Q_{i,j,a}$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } & \sum_{i=1}^m Q_{i,a} - \sum_{j=1}^n Q_{j,a} = 0 \\ & \forall i \in S, \forall j \in B, \forall a \in \{1, \dots, k\} \\ & P_{i,j,a} \geq P_{i,a}^{WILL} \quad \forall i \in S, \forall j \in B, \forall a \in \{1, \dots, k\} \\ & 0 \leq Q_{i,a} \leq Q_{i,a}^{MAX} \\ & \forall i \in S, \forall j \in B, \forall a \in \{1, \dots, k\} \end{aligned}$$

m : 총 판매자 수

n : 총 구매자 수

k : 총 상품 수

$P_{i,j,a}$: 판매자 i 와 구매자 j 간에 거래되는 상품 a 의 가격(의사결정변수 1)

$Q_{i,j,a}$: 판매자 i 와 구매자 j 간에 거래되는 상품 a 의 수량(의사결정변수 2)

$P_{i,a}^{WILL}$: 판매자 i 의 상품 a 에 대한 최소 수용 판매 가격

$P_{j,a}^{WILL}$: 구매자 j 의 상품 a 에 대한 최대 수용 구매 가격

$Q_{i,a}^{MAX}$: 거래자 i 의 상품 a 의 최대 수용 가능 수량

S : 총 m 명으로 구성된 판매자 집합

B : 총 n 명으로 구성된 구매자 집합

위 식에서 보여진 것처럼, 경매에서의 효용은 기대 가격 대비 실제 거래된 가격간의 가격의 차이(ΔP)와 거래 수량의 곱에 의해 계산된다. 대부분의 기존 연구에서는 효용이 가격 또는 수량에 기반한 선형 관계를 가지는 것으로 가정한다. 그러나 이러한 가정은 매우 비현실적이다. 왜냐하면 대부분의 거래자들은 수용 가능한 가격과 수량의 범위에서 비선형 효용을 가지기 때문이다. 예를 들어, 10원의 한 상품을 구매할 때 100% 만족하는 한 구매자가 있다고 가정할 경우, 20원에 해당 상품을 구매할 경우 정확히 50% 만족할 가능성은 매우 낮다. 왜냐하면, 이 사람의 만족도 수준은 그의 가격에 대한 민감도에 따라 달라지기 때문이다. 만약 그가 가격에 대해 매우 민감하다면 그는 20원에 해당 상품을

구매할 경우 20%의 만족도를 보일 수 있다. 또한 가격에 대해 다소 덜 민감하다면 같은 상황에서 70%의 만족도를 보일 수 있다. 이러한 취지에서 본 연구에서는 최적화 모형에서 사용되는 '가격' 및 '수량' 변수를 각 거래자의 민감도를 반영한 '조정된 가격'과 '조정된 수량'으로 대체하고자 한다. 조정된 가격과 수량은 각각 가격과 수량에 관한 조정 함수로 나타낼 수 있다[20]. 본 연구에서 f_2^j 는 거래자 i 의 가격에 관한 조정 함수를 나타내며, f_1^i 는 거래자 i 의 수량에 관한 조정 함수를 나타낸다. 이들 조정된 가격함수와 수량함수가 반영된 최적화 모형의 목적함수는 아래의 식과 같이 정의될 수 있다.

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{a=1}^k (f_1^i(P_{i,j,a}) - P_{i,a}^{WILL}) \cdot f_2^i(Q_{i,j,a}) \\ & + \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n \sum_{a=1}^k (P_{j,a}^{WILL} - f_1^j(P_{i,j,a})) \cdot f_2^j(Q_{i,j,a}) \\ & \quad \forall i \in S, \forall j \in B, \forall a \in \{1, \dots, k\} \end{aligned}$$

- f_1^i : 판매자 i 의 가격에 관한 조정함수
- f_2^i : 판매자 i 의 수량에 관한 조정함수
- f_1^j : 구매자 j 의 가격에 관한 조정함수
- f_2^j : 구매자 j 의 수량에 관한 조정함수
- $P_{i,j,a}$: 판매자 i 와 구매자 j 간에 거래되는 상품 a 의 실제가격
- $Q_{i,j,a}$: 판매자 i 와 구매자 j 간에 거래되는 상품 a 의

실제수량

$P_{i,a}^{WILL}$: 판매자 i 의 상품 a 에 대한 최소 수용 판매 가격

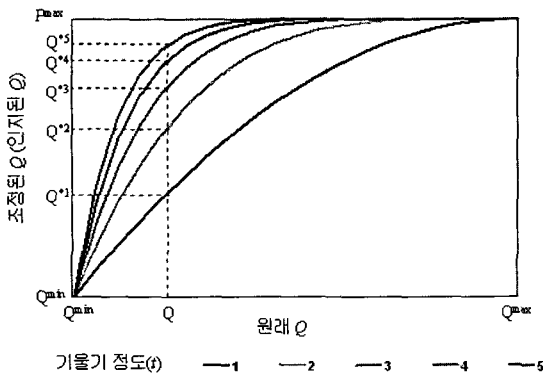
$P_{j,a}^{WILL}$: 구매자 j 의 상품 a 에 대한 최대 수용 구매 가격

위 목적함수식을 통해 우리는 시장이 균형을 이루는, 즉 시장 전체의 효용이 최대화 되는 판매자-구매자간 상품 가격과 수량을 찾을 수 있게 된다. 즉, 상기 목적함수식을 극대화하는 $P_{i,j,a}$ 와 $Q_{i,j,a}$ 를 찾는 것이 본 모형의 최종 목표라고 할 수 있다.

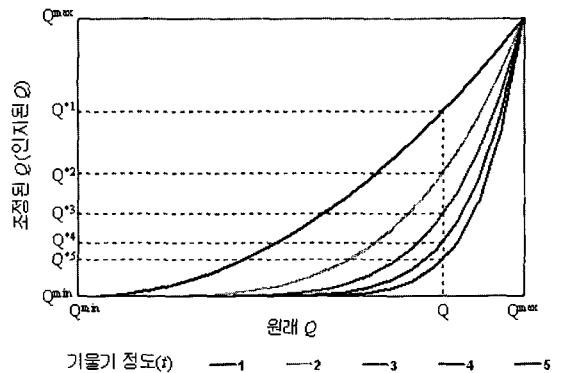
그런데, 앞서 예를 들어 설명한 바와 같이 일반적으로 f_1^i 과 f_2^j 는 선형 관계를 나타내지 않는다. 이에, 본 연구에서는 이러한 조정 함수들이 가질 수 있는 대표적인 비선형 관계의 유형으로서 선증가(先增加, early growth) 유형과 후증가(後增加, late growth) 유형의 2가지를 제시하고자 한다. [그림 1]의 (a)는 거래수량 Q 에 대한 선증가 함수 유형을 나타내고 있으며, (b)는 거래수량 Q 에 대한 후증가 함수 유형을 도식적으로 표현하고 있다.

(1) 선증가 유형

[그림 1]의 (a)에서 보여지는 것처럼, 선증가 유형은 조정함수가 대상구간에서 오목(concave)한 형태를 보이며, 이는 미분 함수가 해당 구간에서 감소



(a) 선증가(先增加) 유형



(b) 후증가(後增加) 유형

[그림 1] 비선형 효용함수의 유형

하고 있음을 의미한다. 선증가 유형에서는 원래값이 최소값에 가까울 때는 원래값이 한 단위 증가할 때마다 조정값이 증가하는 폭이 크지만, 최대값에 가까워질수록 그 증가폭이 감소하는 형태를 나타내게 된다. 즉, 원래값이 커지면 커질수록 조정값의 증가폭은 오히려 채감하는 함수의 유형이 선증가 유형이라고 할 수 있다.

이러한 선증가 유형은 거래자의 수량에는 적용이 될 수 있으나, 가격에는 적용이 될 수 없다는 특징을 가지고 있다.¹⁾ 때문에 본 연구에서는 수량의 조정함수로 설정된 f_2 에 대해서만 아래와 같이 선증가 유형의 함수를 정의하였다.

판매자의 수량조정함수

$$f_2^i(Q_{i,j,a}) \left\{ - \left(\frac{Q_{i,j,a}}{Q_{i,a}^{MAX}} - 1 \right)^{2t} \right\} \cdot Q_{i,a}^{MAX}$$

$\forall i \in S, \forall j \in B, \forall a \in \{1, \dots, k\}$

구매자의 수량조정함수

$$f_2^i(Q_{i,j,a}) \left\{ - \left(\frac{Q_{i,j,a}}{Q_{j,a}^{MAX}} - 1 \right)^{2t} \right\} \cdot Q_{j,a}^{MAX}$$

$\forall i \in S, \forall j \in B, \forall a \in \{1, \dots, k\}$

t : 기울기 정도($t=1, 2, 3, 4, 5$)

(2) 후증가 유형

반면 후증가 유형은 함수 f_1^i 과 f_2^i 가 대상구간에서 볼록(convex)한 형태를 보이며, 이는 [그림 1]의 (b)에서 보는 것처럼 미분 함수가 해당 구간에서 증가하고 있음을 의미한다. 후증가 유형에서는 구매자/판매자의 수량 조정함수는 물론 가격의 조정 함수도 정의될 수 있는데, 수식으로 표현하면 아래와 같이 정리될 수 있다.

판매자/구매자의 가격조정함수

$$f_1^i(P_{i,j,a}) = \left(\frac{P_{i,j,a} - P_{i,a}^{WILL}}{P_{j,a}^{WILL} - P_{i,a}^{WILL}} \right) \cdot (P_{j,a}^{WILL} - P_{i,a}^{WILL}) + P_{i,a}^{WILL} \quad \forall i \in S \cup B, \forall a \in \{1, \dots, k\}$$

판매자의 수량조정함수

$$f_2^i(Q_{i,j,a}) = \left(\frac{Q_{i,j,a}}{Q_{i,a}^{MAX}} \right)^{2t} \cdot Q_{i,a}^{MAX}$$

$\forall i \in S, \forall j \in B, \forall a \in \{1, \dots, k\}$

구매자의 수량조정함수

$$f_2^i(Q_{i,j,a}) = \left(\frac{Q_{i,j,a}}{Q_{j,a}^{MAX}} \right)^{2t} \cdot Q_{j,a}^{MAX}$$

$\forall i \in S, \forall j \in B, \forall a \in \{1, \dots, k\}$

t : 기울기 정도 ($t=1, 2, 3, 4, 5$)

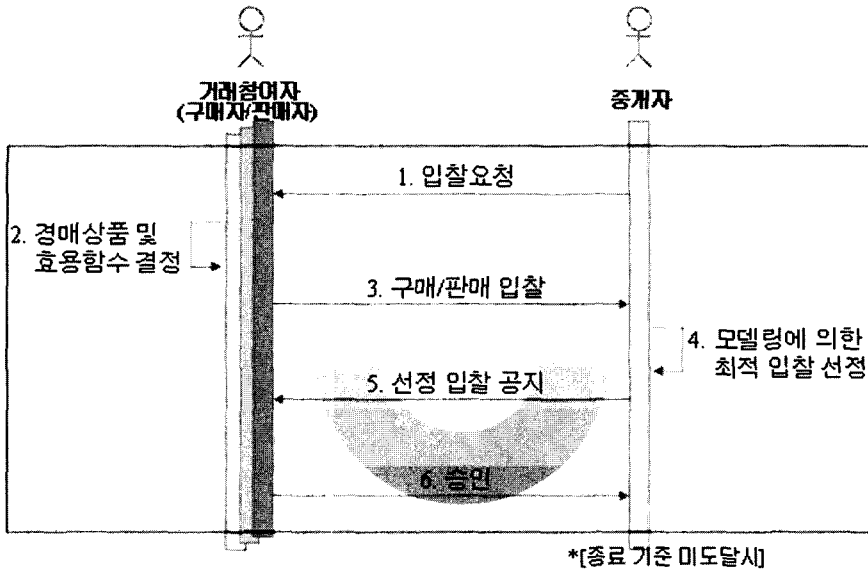
1) 수량의 경우에는 ‘재고비용 증가’ 라든가, ‘관리비용 증가’ 등의 문제로 인해, 수량이 최대값에 가까워지면 가까워질수록 효용의 증가폭이 채감하는 경우가 생길 수 있다. 하지만, 가격의 경우에는 이와 같은 제약이 생길 경우가 사실상 없다고 할 수 있다. 인간의 욕구는 사실상 무한대이므로, 가격은 높으면 높을수록 항상 더 좋은 다다익선(多多益善)의 원칙이 적용된다고 보는 것이 합리적이기 때문이다. 이러한 맥락에서 보면, 판매자의 경우 더 비싼 가격으로 물건을 팔수록 효용의 증가폭은 체증한다고 보는 것이 합리적이다. 마찬가지로 구매자의 경우에는 더 비싼 가격으로 물건을 살수록 효용의 감소폭이 체증한다고 보는 것이 합리적이다. 때문에, 본 연구에서는 가격에 대한 조정함수는 효용의 증가폭이 ‘체증’의 원리를 따르고 있는 후증가 함수만 가질 수 있다고 가정하고 모형을 설계하였다. 반면에 수량에 대한 조정함수는 효용에 대한 증가폭이 ‘채감’ 혹은 ‘체증’의 원리를 모두 따를 수 있다고 판단하여, 선증가와 후증가 유형을 모두 가질 수 있다고 가정하였다.

3.2 비선형 효용함수 기반 다중경매의

동시프로세스

동기화된 다중경매에서는 각 라운드별로 참여자들의 입찰이 동시에 이뤄지며, 낙찰은 각 라운드별 마지막 시점에서 결정된다. [그림 2]는 본 논문에서 제안한 동기화된 거래 프로토콜이며, 본 모형은 다수의 구매자와 판매자가 참여하는 일반 다중경매와 마찬가지로 한 명의 중개자에 의해 조정된다.

거래 프로세스는 다음과 같다. 먼저 중개자가 시장을 열고 입찰참여를 요청한다(단계 1). 이 단계에서 각 라운드의 허용 입찰시간 및 거래 규칙도 함께 공지된다. 그 다음 단계에서 각 구매자들과 판매자들은 거래하고자 하는 상품 및 해당 상품의 효용함수를 결정한다(단계 2). 각 라운드별로 참여



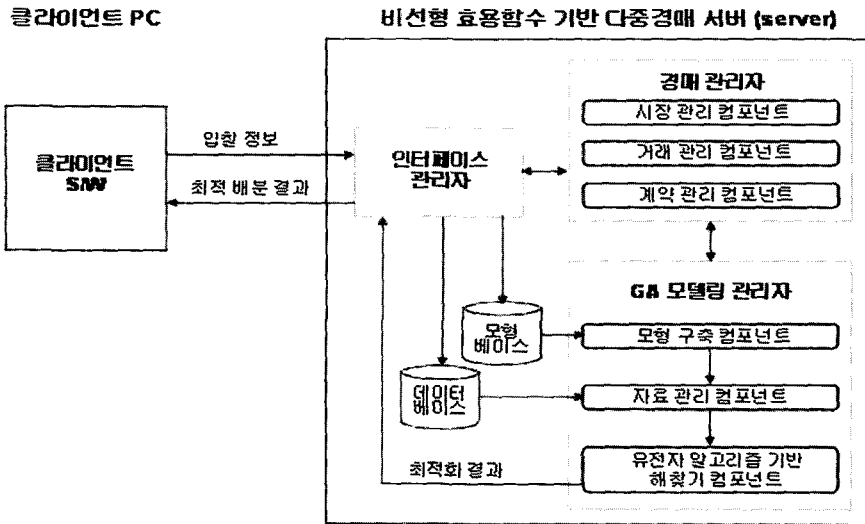
[그림 2] 동기화된 효용기반 다중경매 프로세스

자들은 정해진 시간 내에 중개자에게 비공개 방식으로 입찰한다(단계 3). 따라서 판매 또는 구매 입찰을 제출하는 과정에서 각 참여자들은 해당 라운드 내 다른 참여자들에 의해 제출된 입찰내역을 알지 못한다. 중개자는 구매자 및 판매자로부터 제출된 입찰 내역을 통합 후 최적화 모형을 통해, 최적의 구매 및 판매 입찰을 선택한다(단계 4). 중개자는 선정된 구매자와 판매자에게 선정결과를 공지한다(단계 5). 선정결과를 받은 구매자와 판매자는 결과에 만족할 경우 이를 승인한다(단계 6). 위에서 박스 형태로 표시된 영역 내에 있는 프로세스들은 종료조건에 도달할 때까지 동일한 과정을 가지는 다음 라운드로 넘어간다. 경매는 다음의 두 조건중의 하나를 만족할 경우 종료된다. 사전에 정의된 라운드에 도달하거나, 더 이상 참여하는 판매자 또는 구매자가 없을 경우. 각 라운드가 종료되며, 선정결과에 만족한 판매자와 구매자는 경매를 마친다. 반면 결과에 만족하지 않는 거래참여자들은 그들의 효용함수와 상품의 입찰 가격 및 수량을 포함한 거래 요구조건을 변경하면서 다음 라운드에 참여할 수 있다. 새로운 입찰자 또한 각 라운드에 참여할 수 있다.

3.3 비선형 효용함수 기반 다중경매 시스템 구조설계

비선형 효용함수 기반 다중경매 시스템의 전체 구조설계는 [그림 3]에 제시하였다. 다중경매 시스템에서 각 판매자와 구매자는 자신의 클라이언트 소프트웨어를 통해 입찰을 하며, 비선형 효용함수 기반 다중경매 서버로부터 최적으로 매치(match)된 결과를 전송받는다. 다중경매 서버는 거래 행위들을 관리하며 유전자 알고리즘에 기반한 최적화된 모델링을 수행한다. 다중경매 서버는 인터페이스 관리자, 경매 관리자 및 유전자 알고리즘 모델링 관리자로 이뤄져 있다.

- 인터페이스 관리자 : 인터넷을 통해 구매자와 판매자의 입찰 요청 및 거래 상품과 효용함수의 유형을 받아들이며, 유전자 알고리즘을 통해 최적화된 모델링 결과를 제공한다.
- 경매 관리자 : 이는 세 가지 컴포넌트로 구성되어 있다. 시장 관리 컴포넌트는 다중경매를 열고, 경매참여를 요청한다. 또한 거래 관리 컴포넌트는 경매 프로세스 상에서 다수 구매



[그림 3] 효용기반 다중경매 시스템 구조 설계

자와 판매자 및 중개자 간의 메시지 흐름을 관리한다. 마지막으로 계약 관리 컴포넌트는 다수의 구매자와 판매자 사이의 계약과정을 지원한다.

- 유전자 알고리즘 모델링 관리자 : 위의 경매 관리자와 동일하게 본 관리자도 세 가지 컴포넌트로 이뤄져 있다. 모형 구축 컴포넌트는 참여자로부터 모든 데이터를 통합하여 조정된 총효용을 극대화하는 비선형 모형을 만든다. 한편, 유전자 알고리즘 기반의 해 찾기 컴포넌트는 유전자 알고리즘을 사용하여 제시된 모형의 최적 자원배분을 결정한다. 끝으로, 자료 관리 컴포넌트는 거래 상품 데이터 및 모델링을 위해 필요한 모형의 제약조건들을 관리한다.

4. 실험설계 및 실험결과

4.1 실험설계

본 연구에서는 시뮬레이션 실험을 통해 비선형 효용함수 기반 다중경매의 유용성을 검증하고자 하였다. 본 실험을 위해서 우선 가상의 판매 및 구매

입찰을 임의로 생성하는 기능을 포함한 비선형 효용함수 기반 다중경매 최적화 소프트웨어를 개발하였다. 본 실험용 소프트웨어는 마이크로소프트 엑셀 2003에 VBA(Visual Basic for Application)로 작성된 경매용 프로그램을 결합하는 방식으로 제작되었으며, 전통적인 선형 계획법 방식의 다중경매 최적화와 본 연구에서 제안하는 비선형 최적화를 모두 수행할 수 있도록 설계하여, 그 결과를 서로 비교할 수 있게끔 하였다. 선형계획법을 활용한 전통적인 다중경매 최적화의 경우, 엑셀 소프트웨어에 내장된 해 찾기(Solver) 기능을 이용해 정수계획법을 수행하도록 프로그래밍하였다. 한편 본 연구에서 제안하는 비선형 효용함수 기반의 다중경매 최적화는 유전자 알고리즘을 구현해 주는 상용 프로그램 중 하나인 Palisade Software사의 Evolver Industrial Edition version 4.08을 이용해 수행하도록 설계하였다.

실험은 우선 다음의 <표 1>에 제시되어 있는 바와 같이, 총 4가지 시나리오에 대해 각 시나리오당 10회씩 실험을 반복 수행하였다.

<표 1>에서 볼 수 있듯이 각 시나리오는 경매에 참여하는 판매자수와 구매자수를 차별화하여 설정하고 있다. 이는 경매 참여자가 늘어날수록, 본

<표 1> 실험 시나리오 구성 현황

구 분	거래 아이템수	판매자 수	구매자 수	전체 참여자수
시나리오 A	1	3	3	6
시나리오 B	1	5	5	10
시나리오 C	1	7	7	14
시나리오 D	1	9	9	18

연구에서 제안하는 제안모형이 시장의 총효용에 어떤 영향을 가져오는지 살펴보기 위해 설정한 것이다. 아울러, 각 시나리오에서 거래되는 아이템의 종류는 1개로 통일하여 설정하였다. 실제적으로 거래되는 아이템의 종류가 k 개인 경우라고 하더라도 결국은 특정 대상 아이템 1개에 대한 최적화 모형을 k 번 반복한다는 것을 의미할 뿐, 그 이상의 특별한 의미를 내포하고 있지 못하기 때문이다. 즉, 우리가 최적화 해야 할 모형의 개수가 k 개로 늘어나는 것일 뿐, 가장 기본이 되는 모형은 결국 특정 아이템 하나에 대한 최적화 모형이라고 할 수 있다. 특히 본 연구에서는 전술했듯이 판매자수와 구매자수가 늘어날수록 시장의 총효용에는 어떤 변화

가 오는지를 살펴보고자 하였기 때문에, 가변 요인이 될 수 있는 거래 대상 아이템 수는 1로 고정하고 실험하였다.

유전자 알고리즘과 관련한 실험설계는 다음과 같이 설정하였다. 우선 개체군의 크기는 총 100개의 개체로 설정하였다. 교배율은 70%로 설정하였으며, 돌연변이율은 10%로 설정하였다. 종료조건으로는 총 5000회 동안 최적해를 찾게끔 설정하였는데, 개체군의 크기가 100이므로 결과적으로 총 50세대만큼 진화를 허용했다고 할 수 있다.

4.2 실험결과

다음의 <표 2>는 종합적인 실험결과를 제시하고 있다. <표 2>에서는 각 시나리오 별 10회씩 반복된 실험결과를 제시하고 있다. 본 연구에서는 각 실험마다 최적화 실험을 2차례 수행하였다. 첫 번째 최적화 실험은 전통적인 형태의 다중경매모형에 대한 최적화 실험으로서, 선형함수 형태로 이루어진 목적함수를 선형계획법(정수계획법)을 이용해 최적화하는 실험이다. 이러한 첫 번째 최적화 실험

<표 2> 전체 최적화된 총효용 도출 결과

구 분		실험 번호										평 균
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
시나리오 A	기 존 총효용	1125.0	8531.0	5575.0	1414.0	4168.0	780.0	7476.0	8455.0	5194.0	2475.0	4519.3
	조 정 총효용	2791.0	11759.2	8754.6	2630.4	6741.6	1270.6	17708.2	18750.2	11245.9	3067.5	8471.9
시나리오 B	기 존 총효용	3767.0	5139.0	14954.0	5910.0	7068.0	15467.0	1804.0	28508.0	32249.0	12626.0	12749.2
	조 정 총효용	11068.6	11213.3	28402.2	9140.4	9492.1	27079.8	2847.4	40610.2	49030.0	41425.0	23030.9
시나리오 C	기 존 총효용	13461.0	40829.0	17722.0	20844.0	29468.0	7545.0	44231.0	9524.0	53545.0	19504.0	25667.3
	조 정 총효용	23843.5	94498.9	24505.4	37339.6	30171.9	12070.5	88006.2	12222.4	88967.7	38940.1	45056.6
시나리오 D	기 존 총효용	64657.0	5966.0	71765.0	24812.0	25522.0	9750.0	56006.0	5050.0	61182.0	27908.0	36422.9
	조 정 총효용	78444.6	7788.6	197476.5	10647.6	26874.5	12587.3	94837.9	9945.8	105965.8	51794.9	65079.5

주) * 시나리오 D의 4번째 실험은 유전자 알고리즘의 학습이 충분히 이루어지지 않은 예외적인 경우이므로, 평균 계산에서 제외.

<표 3> 경매 참여자 1인당 평균 총효용 계산 결과

구 분		실험 번호										평 균
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
시나리오 A	기 존 총효용	1125.0	8531.0	5575.0	1414.0	4168.0	780.0	7476.0	8455.0	5194.0	2475.0	753.2
	조 정 총효용	2791.0	11759.2	8754.6	2630.4	6741.6	1270.6	17708.2	18750.2	11245.9	3067.5	1412.0
시나리오 B	기 존 총효용	3767.0	5139.0	14954.0	5910.0	7068.0	15467.0	1804.0	28508.0	32249.0	12626.0	1274.9
	조 정 총효용	11068.6	11213.3	28402.2	9140.4	9492.1	27079.8	2847.4	40610.2	49030.0	41425.0	2303.1
시나리오 C	기 존 총효용	13461.0	40829.0	17722.0	20844.0	29468.0	7545.0	44231.0	9524.0	53545.0	19504.0	1833.4
	조 정 총효용	23843.5	94498.9	24505.4	37339.6	30171.9	12070.5	88006.2	12222.4	88967.7	38940.1	3218.3
시나리오 D	기 존 총효용	64657.0	5966.0	71765.0	24812.0	25522.0	9750.0	56006.0	5050.0	61182.0	27908.0	2023.5
	조 정 총효용	78444.6	7788.6	197476.5	10647.6	26874.5	12587.3	94837.9	9945.8	105965.8	51794.9	3615.5

주) * 시나리오 D의 4번째 실험은 유전자 알고리즘의 학습이 충분히 이루어지지 않은 예외적인 경우이므로, 평균 계산에서 제외.

을 통해 도출되는 최적 효용값을 본 연구에서는 ‘기존 총효용’이라고 표현하고 있다. 반면, 두 번째 최적화 실험은 본 연구에서 제안하는 비선형 함수로 이루어진 조정된 가격, 수량을 반영한 목적함수를 유전자 알고리즘을 이용해 최적화 하는 실험이다. 이 실험을 통해 최종적으로 도출되는 최적 총효용은 ‘조정 총효용’으로 표현하였다.

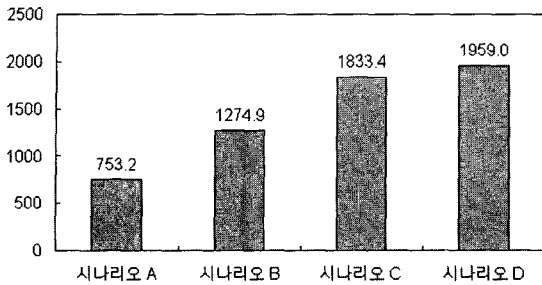
<표 2>에서 볼 수 있듯이, 모든 시나리오에서 전통적인 방식의 다중경매와 본 연구에서 제안한 유전자 알고리즘 기반의 비선형 효용함수를 활용한 다중경매가 서로 다른 총효용값을 도출하고 있음을 확인할 수 있으며, 본 연구에서 제안하는 모형에 의해 도출된 조정 총효용 값이 대부분 우수한 성과를 보이고 있음을 확인할 수 있다.²⁾ 이는 본 연구

의 제안 모형이 기존 방식에 비해 보다 효과적으로 자원을 배분함으로써, 시장 전체의 효용을 증대시키는데 기인한 결과로 해석할 수 있다.

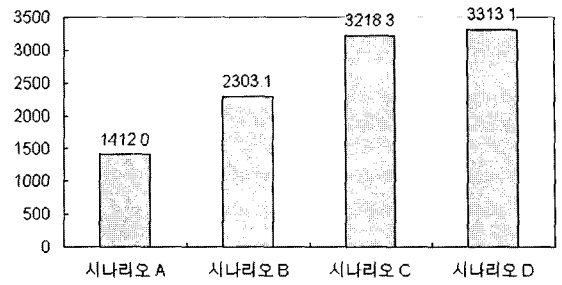
다음의 <표 3>과 [그림 4]는 각 시나리오별로 경매 참여자가 1인당 평균적으로 얻게 된 기존 총효용 및 조정 총효용 값을 보여주고 있다. 이 두 자료에서 볼 수 있듯이 시장의 복잡성이 증가할수록, 즉 시장에 참여하는 거래자의 수가 많으면 많을수록, 경매 참여자 1인당 기존 총효용이나 조정 총효용 모두 그 크기가 점점 증가하고 있는 것을 확인할 수 있다. 이는 경매 시장에 참여하는 사람들이 많을수록, 자원을 더 효율적으로 배분할 수 있는 기회가 더 많아져 시장에 참여하는 개인의 이

2) 예외적으로 시나리오 D의 4번째 실험에서는 조정 총효용보다 기존 총효용의 값이 더 크게 산출되었다. 이는 연구모형 상의 문제가 아닌, 유전자 알고리즘의 최적화 실패에 기인한 것으로 보인다. 유전자 알고리즘은 그 특성상 전통적인 선형계획법이나 정수계획법과 달리 항상 최적해를 보장해 주지 못

하며, 최적해 또는 근접최적해만을 제공해 줄 수 있다. 특히 문제가 복잡해질수록 이런 문제를 야기할 수 있는데, 시나리오 D의 경우 고려해야 할 경매 참여자의 수가 많아 최적화가 충분히 이루어지지 못한 것으로 사료된다. 이러한 시나리오 D의 4번째 실험과 같은 경우는 특이한 예외상황이므로, 이후 전체 평균을 계산할 때 분석 대상에서 제외하였다.



(a) 전통적인 관점에서의 선형 총효용 변화



(b) 본 연구에서 제안한 조정된 총효용 (비선형 총효용) 변화

[그림 4] 시나리오 별 경매 참여자 1인당 평균 총효용 비교

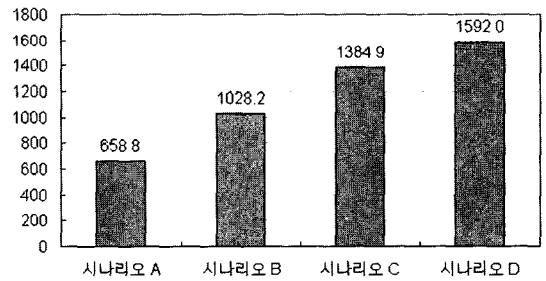
익이 더 증대될 수 있음을 실험적으로 보여주는 결과라고 해석할 수 있다.

아울러, 다음의 <표 4>와 [그림 5]는 각 시나리오에 따라 경매 참여자 1인당 전통적인 총효용과 조정된 총효용 사이의 차이가 어떻게 변화하고 있는지를 보여주고 있다. 앞서 언급했듯이, 조정된 총효용은 전통적인 선형계획법(정수계획법) 기반의 다중경매 모형에 의해 산출되는 전통적인 관점의 총효용에 비해 대부분 더 큰 값을 갖게 된다. 이에 여기서는 그 차이(증가량)가 시장의 복잡성이 증가할수록, 즉 시장에 참여하는 거래자의 수가 많으면 많을수록, 어떤 패턴을 보이는지 확인해 보고자 한 것이다.

<표 4>와 [그림 5]가 제시하고 있듯이, 시장의 복잡성이 증가할수록 경매 참여자 1인당 전통적인 총효용과 조정된 총효용의 차이는 더 늘어나고 있음을 확인할 수 있다. 이는 앞의 <표 3>이나 [그

림 4]와 같은 맥락에서 해석할 수 있다. 즉, 시장의 복잡성이 커질수록 본 연구에서 제안하는 비선형 효용함수 기반의 다중경매 모형이 만들어내는 자원 배분의 변화 효과가 더 크게 나타나게 됨을 의미한다고 해석할 수 있다.

마지막으로, 과연 <표 4>가 보여주고 있는 경매 참여자 1인당 조정된 총효용의 증가량의 차이가 통



[그림 5] 시나리오 별 경매 참여자 1인당 총효용 변화량 비교

<표 4> 경매 참여자 1인당 기존 총효용과 조정 총효용의 차이(조정총효용 - 기존총효용) 변화

구분	실험 번호										전체 평균
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
시나리오 A	277.7	538.1	529.9	202.7	428.9	81.8	1705.4	1715.8	1008.6	98.7	658.8
시나리오 B	730.2	607.4	1344.8	323.0	242.4	1161.3	104.3	1210.2	1678.1	2879.9	1028.2
시나리오 C	741.6	3833.5	484.5	1178.2	50.2	323.3	3126.8	192.7	2530.2	1388.3	1384.9
시나리오 D	765.9	101.3	6984.0	-786.9	75.1	157.6	2157.4	271.9	2488.0	1327.1	1592.0

주) * 시나리오 D의 4번째 실험은 유전자 알고리즘의 학습이 충분히 이루어지지 않은 예외적인 경우이므로, 평균 계산에서 제외.

계적으로 유의한 것인지 아닌지를 판단하기 위해, 본 연구에서는 총 39개의 실험결과에 대해 대응표본 t검정(paired samples t-test)을 수행하였다[1]. 수행 결과, 조정된 총효용 증가량의 경우, t-값은 5.325, p-값은 0.000으로 도출되었는데, 이는 99% 신뢰수준 하에서 통계적으로 유의한 차이가 발생하고 있는 것으로 해석할 수 있다.

5. 결론 및 한계점

본 연구에서 우리는 비선형 효용함수에 기반한 새로운 다중경매 모형을 제시하였다. 이는 경매 관리자가 유전자 알고리즘에 기반한 최적화 모델링을 통해, 모든 거래자의 다양하고 복잡한 효용함수들을 통합하여 시장의 최대 효용을 극대화하는 동기화 다중경매 기법이다. 비선형 효용함수기반 다중경매는 복수 라운드상의 유연하고 반복적인 다중경매 모형으로서, 실무적으로 소위 ad-hoc 공급사슬 형성을 지향하는 구매자 및 판매자에게 전체 시장관점에서의 최적화된 효용을 보장하는 해결책을 제공할 수 있다는 측면에서 그 의의가 크다고 하겠다.

만약 본 연구의 제안모형이 실제 중개에 적용된다면, 중개자는 각 라운드의 종료시점에 모든 거래참여자의 다양한 효용함수를 통합한 총효용함수를 극대화함과 동시에 구매자와 판매자를 매칭시키기 위해 유전자 알고리즘 기반 모델링을 실행하게 될 것이다. 그러면 각 라운드가 종료된 시점에서, 결과에 만족한 판매자와 구매자들은 경매시장을 떠나게 되며, 결과에 만족하지 않는 참여자들과 새로운 참여자들은 자신이 거래하고자 하는 상품에 대한 가격과 수량 및 자신의 효용함수를 재정의하면서 다음 라운드에 참여하는 형태로 다중경매 시장이 지속적으로 진행될 수 있을 것이다.

본 연구의 성과는 다음과 같이 요약할 수 있다. 첫째, 다중경매, 효용함수, 그리고 유전자 알고리즘의 개념을 통합한 동적 효용함수 기반의 다중경매 모형을 새롭게 제시하였다는 점이다. 효용함수 기

반 다중경매에 관한 대부분의 기존 연구는 판매자 그룹 및 구매자 그룹별로 구성원들이 동일한 효용함수를 갖고 있다고 가정하며, 각 거래자 그룹은 그룹내 개별적인 차이를 고려하지 않고 선형 또는 준선형 효용함수를 가지고 있다고 가정한다. 본 연구에서는 이러한 비현실적인 가정을 극복하기 위해, 각 구매자와 판매자의 다양한 효용함수를 반영하는 통합 다중경매 모형을 제안하였다. 특히 가격 혹은 수량에 대한 선증가 및 후증가 유형을 제시함으로써, 효용함수에 대한 다각화가 보다 정형화되고 체계적인 원리에 의해 접근될 수 있도록 이론적 근거를 제공하였다.

그런데, 이러한 비선형 효용함수 기반의 다중경매 모형이 실용적인 가치를 지니기 위해서는, 통합적이고 체계적인 설계가 추가적으로 제시될 수 있어야 한다. 이에, 본 논문은 제안된 모형 내용을 반영한 경매 프로토콜과 시스템 아키텍처를 제시하였다. 이것이 본 연구의 두 번째 의의라고 할 수 있다.

셋째, 본 연구에서는 시뮬레이션에 기반한 실험검증을 통해 비선형 효용함수 기반 다중경매 모형의 실행가능성을 보였으며, 실험을 통해 기존의 다중경매의 효용함수 값을 증가하는 실험 결과를 제시하여 제안모형의 우수성을 검증하였다.

본 연구주제와 관련한 차후 연구 방향은 다음과 같다. 첫째, 본 연구에서 거래참여자는 각 라운드상에서 단지 한 상품에 대한 입찰 및 효용함수를 제시한다고 가정하였다. 이 가정은 각 구매대상 상품의 가치가 서로간에 완전히 독립적인 경우 현실적인 것으로 여겨질 수 있으나 많은 경우에 있어서 한 상품의 효용은 다른 상품의 효용에 의존적이다. 이러한 맥락에서 최근 조합경매(combinatorial auction)에 대한 연구가 이런 주제들을 다루고 있다. 따라서, 동시에 두 가지 또는 그 이상의 상품들에 대해, 조합경매에 기반하여 효용 최적화를 모형화하는 방안에 대한 연구가 향후 필요하다. 둘째, 비선형 효용함수 기반 다중경매 메커니즘은 거래자의 효용을 계산하는데 있어서 단지 가격 및 수량의 두

가지 특성에만 초점을 맞추고 있다. 하지만, 이 역시 비현실적인 가정으로서, 실제 구매자 및 판매자는 품질이나 보증기간 배송기간 및 비용 같은 속성들도 함께 고려하여 경매에 참여하게 된다. 뿐만 아니라, 본 연구에서는 현재 비선형 효용함수의 유형으로 선증가 및 후증가의 2가지 경우만을 제시하고 있지만, 이와 다르거나 더 복잡한 형태의 효용함수를 갖는 거래자도 존재할 수 있다. 따라서, 가격, 수량 이외의 다른 속성들도 함께 고려된, 보다 다양한 형태의 효용함수를 기반으로 한 다중경매 및 조합경매에 관한 연구도 향후 연구되어야 할 주제라고 할 수 있다. 마지막으로, 제안 모형은 실제 사용을 통해 검증할 필요가 있다. 본 연구에서는 시뮬레이션 기반의 컴퓨터 실험을 통해서만 제안된 모형을 실험적으로 증명하였다. 즉, 가상의 판매자와 구매자를 위한 거래 데이터는 시뮬레이션 시스템을 통해 임의로 생성하였다. 따라서 미래에 비선형 효용함수 기반의 다중경매 메커니즘을 실제 다중경매 거래에 적용해 봄으로써, 본 모형의 실제적인 적용가능성을 추후 검증하는 노력이 필요하다고 하겠다.

참 고 문 헌

- [1] 강병서, 김계수, 『한글 SPSS 12K 사회과학 통계분석』, (주)데이터솔루션, 2005.
- [2] Ba, S., J. Stallaert, and A.B. Whinston, "Optimal investment in knowledge within a firm using a market mechanism," *Management Science*, Vol.47, No.9(2001), pp.1203-1219.
- [3] Babaioff, M. and W.E. Walsh, "Incentive-compatible, budget-balanced, yet highly efficient auctions for supply chain formation," *Decision Support Systems*, Vol.39, No.1(2005), pp.123-149.
- [4] Barbuceanu, M. and W.-K. Lo, "Multi-attribute utility theoretic negotiation for electronic commerce," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.2003(2001), pp.15-30.
- [5] Chambers, L.D., *The Practical Handbook of Genetic Algorithms : Applications, Second Edition*, Chapman and Hall CRC, Boca Raton, FL, 2001.
- [6] Chen, S.-H., "Toward an agent-based computational modeling of bargaining strategies in double auction markets with genetic programming," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.19, No.83(2000), pp.517-531.
- [7] Cliff, D., "Explorations in evolutionary design of online auction market mechanisms," *Electronic Commerce and Research Applications*, Vol.2(2003), pp.162-175.
- [8] Dawid, H. "On the convergence of genetic learning in a double auction market," *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol.23(1999), pp.1545-1567.
- [9] Despotovic, Z., J.-C. Usunier, and K. Aberer, "Towards peer-to-peer double auctioning," *Proceedings of the 37th annual Hawaii international conference on system sciences (HICSS-37)*, Waikoloa, Big Island, HI, (2004), pp.289-296.
- [10] Fan, M., J. Stallaert, and A.B. Whinston, "The design and development of a financial cybermarket with a bundle trading mechanism," *International Journal of Electronic Commerce*, Vol.4, No.1(1999), pp.5-22.
- [11] Friedman, D., "The double auction market institutions : a survey," *Proceedings of the Workshop on Double Auction Markets*, Santa Fe Institute Studies in the Science of Complexity, New Mexico, 1991, pp.3-25.
- [12] Han, J. and M. Kamber, *Data Mining : Concepts and Techniques*, Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, 2001.

- [13] Hsu, W.-T. and V.-W. Soo, "Market performance of adaptive trading agents in synchronous double auctions," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.21, No.32 (2001), pp.108-121.
- [14] Huang, P., A. Scheller-Wolf, and K. Sycara, "Design of a multi-unit double auction e-market," *Computational Intelligence*, Vol.18, No.4(2002), pp.596-617.
- [15] Maille, P. and B. Tuffin, "An auction-based pricing scheme for bandwidth sharing with history-dependent utility functions," *Proceeding of the First International Workshop on Incentive Based Computing (IBC '05)*, Compiègne, France, 2005.
- [16] Mas-Colell, A., M.D. Whinston, and J.R. Green, *Microeconomic theory*, Oxford University Press, Oxford, UK, 1995.
- [17] Myerson, R. and M. Satterthwaite, "Efficient mechanisms for bilateral trading," *Journal of Economic Theory*, Vol.29, No.2(1983), pp.265-281.
- [18] Sadrieh, A., "The alternating double auction market : a game theoretic and experimental investigation," *Lecture Notes in Economics and Mathematics System*, Vol.466(1998), pp.6-13.
- [19] Shneidman, J. and D.C. Parkes, "Rationality and self-interest in peer to peer networks," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.27, No.35(2003), pp.139-148.
- [20] Tewari, G., Youll, J., and P. Maes, "Personalized location-based brokering using an agent-based intermediary architecture," *Decision Support Systems*, Vol.34, No.2(2003), pp.127-137.
- [21] Xia, M., J. Stallaert, and A.B. Whinston, "Solving the combinatorial double auction problem," *European Journal of Operational Research*, Vol.164, No.1(2005), pp.239-251.