

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

최 진 호<sup>a</sup>, 안 현 철<sup>b\*</sup>

<sup>a</sup>세종대학교 경영학과

서울 광진구 군자동 98, 143-747

Tel: +82-2-3408-3181, Fax: +82-2-3408-3311, E-mail: jhchoi@sejong.ac.kr

<sup>b</sup>한국국방연구원 군사기획연구센터

서울 동대문구 청량리2동 산 5-7번지, 130-012

Tel: +82-2-961-1335, Fax: +82-2-961-1163, E-mail: hcahn@kida.re.kr

## Abstract

In the conventional double auction approaches, two basic assumptions are usually applied – (1) each trader has a linear or quasi-linear utility function of price and quantity, (2) buyers as well as sellers have identical utility functions. However, in practice, these assumptions are unrealistic. Therefore, a flexible and integrated double auction mechanism that can integrate all traders' diverse utility functions is necessary. We propose a double auction mechanism with resource allocation based on nonlinear utility functions, namely a flexible synchronous double auction system where each participant can express a diverse utility function on the price and quantity. In order to optimize the total market utility consists of multiple complex utility functions of traders, our study proposes a genetic algorithm (GA). We show the viability of the proposed mechanism through several simulation experiments.

Keywords: double auction, utility theory, genetic algorithm

## 1. 서 론

일반적으로 경매는 시장참여자들의 입찰을 기반으로

자원할당과 가격을 결정하는 명확한 규칙을 가진 시장 모형이라고 정의할 수 있다[14]. 단일상품을 거래하는 대부분의 전통적인 경매방식은 단측경매(one-sided auctions)로서, 다수의 구매자가 한명 이상의 다수의 판매자에 의해 판매되는 상품을 위해서 경쟁하거나 다수의 구매자가 한명의 구매자에게 물건을 팔기 위해 서로 경쟁하게 된다. 반면 다중경매(double auction)의 경우에는 각 구매자와 판매자는 구매 또는 판매입찰을 동시에 할 수 있다[2,3,7,8]. 이 때 거래는 구매자의 입찰금액이 판매자의 입찰금액과 동일하거나 초과할 때 이뤄진다. 다중경매는 크게 동기식 다중경매(synchronous double auction)과 비동기식 다중경매(asynchronous double auction)로 구분된다. 동기식 또는 비동기식 다중경매의 가장 큰 차이점은 경매과정에서 거래자들의 참여 시간이 이산적인지, 연속적인지의 여부이다[15]. 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. 이

를 위해서 사용되는 일반적인 기준 가운데 하나가 바로 거래과정에 참여하는 참여자들의 총 효용이다 [11]. 효용함수를 사용함으로써, 더욱 일반적 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 판매자별로 동일 효용함수를 갖고 있다고 가정하며 단지 선형 또는 준선형 효용함수를 가지거나[11,12], 각 구간별로 일정한 효용함수를 갖고 있다고 가정한다 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 동시다중경매 상에서 더욱 유용하다.

이러한 동기에 의해 본 연구에서는 각 거래 참여자가 거래 상품에 대해 다양한 효용함수를 표현할 수 있는 유연한 동시다중경매 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, 간단한 시뮬레이션(simulation) 기반의 실험시스템을 구현하여, 다수의 시나리오 하에서 우리 연구의 제안모형이 자원배분의 효과성 관점에서 시장내 총효용의 개선을 가져오는지 살펴보도록 한다.

## 2. 비선형 효용함수 기반의 다중경매 모형

### 2.1 이론적 배경

일반적으로 최적 입찰자 선정을 위한 다중경매 모형은 아래에 제시된 것처럼 단일 목적함수와 다수의

제약조건들로 구성되어 있다[11].

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

$m$ : 총 판매자 수

$n$ : 총 구매자 수

$k$ : 총 상품 수

$P_{i,j,a}$ : 판매자  $i$  와 구매자  $j$  간 거래되는 상품  $a$  의 가격

$Q_{i,j,a}$ : 판매자  $i$  와 구매자  $j$  간 거래되는 상품  $a$  의 수량

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

$P_{j,a}^{WILL}$ : 구매자  $i$  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

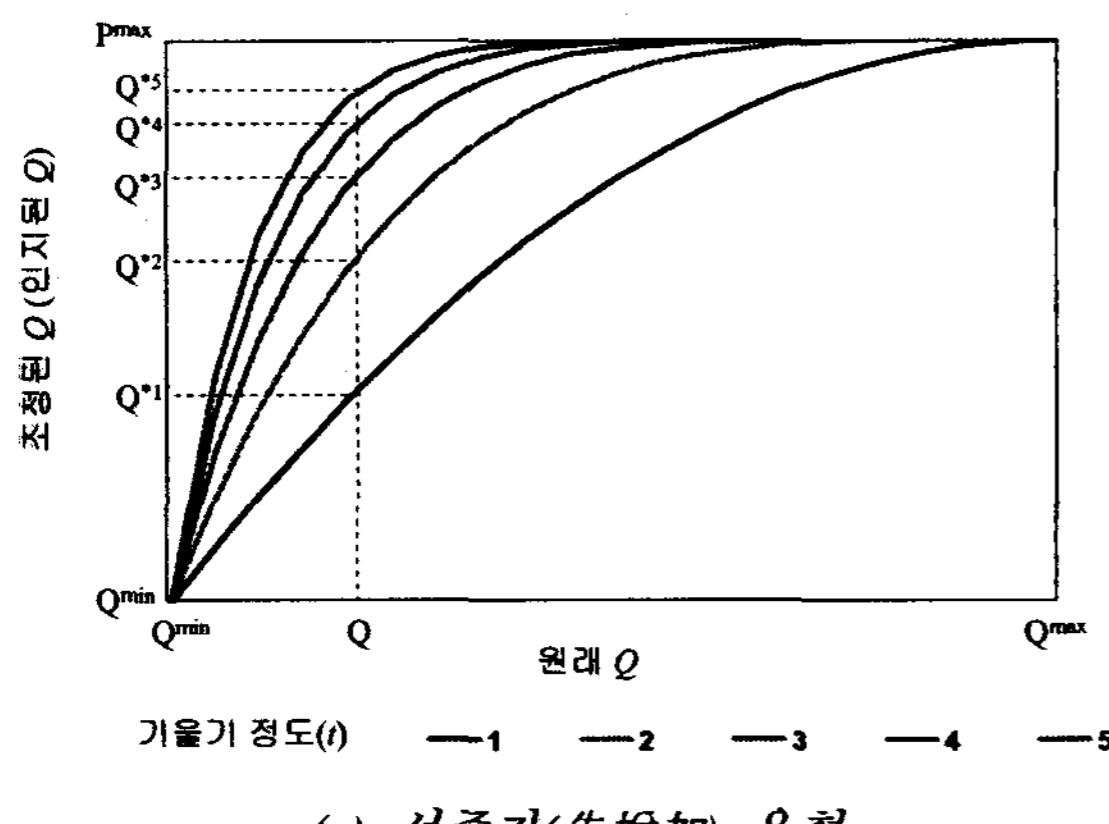
$B$ : 총  $n$ 명으로 구성된 구매자 집합

위 식에서 보여진 것처럼, 경매에서의 효용은 기대가격 대비 실제 거래된 가격간의 가격의 차이 ( $\Delta P$ )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 상황하에서 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 대

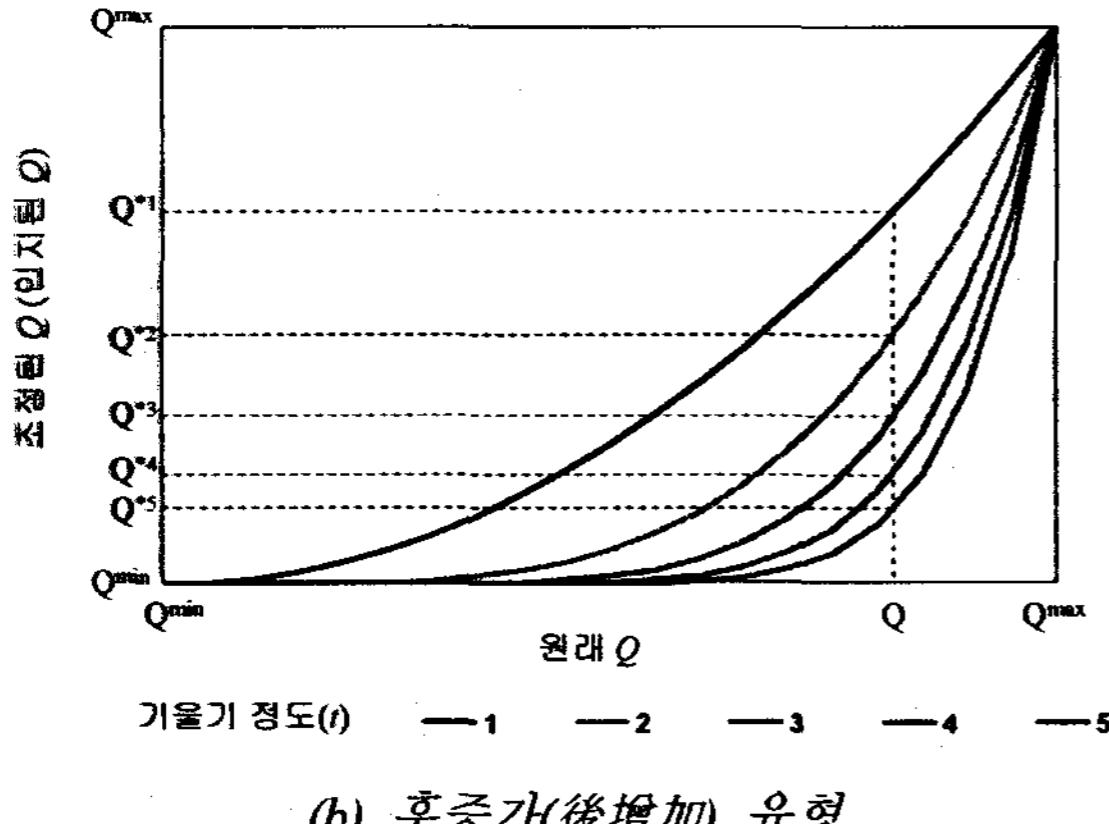
체하고자 한다. 조정된 가격과 수량은 각각 가격과 수량에 관한 조정 함수로 나타낼 수 있다. 본 연구에서  $f_1^i$ 는 거래자  $i$ 의 가격에 관한 조정 함수를 나타내며,  $f_2^i$ 는 거래자  $i$ 의 수량에 관한 조정 함수를 나타낸다. 이들 조정된 가격함수와 수량함수가 반영된 최적화 모형의 목적함수는 아래의 식과 같이 정의될 수 있다.

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

그런데, 앞서 예를 들어 설명한 바와 같이 일반적으로  $f_1^i$ 과  $f_2^i$ 는 선형 관계를 나타내지 않는다. 이에, 본 연구에서는 이러한 조정 함수들이 가질 수 있는 대표적인 비선형 관계의 유형으로서 [그림 1]에 제시된 바와 같이, 선증가(先增加, early growth) 유형과 후증가(後增加, late growth) 유형을 제시하고자 한다.



(a) 선증가(先增加) 유형



(b) 후증가(後增加) 유형

[그림 1] 비선형 효용함수의 유형

### (1) 선증가 유형

선증가 유형은 조정함수가 대상구간에서 오목(concave)한 형태를 보이며, 이는 미분 함수가 해당 구간에서 감소하고 있음을 의미한다. 때문에, 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 체감하는 함수의 유형이 선증가 유형이라고 할 수 있다.

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

판매자의 수량조정함수

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

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

구매자의 수량조정함수

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

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

$t$ : 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, [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 같다.

판매자/구매자의 가격조정함수

$$f_1^i(P_{i,j,a}) = \left( \frac{P_{i,j,a} - P_{i,a}^{WILL}}{P_{j,a}^{WILL} - P_{i,a}^{WILL}} \right)^{2t} \cdot (P_{j,a}^{WILL} - P_{i,a}^{WILL}) + P_{i,a}^{WILL}$$

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

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

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

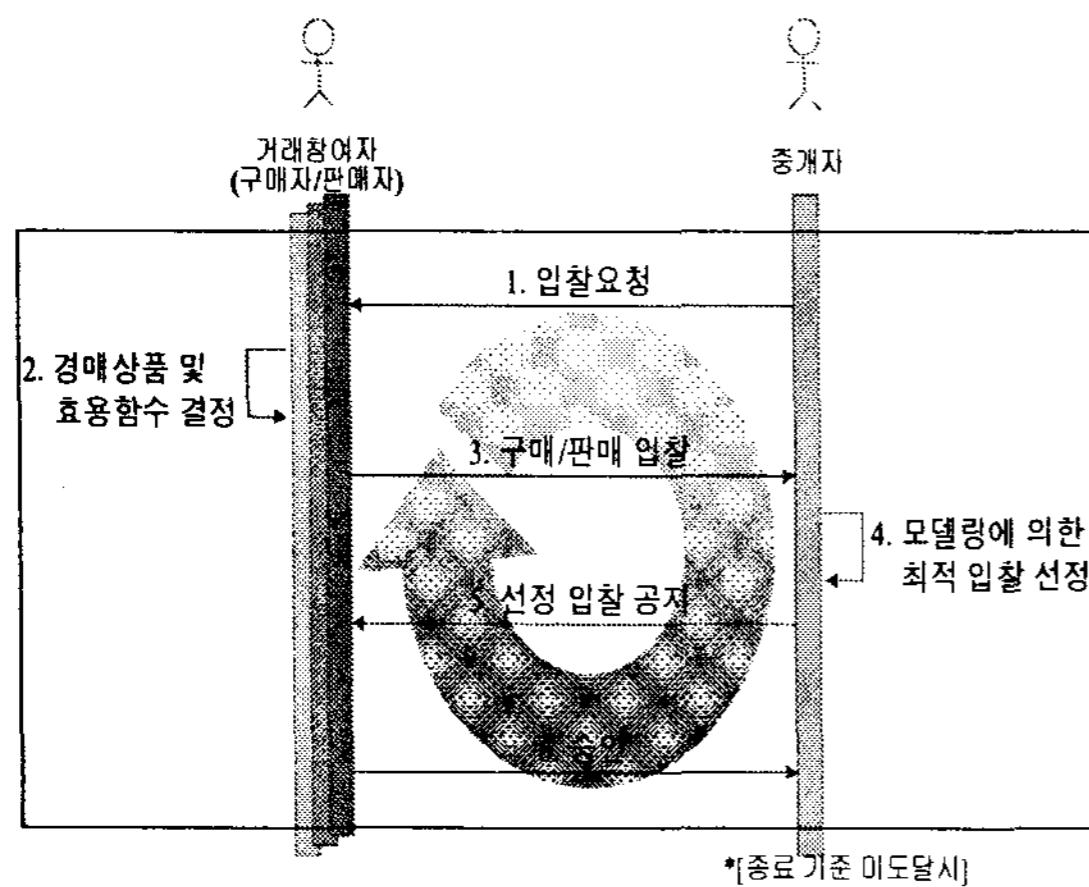
$$\text{구매자의 수량조정 함수 } f_2^j(Q_{i,j,a}) = \left( \frac{Q_{i,j,a}}{Q_{j,a}^{MAX}} \right)^{2t} \cdot Q_{j,a}^{MAX}$$

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

$t$ : 기울기 정도 ( $t=1, 2, 3, 4, 5$ )

## 2.2 비선형 효용함수 기반 다중경매의 동시 프로세스

동기화된 다중경매에서는 각 라운드별로 참여자들의 입찰이 동시에 이뤄지며, 낙찰은 각 라운드별 마지막 시점에서 결정된다. [그림 2]는 본 논문에서 제안한 동기화된 거래 프로토콜이다.



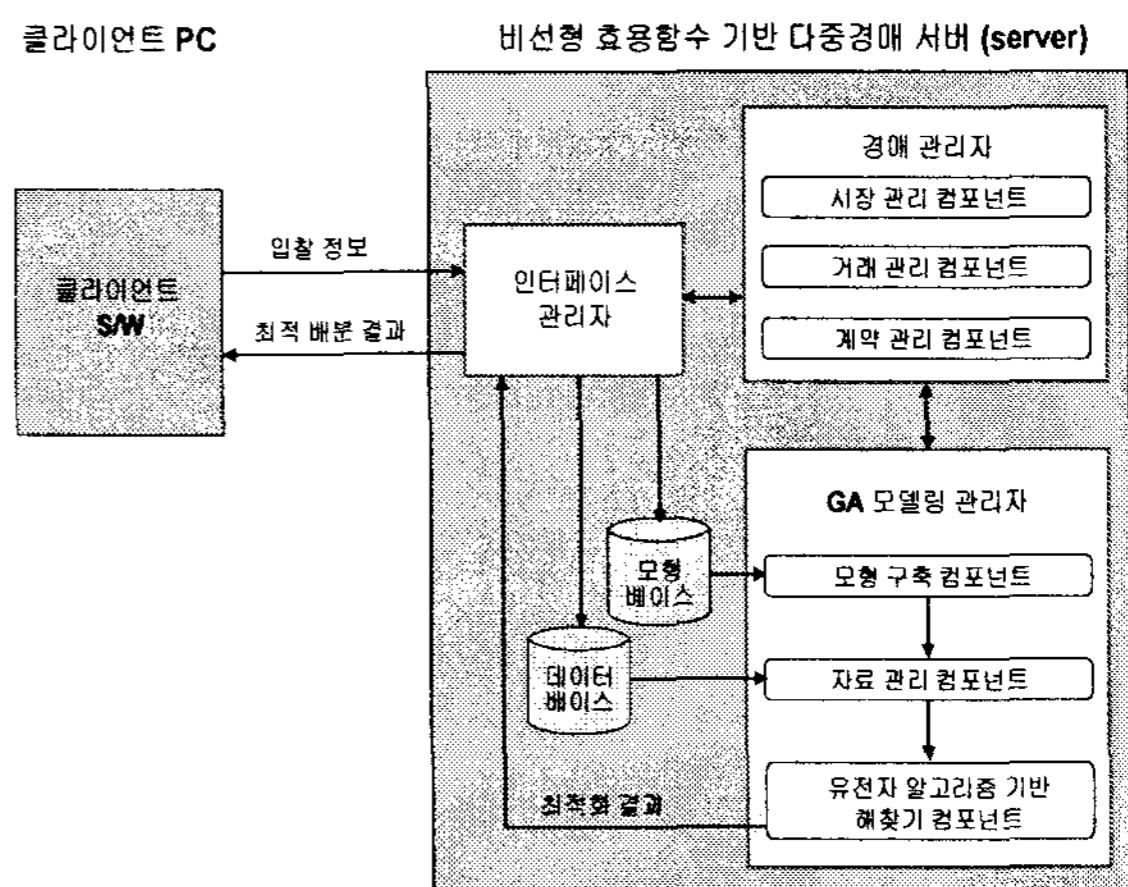
[그림 2] 동기화된 효용기반 다중경매 프로세스

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 종료되면, 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.

## 2.3 비선형 효용함수 기반 다중경매 시스템 구조설계

비선형 효용함수 기반 다중경매 시스템의 전체 구조 설계는 [그림 3]에 제시하였다. 다중경매 시스템에서 각 판매자와 구매자는 자신의 클라이언트 소프트웨

어를 통해 입찰을 하며, 비선형 효용함수 기반 다중 경매 서버로부터 최적으로 매치된 결과를 전송받는다. 다중경매 서버는 거래 행위들을 관리하며 유전자 알고리즘에 기반한 최적화된 모델링을 수행한다. 다중경매 서버는 인터페이스 관리자, 경매 관리자 및 유전자 알고리즘 모델링 관리자로 이루어져 있다.



[그림 3] 효용기반 다중경매 시스템 구조 설계

## 3. 실험설계 및 실험결과

### 3.1 실험설계

본 연구에서는 시뮬레이션 실험을 통해 비선형 효용 함수 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 VBA로 작성된 경매용 프로그램을 결합하는 방식으로 제작되었으며, 전통적인 선형 계획법 방식의 다중 경매 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 해찾기(Solver) 기능을 이용해 정수계획법을 수행하도록 프로그래밍하였다.

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

<표 1> 실험 시나리오 구성 현황

구 분	아이템수	판매자수	구매자수	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

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

### 3.2 실험결과

<표 2>는 종합적인 실험결과를 제시하고 있다. <표 2>에서는 각 시나리오 별 10회씩 반복된 실험결과를 크게 4가지 관점에서 분류, 제시하고 있다. 본 연구에서는 각 실험마다 최적화 실험을 2차례 수행하였

다. 첫번째 최적화 실험은 전통적인 형태의 다중경매 모형에 대한 최적화 실험으로서, 선형함수 형태로 이루어진 목적함수를 선형계획법(정수계획법)을 이용해 최적화하는 실험이다. 이러한 첫번째 최적화 실험을 표에서는 ‘기존 방식’이라고 표현하고 있다. 반면, 두 번째 최적화 실험은 본 연구에서 제안하는 비선형 함수로 이루어진 조정된 가격, 수량을 반영한 목적함수를 유전자 알고리즘을 이용해 최적화 하는 실허다. 이는 표에서 ‘제안 모형’으로 표현하였다.

이러한 두가지 최적화 실험의 결과를 파악하기 위해, 본 연구에서는 시장 전체의 총효용을 측정하였는데, 이러한 총효용은 다시 2가지 방식으로 구분되어 측정하였다. 우선 첫번째는 최적화를 통해 최종적으로 결정된 가격 및 수량을 이용해, 선형함수로 이루어진 전통적인 방식을 통해 시장의 총효용을 계산하는 방식이고, 두번째는 본 연구의 제안모형에 나타나 있는 목적함수처럼 조정된 가격과 수량을 반영하여 비선형 함수 기반의 시장 총효용을 계산하는 방식이다. 전자의 경우는 <표 2>에서 ‘기존 총효용’으로 표현하고 있으며, 후자의 경우는 ‘조정 총효용’으로 표현하고 있다.

<표 2>에서 볼 수 있듯이, 모든 시나리오에서 전통적인 방식의 다중경매와 본 연구에서 제안한 유전자 알고리즘 기반의 비선형 효용함수를 활용한 다중경매가 서로 다르게 자원을 배분함으로서, 시장효용의 합이 서로 다르게 나타나고 있음을 알 수 있다. 특히 거의 모든 사례에서 비선형 효용함수 기반의 다중경매 모형으로 최적화 한 경우, 전통적인 관점의 총효용은 같거나 약간 떨어지지만 본 연구에서 정의한 조정된 총효용으로 보면 기존 방식에 비해 월등히 증가하고 있음을 확인할 수 있다.

그런데, 4번째 시나리오(판매자 9명, 구매자 9명)의 4 번째 실험에서만 유독 예외적인 현상이 발생하고 있다. 이 실험에서는 유전자 알고리즘을 이용해 조정된 총효용을 최적화한 값이 오히려 기존의 전통적인 관점의 총효용을 전통적인 선형계획법(정수계획법)을 이용해 최적화 했을 때 도출된 조정된 총효용보다 더 작은 값을 보이고 있음을 확인할 수 있다.

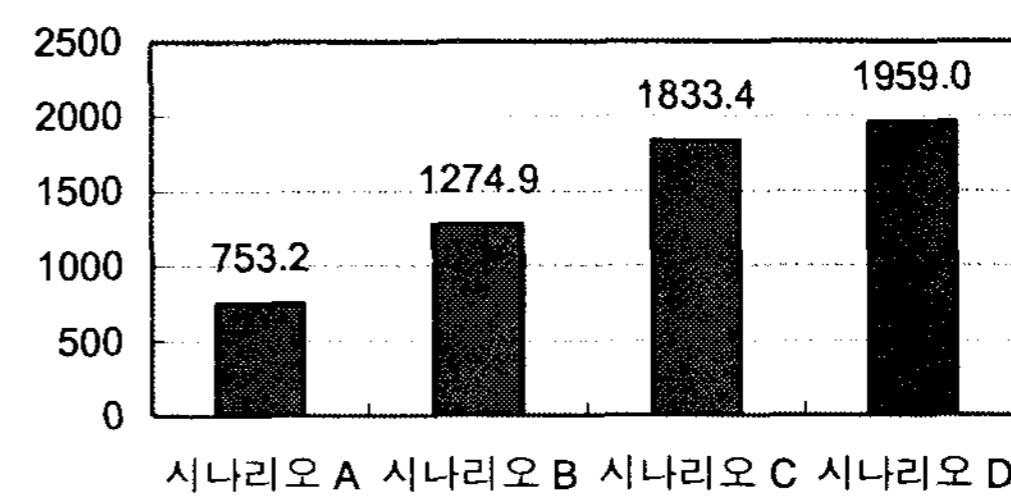
<표 2> 전체 최적화된 총효용 도출 결과

구 분			설계 번호										평 균
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
시나리오 A	기존	기존 총효용	1125.0	8531.0	5575.0	1414.0	4168.0	780.0	7476.0	8455.0	5194.0	2475.0	4519.3
	방식	조정 총효용	1146.9	8760.0	4673.6	1708.8	3847.0	913.6	8068.3	10630.7	6275.1	1676.8	4770.1
	제안	기존 총효용	1062.0	8381.0	5572.0	1345.0	4153.0	774.0	7347.0	8113.0	5050.0	2460.0	4425.7
	모형	조정 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	기존	기존 총효용	3767.0	5139.0	14954.0	5910.0	7068.0	15467.0	1804.0	28508.0	32249.0	12626.0	12749.2
	방식	조정 총효용	4413.7	5468.2	15910.6	6595.5	6596.2	11403.9	2076.8	26289.2	32249.0	15893.7	12689.7
	제안	기존 총효용	3750.0	5091.0	14699.0	5100.0	7017.0	14927.0	1714.0	28081.0	31152.0	12608.0	12413.9
	모형	조정 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	기존	기존 총효용	13461.0	40829.0	17722.0	20844.0	29468.0	7545.0	44231.0	9524.0	53545.0	19504.0	25667.3
	방식	조정 총효용	13841.5	53436.7	15199.5	22206.0	24583.9	8192.4	47243.5	7245.2	58080.1	18966.0	26899.5
	제안	기존 총효용	12873.0	40223.0	16520.0	19951.0	28338.0	7325.0	43299.0	8804.0	52494.0	19181.0	24900.8
	모형	조정 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	기존	기존 총효용	64657.0	5966.0	71765.0	24812.0	25522.0	9750.0	56006.0	5050.0	61182.0	27908.0	35261.8
	방식	조정 총효용	61933.1	6732.1	90601.4	18472.2	21544.9	8065.1	59215.1	5079.5	59938.0	30856.3	36243.8
	제안	기존 총효용	62559.0	5790.0	69523.0	24311.0	24996.0	8915.0	54188.0	4906.0	56938.0	26277.0	33840.3
	모형	조정 총효용	78444.6	7788.6	197476.5	10647.6	26874.5	12587.3	94837.9	9945.8	105965.8	51794.9	59636.4

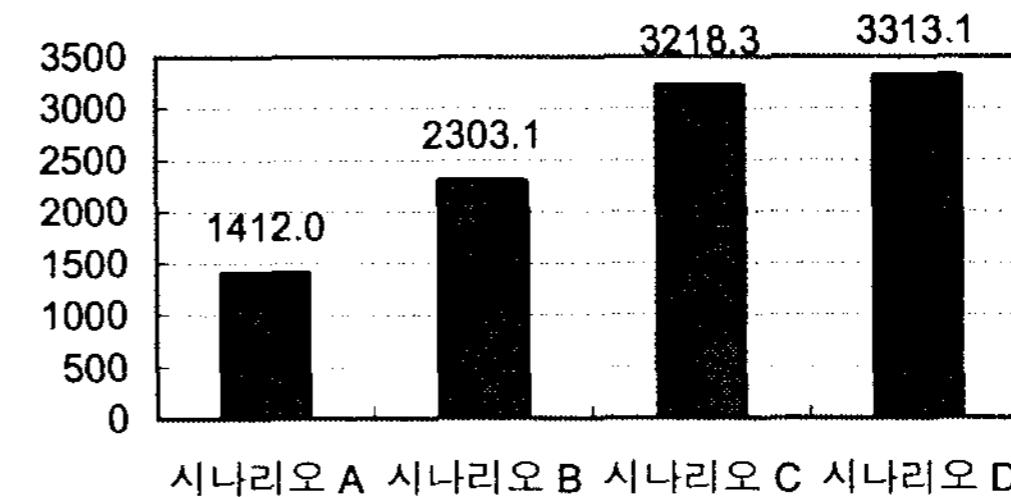
이는 기본적으로 유전자 알고리즘이 항상 언제나 최적해를 보장해 주지는 못하는데 기인한다고 할 수 있다. 유전자 알고리즘은 그 특성상 항상 최적해를 보장해 주지는 못한다. 특히 문제의 복잡성에 비해 탐색구간이나 진화 기간이 충분하게 설정되지 못한 경우 이런 문제가 발생할 수 있는데, 이 경우에도 4 번째 시나리오가 다른 시나리오들에 비해 가장 복잡성이 높다는 점을 감안할 때 충분히 납득 가능한 결과라고 볼 수 있다. 즉 여기서는 유전자 알고리즘의 학습 파라미터들을 보다 확장해서 적용할 필요가 있었다고 할 수 있다.

이어 제시되고 있는 <표 3>과 좌측의 [그림 4]는 각 시나리오별로 경매 참여자가 1인당 평균적으로 얻게 된 전통적인 총효용 및 조정된 총효용 값을 보여주고 있다. 이 두 자료에서 볼 수 있듯이 시장의 복잡성이 증가할수록, 즉 시장에 참여하는 거래자의 수가 많으면 많을수록, 경매 참여자 1인당 전통적인 관점에서의 총효용이나 조정된 총효용 모두 그 크기가

점점 증가하고 있는 것을 확인할 수 있다.



(a) 선형 총효용 변화



(b) 조정된 총효용 (비선형 총효용) 변화

[그림 4] 경매 참여자 1인당 평균 총효용 비교

<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	기존 방식	기존 총효용	187.5	1421.8	929.2	235.7	694.7	130.0	1246.0	1409.2	865.7	412.5	125.5
		조정 총효용	191.1	1460.0	778.9	284.8	641.2	152.3	1344.7	1771.8	1045.8	279.5	132.5
	제안 모형	기존 총효용	177.0	1396.8	928.7	224.2	692.2	129.0	1224.5	1352.2	841.7	410.0	122.9
		조정 총효용	465.2	1959.9	1459.1	438.4	1123.6	211.8	2951.4	3125.0	1874.3	511.2	235.3
시나리오 B	기존 방식	기존 총효용	376.7	513.9	1495.4	591.0	706.8	1546.7	180.4	2850.8	3224.9	1262.6	212.5
		조정 총효용	441.4	546.8	1591.1	659.6	659.6	1140.4	207.7	2628.9	3224.9	1589.4	211.5
	제안 모형	기존 총효용	375.0	509.1	1469.9	510.0	701.7	1492.7	171.4	2808.1	3115.2	1260.8	206.9
		조정 총효용	1106.9	1121.3	2840.2	914.0	949.2	2708.0	284.7	4061.0	4903.0	4142.5	383.8
시나리오 C	기존 방식	기존 총효용	961.5	2916.4	1265.9	1488.9	2104.9	538.9	3159.4	680.3	3824.6	1393.1	305.6
		조정 총효용	988.7	3816.9	1085.7	1586.1	1756.0	585.2	3374.5	517.5	4148.6	1354.7	320.2
	제안 모형	기존 총효용	919.5	2873.1	1180.0	1425.1	2024.1	523.2	3092.8	628.9	3749.6	1370.1	296.4
		조정 총효용	1703.1	6749.9	1750.4	2667.1	2155.1	862.2	6286.2	873.0	6354.8	2781.4	536.4
시나리오 D	기존 방식	기존 총효용	3592.1	331.4	3986.9	1378.4	1417.9	541.7	3111.4	280.6	3399.0	1550.4	326.5
		조정 총효용	3440.7	374.0	5033.4	1026.2	1196.9	448.1	3289.7	282.2	3329.9	1714.2	335.6
	제안 모형	기존 총효용	3475.5	321.7	3862.4	1350.6	1388.7	495.3	3010.4	272.6	3163.2	1459.8	313.3
		조정 총효용	4358.0	432.7	10970.9	591.5	1493.0	699.3	5268.8	552.5	5887.0	2877.5	552.2

이는 경매 시장에 참여하는 사람들이 많을수록, 자원을 더 효율적으로 배분할 수 있는 기회가 더 많아져 시장에 참여하는 개인의 이익이 더 증대될 수 있음을 실험적으로 보여주는 결과라고 해석할 수 있다.

이어 제시되어 있는 <표 4>와 [그림 5]는 각 시나리오별로 경매 참여자 1인당 전통적인 총효용의 감소량 및 조정된 총효용의 증가량이 어떻게 나타나고 있는지를 보여주고 있다. 앞서 언급했듯이, 본 연구에서 제안하는 비선형 효용함수 기반의 다중경매 모형을 유전자 알고리즘을 이용해 최적화하게 되면, 전통적인 선형계획법(정수계획법) 기반의 다중경매 모형에 비해 전통적인 관점의 총효용은 감소하는 반면, 조정된 총효용은 증가하게 된다. 이에 여기서는 그 감소량이나 증가량이 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 총효

용의 감소량이나 조정된 총효용의 증가량은 점차 늘어나고 있음을 확인할 수 있다. 이는 앞의 <표 3>이나 [그림 4]와 같은 맥락에서 해석할 수 있다. 즉, 시장의 복잡성이 커질수록 본 연구에서 제안하는 비선형 효용함수 기반의 다중경매 모형이 만들어내는 자원배분의 변화 효과가 더 크게 나타나게 됨을 의미한다고 해석할 수 있다.

마지막으로, 과연 <표 4>가 보여주고 있는 경매 참여자 1인당 전통적인 총효용의 감소량이나 조정된 총효용의 증가량의 차이가 통계적으로 유의한 것인지 아닌지를 판단하기 위해, 본 연구에서는 총 40개의 실험결과에 대해 대응표본 t검정(paired samples t-test)을 수행하였다[1]. 수행 결과, 전통적인 총효용 감소량의 경우, t-값은 6.092, 그리고 p-값(p-value)은 0.000으로 도출되었다. 아울러 조정된 총효용 증가량의 경우, t-값은 5.804, p-값은 0.000으로 도출되었다. 따라서, 두 값 모두 99% 신뢰수준 하에서 통계적으로 유의한 차이가 발생하고 있음을 확인할 수 있었다.

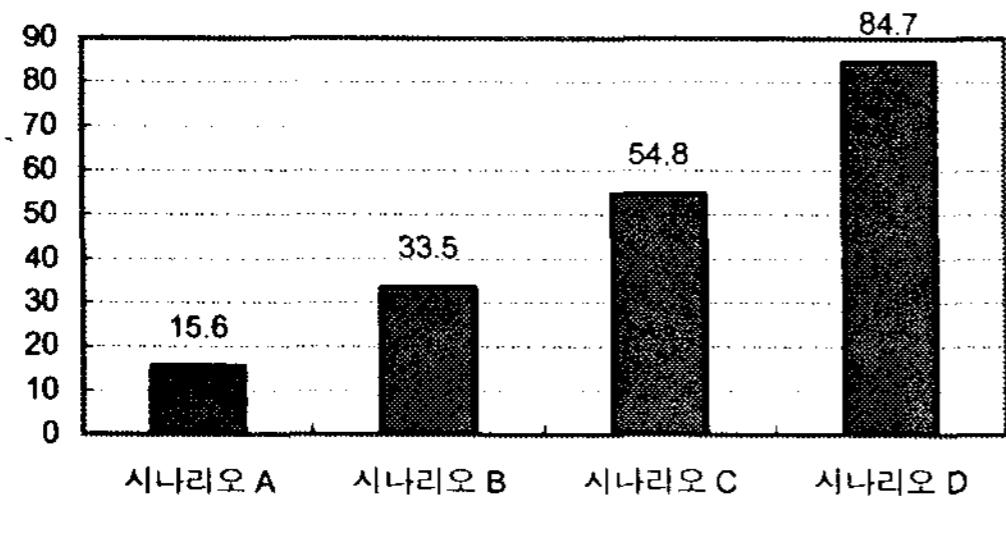
<표 4> 경매 참여자 1인당 전통적인 총효용의 평균 감소량 및 조정된 총효용의 평균 증가량 계산 결과

구 분		실험 번호										전 체 평 균
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
시나리오 A	기존 총효용 감소량	10.5	25.0	0.5	11.5	2.5	1.0	21.5	57.0	24.0	2.5	15.6
	조정 총효용 증가량	274.0	499.9	680.2	153.6	482.4	59.5	1606.6	1353.2	828.5	231.8	617.0
시나리오 B	기존 총효용 감소량	1.7	4.8	25.5	81.0	5.1	54.0	9.0	42.7	109.7	1.8	33.5
	조정 총효용 증가량	665.5	574.5	1249.2	254.5	289.6	1567.6	77.1	1432.1	1678.1	2553.1	1034.1
시나리오 C	기존 총효용 감소량	42.0	43.3	85.9	63.8	80.7	15.7	66.6	51.4	75.1	23.1	54.8
	조정 총효용 증가량	714.4	2933.0	664.7	1081.0	399.1	277.0	2911.6	355.5	2206.3	1426.7	1296.9
시나리오 D	기존 총효용 감소량	116.6	9.8	124.6	27.8*	29.2	46.4	101.0	8.0	235.8	90.6	84.7
	조정 총효용 증가량	917.3	58.7	5937.5	-434.7*	296.1	251.2	1979.0	270.4	2557.1	1163.3	1492.3

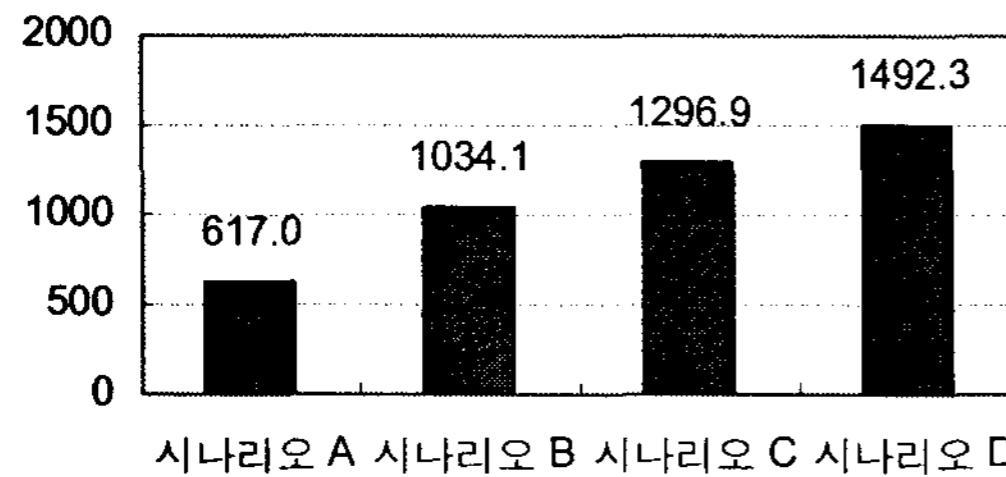
\* 시나리오 D의 4번째 실험은 유전자 알고리즘이 최적화에 실패하여 조정 총효용이 오히려 감소한 특수한 경우이므로, 전체 평균을 계산할 때 분석 대상에서 제외하였다.

#### 4. 결론 및 한계점, 향후 연구 방향

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 동기화된 다중경매 기법이다. 비선형 효용함수기반 다중경매는 복수 라운드상의 유연하고 반복적인 다중경매 모형으로서, 실무적으로 소위 ad-hoc 공급사슬 형성을 지향하는 구매자 및 판매자에게 효율적인 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. 각 라운드가 종료된 시점에서, 결과에 만족한 판매자와 구매자들은 경매시장을 떠나게 되며, 결과에 만족하지 않는 참여자들과 새로운 참여자들은 자신이 거래하고



(a) 전통적인 관점에서의 총효용 감소량 비교



(b) 조정된 총효용 증가량 비교

[그림 5] 참여자 1인당 평균 총효용 변화량 비교

자 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 기반 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 제시함으로서, 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 실험 검증을 통해 비선형 효용함수 기반 다중경매 모형의 실행가능성을 보였으며, 실험을 통해 기존의 다중경매의 효용함수 값을 능가하는 실험적 결과를 보여줌으로써 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 기

반하여 효용 최적화를 모델링하는 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. 그외 보증기간 배송기간 및 비용 같은 속성들도 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 적용해봄으로서, 본 모형의 실제적인 적용가능성을 추후 검증하는 노력이 필요하다고 하겠다.

## 참고문헌

- [1] 강병서, 김계수, (2005). 한글 SPSS 12K 사회과학 통계분석, ㈜데이터솔루션.
- [2] Ba, S., Stallaert, J., and Whinston, A.B. (2001). "Optimal investment in knowledge within a firm using a market mechanism," *Management Science*, Vol.47, No.9, pp.1203-1219.
- [3] Babaioff, M., and Walsh, W.E. (2005) "Incentive-compatible, budget-balanced, yet highly efficient auctions for supply chain formation," *Decision Support Systems*, Vol.39, No.1, pp.123-149.
- [4] Barbuceanu, M., and Lo, W.K. (2001). "Multi-attribute utility theoretic negotiation for electronic commerce," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.2003, pp.15-30.
- [5] Chen, S.H. (2000). "Toward an agent-based computational modeling of bargaining strategies in double auction markets with genetic programming," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.1983, pp.517-531.

- [6] Despotovic, Z., Usunier, J.C., and Aberer, K. (2004). "Towards peer-to-peer double auctioning," *Proceedings of the 37th annual Hawaii international conference on system sciences (HICSS-37)*, Waikoloa, Big Island, HI, pp. 289-296.
- [7] Fan, M., Stallaert, J., and Whinston, A.B. (1999). "The design and development of a financial cybermarket with a bundle trading mechanism," *International Journal of Electronic Commerce*, Vol.4, No.1, pp.5-22.
- [8] Friedman, D. (1991). "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, pp.3-25.
- [9] Han, J., and Kamber, M. (2001). *Datamining: Concepts and Techniques*, Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco.
- [10] Hsu, W.T., and Soo, V.W. (2001). "Market performance of adaptive trading agents in synchronous double auctions," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.2132, pp.108-121.
- [11] Huang, P., Scheller-Wolf, A., and Sycara, K. (2002). "Design of a multi-unit double auction e-market," *Computational Intelligence*, Vol.18, No.4, pp.596-617.
- [12] Maille, P., and Tuffin, B. (2005). "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)*, Compiegne, France.
- [13] Mas-Colell, A., Whiston, M.D., and Green, J.R. (1995). *Microeconomic theory*, Oxford University Press, Oxford, UK.
- [14] Myerson, R. and Satterthwaite, M. (1983). "Efficient mechanisms for bilateral trading," *Journal of Economic Theory*, Vol.29, No.2, pp.265-281.
- [15] Sadrieh, A. (1998). "The alternating double auction market: a game theoretic and experimental investigation," *Lecture Notes in Economics and Mathematics System*, Vol.466, pp.6-13.
- [16] Shneidman, J., and Parkes, D.C. (2003). "Rationality and self-interest in peer to peer networks," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.2735, pp.139-148.
- [17] Xia, M., Stallaert, J., and Whinston, A.B. (2003) "Solving the combinatorial double auction problem," *European Journal of Operational Research*, Vol.164, No.1, pp.239-251.