

# 인터넷 경매 시스템에서의 낙찰 예정가 자동 생성 에이전트

고 민 정<sup>†</sup> · 김 신 우<sup>†</sup> · 박 성 은<sup>†</sup> · 이 용 규<sup>††</sup>

## 요 약

최근에 전자상거래가 보편화되면서 전자경매를 통한 거래가 급증하고 있다. 그러나, 기존 전자경매 시스템들은 낙찰 예정가 결정을 판매자에게만 의존하고 있으므로, 물품의 낙찰가가 낮게 결정되거나 유찰되는 경우가 많다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하고자, 과거의 경매 기록과 인터넷 전자상거래 사이트의 가격 정보로부터 사례 유사도를 적용하여 적합한 낙찰 예정가를 자동으로 생성하고 이를 판매자에게 추천하는 시스템을 제안한다. 성능실험 결과 추천된 낙찰 예정가를 사용할 경우 지나치게 높은 낙찰 예정가로 인한 유찰을 줄임으로써 경매 성공률이 향상될 뿐만 아니라, 물품에 대한 낮은 평가를 방지할 수 있음을 보인다. 또한, 본 논문에서는 낙찰 예정가 자동 생성 에이전트를 이용하여 인터넷 경매 시스템을 설계 및 구현한다.

## A Reserve Price Generation Agent for an Internet Auction System

Min Jung Ko<sup>†</sup> · Shin Woo Kim<sup>†</sup> · Sung Eun Park<sup>†</sup> · Yong Kyu Lee<sup>††</sup>

## ABSTRACT

Commercial internet auction systems have been successfully used recently. In those systems, because reserve prices of auction items are given by sellers only, the success bid rate can be decreased due to the large difference between the reserve price and the normal price. In this paper, we propose an agent that generates reserve prices to sellers based on past auction data and item prices gathered from the web. Through performance experiments, we show that the successful bid rate increases by preventing sellers from making unreasonable reserve prices. Using the pricing agent, we design and implement an XML-based auction system on the web.

키워드: 인터넷 경매(Internet Auction), 벡터 공간 모델(Vector Space Model), 낙찰 예정가(Reserve Price), 에이전트(Agent), XML

## 1. 서 론

전자상거래가 활성화되면서 전자경매가 새로운 비즈니스 모델로 등장하고 있다. 그러나, 기존 경매 시스템에서는 경매 물품에 대해서 판매자가 낙찰을 원하는 가격인 낙찰 예정가(Reserve Price)를 판매자들이 직접 정하도록 하고 있다[5, 6]. 여기서 낙찰 예정가란 구매자에게는 알리지 않으며 경매 물품 등록자가 낙찰을 원하는 가격을 의미한다[12]. 그러나 판매자들의 정확하지 않은 정보로 인하여 실제 낙찰 가능가와 차이가 큰 낙찰 예정가를 정함으로써, 최종적으로 물품의 낙찰가가 낮게 결정되거나 또는 낙찰 예정가에 미달하는 입찰가로 인해 유찰되는 경우가 많다. 이때, 물품에 대한 적절한

낙찰 예정가를 제안해 준다면, 이와 같은 경우를 줄일 수 있을 것이다.

기존의 전자상거래에서는 경매 물품에 대한 마진 정보를 생성하여 입찰자에게 입찰 전략을 제시하는 지능형 경매 에이전트[2, 8] 방식과 구매자의 취향 및 조건에 적합한 상품을 제시해 주는 상품 추천 방식[4, 10]이 사용되고 있다. 지능형 경매 에이전트 방식은 가격 결정보다는 입찰 시점이나 경매 기간 등과 같은 경매 전반적인 전략을 제시하는 것에 사용되며, 상품 추천 방식은 구매자의 구매 패턴을 분석하여 비슷한 사례를 기반으로 적합한 물품을 추천하므로 가격 제안보다는 상품 제안과 밀접하다. 따라서, 물품에 대한 적절한 낙찰 예정 가격을 제안하는 방식이 필요하다.

본 논문은 잘못된 낙찰 예정가로 인한 문제점들을 해결하기 위하여 낙찰 예정가를 자동으로 생성하고 이를 경매에 이

<sup>†</sup> 준 회원: 동국대학교 대학원 컴퓨터공학과  
<sup>††</sup> 종신회원: 동국대학교 컴퓨터멀티미디어공학과 교수  
논문접수: 2002년 4월 3일, 심사완료: 2002년 8월 19일

용하는 방법을 제안한다. 먼저, 과거의 경매 기록으로부터 얻은 가격 정보와 전자상거래 사이트로부터 검색 로봇[2, 8]을 이용하여 수집한 물품 가격 정보를 대상으로 정보 검색에서 사용되는 벡터 공간 모델[1, 11]을 적용하여 가장 유사한 사례들을 검색하고, 여기에 각 물품에 대한 가중 평균을 적용하여 해당 물품의 적합한 낙찰 예정가를 제시한다. 성능 평가를 통하여 제안하는 방법이 낙찰 예정가와 실제 경매가의 편차를 줄임으로써 경매의 낙찰률을 높이고 물품이 지나치게 낮은 가격에 낙찰되는 사례를 방지할 수 있음을 보인다. 또한, 본 논문에서는 앞에서 제안한 방법을 적용한 인터넷 경매 시스템의 설계와 구현에 대하여 설명한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 기존 전자상거래에서 사용되는 방법에 대해 살펴보고, 이들을 가격 결정에 이용할 수 없는 이유를 살펴본다. 그리고, 3절은 본 시스템에서 낙찰 예정가를 자동으로 생성하는 에이전트를 설계하고, 4절에서는 에이전트에 대하여 설명하고 그 결과에 대해서 설명한다. 또한, 5절에서는 인터넷 경매 시스템의 구현 방법을 제시하고, 마지막으로 6절은 본 논문의 결론과 향후 연구 방향을 제시한다.

2. 관련 연구

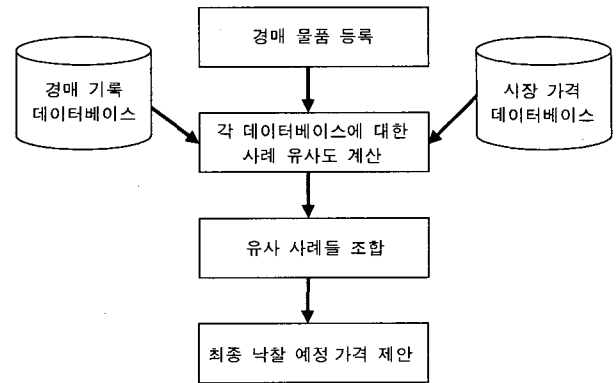
기존 전자상거래에서 경매에 관련된 연구로는 지능형 에이전트를 이용하는 방식과 상품 추천 방식 등이 있다. 지능형 에이전트[13-15]를 이용한 방식은 입찰 시점이나 경매 기간 등과 같은 경매의 전반적인 전략을 제시하여 사용자가 입찰하는데 도움을 주는 방식이다. 이러한 방식은 경매의 가격 결정과는 거리가 있으므로, 이 방식을 낙찰 예정가 결정에 적용하기는 어렵다. 상품 추천 방식[7, 10, 15]은 전자상거래 시스템에서 구매자의 취향과 구매 패턴을 분석하여 구매자가 원하는 물품을 선택하도록 도와주는 방식이다. 여기서 구매자가 원하는 상품을 추천하기 위해 주로 이용하는 방법이 벡터 공간 모델이고, 이를 이용하여 경매 물품 간의 유사도를 분석하여, 가장 유사한 경매 물품을 추천하게 된다. 그러나, 이것은 구매자 개인의 취향을 고려하기 때문에 가격을 결정하는데 적용하기는 어렵다. 그러나 과거의 기록으로부터 정보검색 이론을 이용하여 상품을 추천한다는 면에서는 유사한 점이 있다. 따라서, 본 논문에서는 추천 방식과 정보검색의 이론을 응용하여 낙찰 예정가를 생성하여 추천하는 방법을 제안한다.

3. 낙찰 예정가 자동 생성

본 절에서는 정보검색 이론의 벡터 공간 모델을 이용하여 경매 시스템에서 사용되는 판매자를 위한 낙찰 예정가를 자동으로 생성하는 에이전트를 제시한다.

3.1 낙찰 예정가 자동 생성 절차

경매 물품을 위한 낙찰 예정가를 생성하는 과정은 (그림 1)과 같다. 경매 기록 데이터베이스에는 과거 경매에서 물품의 낙찰 예정가, 입찰 가격, 낙찰가 등과 같은 경매의 상세한 정보가 저장되어 있다. 그리고, 시장 가격 데이터베이스에는 검색 로봇을 이용해서 전자상거래 사이트들로부터 검색된 물품에 대한 시장 가격 정보가 저장되어 있다. 각각의 데이터베이스 정보는 낙찰 예정가를 생성하는데 이용된다.



(그림 1) 낙찰 예정가 자동생성 절차

자동 생성 절차를 살펴보면, 먼저 경매를 하고자하는 물품을 등록하고, 각 데이터베이스에 대해 벡터 공간 모델을 이용한 물품의 사례 유사도를 계산한다. 이를 이용하여 유사한 물품들을 검색하고, 검색된 유사한 물품에 대해 가중치를 적용하여 낙찰 예정가를 생성한다.

3.2 사례 유사도 계산

벡터 공간 모델은 코사인 관계를 기초로 한 유사도를 이용하여 데이터베이스로부터 검색 자료의 순위를 부여하는 정보 검색 이론이다[1, 11]. 이것을 응용하여 본 연구에서 경매 기록 데이터베이스와 시장 가격 데이터베이스로부터 유사 사례 물품의 순위를 부여하는데 사용한다. 이것은 기존의 상품 추천 시스템에서 구매자가 원하는 유사물품을 검색하는데 많이 이용되는 방법이다[4].

경매 기록 데이터베이스는 경매 물품을 나타내는 속성들로 구성되어 있다. 예를 들어 자동차의 경우라면, 자동차 이름, 제조사, 모델명, 엔진 정보, 제조 년, 현재 상태, 주행거리 등과 같은 자동차 물품에 관한 정보를 포함하고 있으며, 과거의 경매일, 낙찰 예정가, 입찰 가격들, 실제 낙찰가 등과 같은 경매 정보도 포함하고 있다. 이러한 정보는 새로운 경매 물품의 낙찰 예정가를 생성하는데 사용된다. 그리고, 시장 가격 데이터베이스 정보도 이와 유사하게 설계되어 있다.

벡터 공간 모델에 의해 검색 결과의 순위를 부여하는 유사도 계산 방법은 다음 식 (1)과 같다.

$$similarity ( r_j, a_k ) = \frac{\sum_{i=1}^n (tr_{ij} \times tq_{ik})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n tr_{ij}^2 \times \sum_{i=1}^n tq_{ik}^2}} \quad (1)$$

$tr_{ij}$  = 물품 레코드 j에 대한 벡터에서 i번째 항목  
 $tq_{ik}$  = 질의 레코드 k에 대한 벡터에서 i번째 항목  
 $n$  = 레코드의 항목 수

사례 유사도는 두 개의 데이터베이스로부터 유사한 물품을 검색하는데 사용한다[1]. 즉, 경매 기록 데이터베이스에서 식 (1)을 이용하여 현재 경매하려는 물품과 유사한 과거 경매 물품의 정보를 검색하여 얻어오고, 시장 가격 데이터베이스에서도 식 (1)을 이용하여 유사한 물품의 시장 가격 정보를 검색하여 얻어온다.

### 3.3 낙찰 예정가 생성

앞에서 계산된 유사도를 이용하여 각각의 데이터베이스에서 유사한 물품들을 검색하고, 그 물품의 낙찰된 가격이나 시장 가격들을 이용하여 각각의 낙찰 예정가 후보값을 계산한다. 그 중 경매 기록 데이터베이스로부터 가중치 평균을 이용하여 낙찰 예정가 후보값을 계산하는 식은 다음 식 (2)와 같다. 여기서 가중치는 각 물품의 사례 유사도에 근거하여 차등 적용한다.

$$P_{action} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i \cdot r_i \quad (2)$$

$n$  = 물품의 수  
 $w_i$  = 물품 i에 대한 가중치  
 $r_i$  = 물품 i의 낙찰 예정가

그리고, 시장 가격 데이터베이스로부터 가중치 평균을 이용하여 낙찰 예정가 후보값을 계산하는 식은 다음 식 (3)과 같다. 여기서 물품 i에 대한 가중치  $w_i$ 를 이용하는 이유는 경매 물품에서 가격에 중요한 영향을 미치는 요인간의 가중치를 반영하기 위함이다.

$$P_{web} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i \cdot m_i \quad (3)$$

$n$  = 물품의 수  
 $w_i$  = 물품 i에 대한 가중치  
 $m_i$  = 물품 i의 시장 가격

최종 낙찰 예정가는 앞의 두 개의 후보값을 이용하여 다음 식 (4)를 통해 계산한다.

$$V = ( P_{action} \times w_a + P_{web} \times (1 - w_a) ) \quad (4)$$

$w_a$  =  $P_{action}$ 에 대한 가중치

여기서  $w_a$ 는 경매 기록 데이터베이스와 시장 가격 데이터베이스의 반영 비율을 조정하는 역할을 한다. 그리고, 앞의 식들에서 가중치는 0과 1사이의 값으로 합은 1이 된다.

다음은 자동차 경매에서 낙찰 예정가를 구하는 예제이다. 경매에 등록하고자 하는 자동차의 사용기간이 60개월, 주행거리가 45,000Km일 때, 낙찰 예정가를 구하기 위해서 경매 기록 데이터베이스와 시장 가격 데이터베이스에 저장되어 있는 데이터를 이용한다. 먼저 경매 등록 물품과 가장 유사한 데이터를 검색하기 위해서 각 자료의 사용기간과 주행거리를 등록 물품의 사용기간과 주행거리에 대한 비율로 변환한 후, 식 (1)에 각 항목의 값으로 이들을 대입하여 유사도를 구한다. 간단한 예제를 위해서 자동차의 여러 항목 중 사용기간과 주행거리만을 사용한다. 계산된 유사도는 <표 1>과 <표 2>에서 볼 수 있다.

<표 1> 경매 기록 데이터베이스에서의 사례 유사도

물품 번호	사용기간 (개월)	주행거리 (Km)	사용기간 비율	주행거리 비율	낙찰예정가 (천원)	유사도
1	64	59,000	0.93	0.69	6,500	0.989
2	61	46,000	0.98	0.97	4,800	0.999
3	58	37,000	0.97	0.82	5,500	0.997
4	59	62,400	0.98	0.61	6,800	0.974
5	64	59,900	0.93	0.67	4,900	0.987
6	70	61,500	0.83	0.63	5,500	0.991

<표 2> 시장 가격 데이터베이스에서의 사례 유사도

물품 번호	사용기간 (개월)	주행거리 (Km)	사용기간 비율	주행거리 비율	시장가격 (천원)	유사도
1	59	52,100	0.98	0.84	6,500	0.997
2	54	62,500	0.90	0.61	6,100	0.982
3	61	57,800	0.98	0.72	5,500	0.988
4	57	54,000	0.95	0.80	6,800	0.996
5	62	44,000	0.97	0.98	7,000	0.999
6	63	62,200	0.95	0.62	5,200	0.978

여기서 유사도가 1에 가까울수록 경매 등록 물품과 유사하므로 가장 유사한 3건을 순서대로 추출하면 경매 기록 데이터베이스는 물품번호 2, 3, 6 순이고, 시장 가격 데이터베이스는 물품번호 5, 1, 4 순이다. 이렇게 검색된 각 3건의 자료에 대해서 가중치를 3 : 2 : 1로 두고, 경매 기록 데이터베이스에서 물품의 낙찰 예정가를 구하고 시장 가격 데이터베이스에서 물품의 시장 가격을 구한 후, 식 (2)와 식 (3)을 이용하여  $P_{action}$  5,150천원과  $P_{web}$  6,800천원을 얻는다.

마지막으로 식 (4)에서의  $w_a$ 를 0.7로 하여 새로운 물품의 낙찰 예정가 5,645천원을 구할 수 있다.  $w_a$ 를 0.7로 정한 이유는 4.2.3절에서 설명한다.

### 4. 성능 실험

본 절에서는 낙찰 예정가 후보값과 최종 낙찰 예정가의 성능을 실험을 통해 성능 평가한다.

#### 4.1 실험 환경

성능 실험은 실제 전자경매 시스템의 경매 기록 데이터베이스를 이용하여 수행하는데, 여기에는 동일한 자동차 모델에 대한 600건의 경매 자료들이 있고, 이들 중에 100건은 낙찰에 실패한 자료들이다. 또한 시장 가격 데이터베이스는 인터넷 전자상거래 사이트에서 수집된 가격 정보를 저장하고 있으며, 동일한 모델의 가격 정보로 500건의 자료를 가지고 있다.

실제 낙찰 가격과 낙찰 예정가를 비교하기 위해서 수정된 MAE(Mean Absolute Error)를 다음 식 (5)와 식 (6)에 의해 계산한다. 이것은 상품 추천시스템에서 기준이 되는 값과 실험으로 계산된 값 사이의 차이를 표시하며 성능 평가에 많이 사용된다[11].

$$E_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (|b_i - r_i|) / b_i \quad (5)$$

- $n$  = 물품의 수
- $b_i$  = 실제 낙찰가 또는 유찰인 경우의 최고 입찰가
- $r_i$  = 판매자가 부여한 낙찰 예정가

$$E_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (|b_i - v_i|) / b_i \quad (6)$$

- $n$  = 물품의 수
- $b_i$  = 실제 낙찰가 또는 유찰인 경우의 최고 입찰가
- $v_i$  = 에이전트에 의해 생성된 낙찰 예정가

식  $E_1$ 은 기존의 시스템에서 실행되고 있는 판매자가 직접 제시한 낙찰 예정가를 평가하기 위한 것이며,  $E_2$ 는 우리가 제안한 에이전트에 의해 생성된 낙찰 예정가를 평가하기 위한 것이다.

실험 결과는 다음 절에서 설명한다.

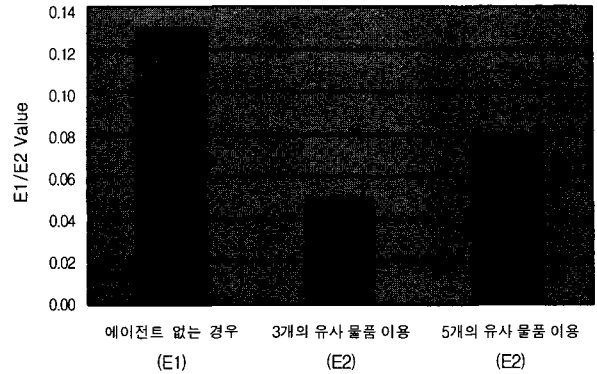
#### 4.2 실험 결과

본 절에서는 경매 기록 데이터베이스와 시장 가격 데이터베이스의 효과와 생성된 낙찰 예정가의 성능을 설명한다.

##### 4.2.1 경매 기록 데이터베이스의 효과

경매 기록 데이터베이스의 성능 평가 결과는 (그림 2)와 같다. 여기서 가장 왼쪽의 막대 그래프는 판매자가 부여한 낙찰 예정가의 성능을 표현하는  $E_1$  값으로 식 (5)에 의해 계산된다.

그리고 가운데 막대 그래프는 식 (2)로 계산된 후보값  $P_{auction}$ 의 성능을 식 (6)에 의한 계산한  $E_2$  값이며, 이때 가장 유사한 3건의 자료를 선택하여 각각에 3:2:1의 비율로 가중치를 부여한 것이다. 마지막으로 오른쪽의 막대 그래프는 식 (2)로 계산된 후보값  $P_{auction}$ 에 대한  $E_2$  값으로 가장 유사한 5건의 자료를 선택하여 각각 5:4:3:2:1의 비율을 부여한 경우이다.

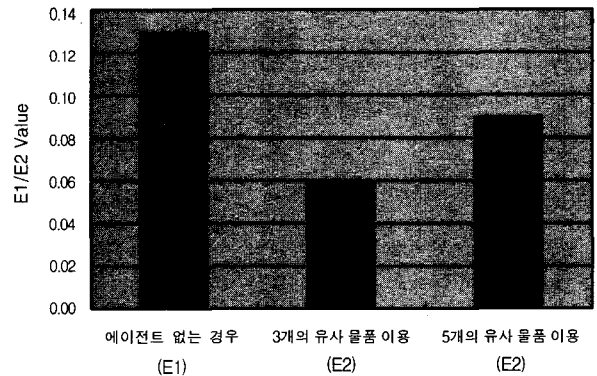


(그림 2) 경매 기록 데이터베이스의 효과

(그림 2)에서와 같이 가장 유사한 3건의 물품 자료를 대상으로 생성된 낙찰 예정가의 성능이 가장 좋음을 볼 수 있다. 여기서 5개의 유사 물품을 이용하는 경우가 3개의 유사 물품을 이용하는 것보다 성능이 좋지 않게 나타난다. 이것은 본 시스템의 실험 데이터베이스 크기가 작아서 5개의 유사 물품의 검색시에는 유사도가 낮은 물품이 포함되기 때문이다. 그러나 대상 데이터베이스의 크기가 커진다면 유사 물품의 일정규모에서는 성능이 달라질 것으로 예상된다.

##### 4.2.2 시장 가격 데이터베이스의 효과

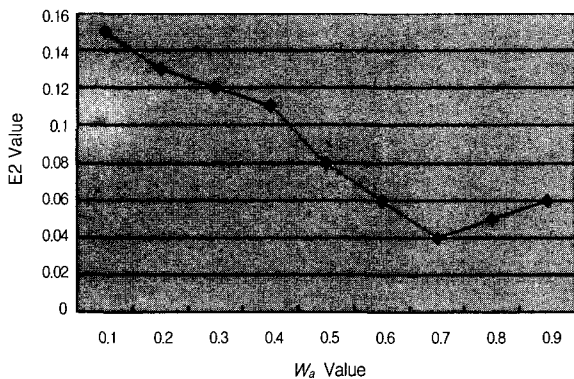
앞에서와 동일한 방법을 시장 가격 데이터베이스에 적용하면 결과는 (그림 3)과 같다. 여기서도  $P_{web}$ 에 대한 가장 유사한 3건의 물품 자료를 대상으로 생성된 낙찰 예정가의  $E_2$  값의 성능이 가장 좋음을 볼 수 있다.



(그림 3) 시장 가격 데이터베이스의 효과

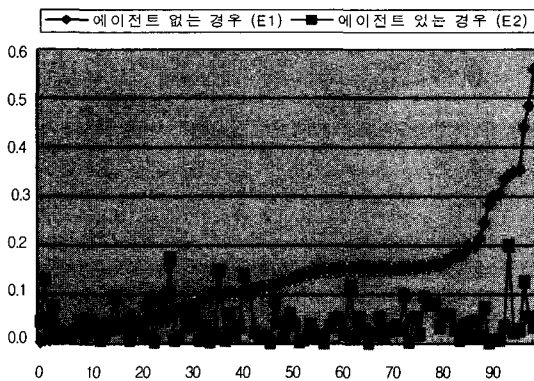
4.2.3 낙찰 예정가의 성능

낙찰 예정가를 구하는 식 (4)에서의 가중치 변수  $w_a$ 의 성능은 (그림 4)에서 볼 수 있으며, 실험 데이터베이스에서는  $w_a$ 가 0.7인 경우의 성능이 가장 좋다. 여기서  $w_a$ 가 0.7이라는 것은 경매 기록 데이터베이스와 시장 가격 데이터베이스의 비율을 7:3으로 반영한 것을 의미한다. 이것은 경매 기록 데이터베이스가 과거의 유사한 모델의 실제 낙찰 가격 정보를 포함하고 있으므로 시장 가격 데이터베이스에 비해 좀 더 정확한 낙찰 예정가를 얻는데 유용하기 때문이다. 그러나,  $w_a$ 가 0.7보다 커지게 되면, 상대적으로 최근 인터넷 상의 가격 정보를 가지고 있는 시장 가격 데이터베이스의 반영 비율이 0.3 이하로 지나치게 줄어들게 되므로 성능이 낮게 나타난다.



(그림 4) 낙찰 예정가의 성능

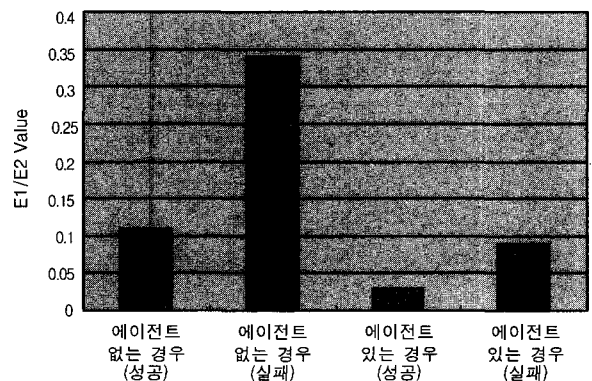
(그림 5)는 임의로 선택된 100건의 물품에 대해서, 판매자가 제시한 낙찰 예정가(또는, 에이전트에 의해 생성된 낙찰 예정가)와 실제 낙찰가(유찰일 경우는 최고 입찰가) 사이의 차이를 보여준다. 낙찰 예정가 자동 생성 에이전트를 통해 얻은 낙찰 예정가와 실제 낙찰가의 차이가, 낙찰 예정가 자동 생성 에이전트를 사용하지 않는 경우의 낙찰 예정가와 실제 낙찰가의 차이보다 적음을 알 수 있다(그래프는 기존 방식에서의 차이값의 크기에 의해 정렬 됨).



(그림 5) 성능 비교

4.2.4 기존 시스템과 비교

본 절에서는 경매에 성공한 경우와 성공하지 못한 경우의 성능을 평가한 것으로, (그림 6)은 각각의 E값을 비교한 것이다. 첫 번째 막대 그래프는 경매에 성공한 경우로, 기존의 판매자가 스스로 결정한 낙찰 예정가와 실제 낙찰가 차이의 평균을 보여주고 있다. 두 번째 막대 그래프는 경매에 실패한 경우를 보여준다. 세 번째 막대 그래프는 경매에 성공한 경우로 낙찰 예정가 자동 생성 에이전트에 의해서 추천된 낙찰 예정가와 실제 낙찰가 차이의 평균을 나타내며, 그리고 마지막 막대 그래프는 경매에 실패한 경우로 낙찰 예정가 자동 생성 에이전트에 의해서 추천된 낙찰 예정가와 유찰된 최고 입찰가 차이의 평균을 나타내고 있다. 더 자세한 결과는 <표 3>과 같다.



(그림 6) E값의 비교

<표 3> E값의 편차

	에이전트 없는 경우		에이전트 있는 경우	
	성공	실패	성공	실패
최대차이	0.84	1.23	0.20	0.30
최소차이	0.02	0.20	0.00	0.01
E 값	0.11	0.34	0.03	0.09

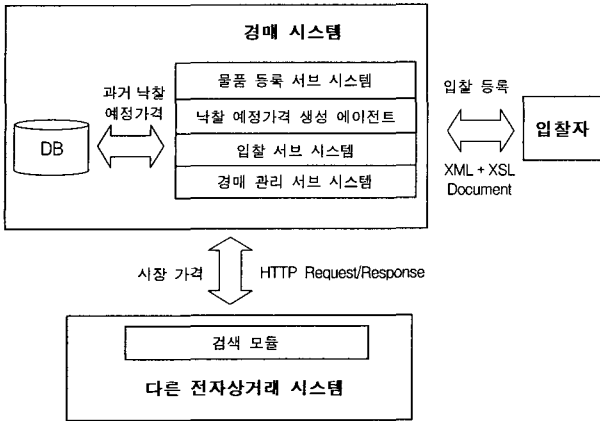
생성된 낙찰 예정가를 사용하면, 경매에서 성공한 경우의 E값은 0.11에서 0.03으로, 경매에서 실패한 경우의 E값은 0.34에서 0.09로 감소함을 볼 수 있다. 이것은 지나치게 높은 낙찰 예정가로 인해 발생하는 유찰을 방지함으로써, 경매의 실패율을 감소할 수 있음을 의미한다. 또한 너무 낮은 가격으로 경매에 성공하는 것을 방지할 수 있다.

5. 인터넷 경매 시스템 구현

본 시스템은 JavaScript, ASP, MS-SQL을 이용한 웹 환경에서 프로토타입으로 개발되었다. 여기에 차세대 웹 표준인 XML을 사용하였는데, XML schema, DOM, Xpath, XSLT, XQL 등의 XML 기술[3,9]이 적용되었다.

5.1 시스템 구조

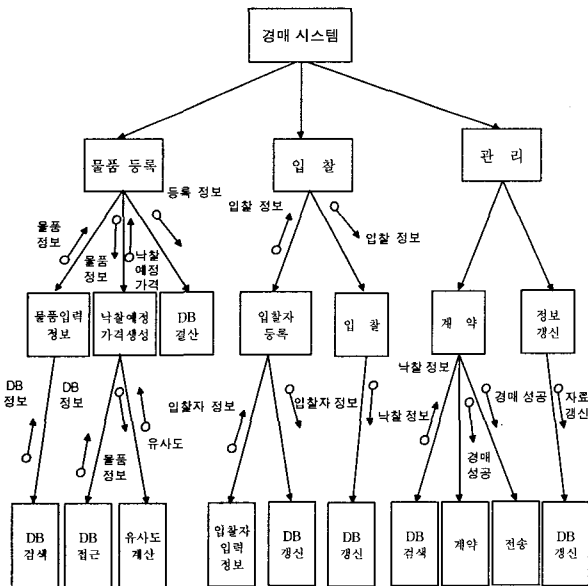
본 시스템의 구조는 (그림 7)과 같으며, 물품 등록 서버 시스템, 입찰 서버 시스템 그리고, 경매 관리 서버 시스템으로 구성되어 있다. 여기서 낙찰 예정가 자동 생성 에이전트는 물품 등록 서버 시스템에 포함된다.



(그림 7) 시스템의 구조

5.2 프로그램 설계

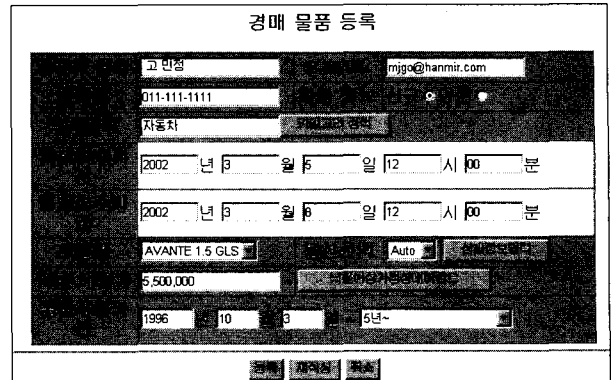
경매 시스템의 프로그램 구조도는 (그림 8)과 같으며, 물품 등록 서버 시스템, 입찰 서버 시스템 그리고, 경매 관리 서버 시스템의 주요 모듈 내용을 보여준다.



(그림 8) 프로그램 구조도

5.3 낙찰 예정가 생성 에이전트

(그림 9)는 경매 물품 등록을 위한 화면이다. 여기서 판매자는 스스로 낙찰 예정가를 정할 수도 있거나, 낙찰 예정가 자동 생성 에이전트에 의해 생성된 낙찰 예정가를 이용할 수도 있다.



(그림 9) 물품 등록 화면

(그림 10)은 낙찰 예정가 자동 생성 에이전트에 의해서 생성된 낙찰 예정가를 보여주는 화면이다. 여기에는 경매 기록 데이터베이스와 시장 가격 데이터베이스로부터 현재 경매에 참여하고자 하는 물품의 정보와 가장 유사한 3건의 검색된 결과를 보여주며, 이를 이용하여 계산된 최종 낙찰 예정가를 제시한다. 위의 등록 화면에서, 판매자가 “등록” 버튼을 누르면 (그림 10)에서 보여준 최종 낙찰 예정가가 경매 물품의 낙찰 예정가로 등록된다.

**낙찰 예정가 결과**

과거의 경매 기록에 의한 예상 낙찰 예정가

물품번호	물품명	주행거리(km)	연식	구입가격(만원)	낙찰 예정가(만원)
1	AVANTE 1.5 GLS	60,000	1996	1053	650
2	AVANTE 1.5 GLS	59,950	1997	887	519
3	AVANTE 1.5 GLS	58,000	1995	887	480

=>> 결과 : 578 만원

인터넷 전자상거래 사이트 검색에 의한 예상 낙찰 예정가

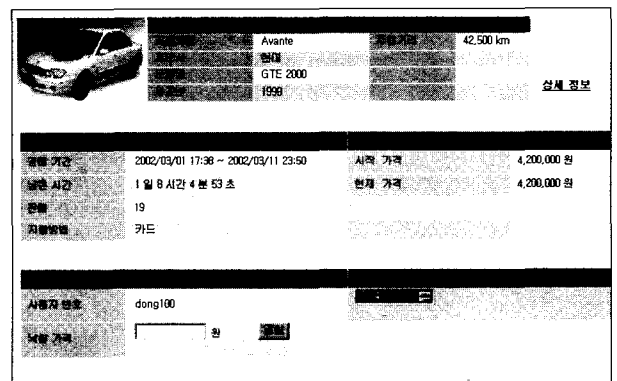
물품번호	물품명	주행거리(km)	연식	구입가격(만원)	낙찰 예정가(만원)
1	AVANTE 1.5 GLS	47,000	1995	1053	370
2	AVANTE 1.5 GLS	59,950	1996	1053	516
3	AVANTE 1.5 GLS	58,000	1995	887	330

=>> 결과 : 412 만원

**최종 낙찰 예정가 : 528 만원**

(그림 10) 낙찰 예정가 생성 화면

5.4 입찰



(그림 11) 입찰 화면

(그림 11)의 입찰 화면에서는 자동차의 현재 낙찰가, 과거 입찰 기록 등과 같은 경매에 필요한 자동차 정보를 보여준다. 사용자는 원하는 입찰가를 기록하고 "입찰"이라는 버튼을 누름으로써 입찰에 참여하게 된다.

### 6. 결론 및 향후 연구

본 논문은 경매 시스템의 판매자에게 자동으로 낙찰 예정가를 추천해 주는 에이전트를 제안하였다. 여기서는 경매 기록 데이터베이스와 인터넷 전자상거래 사이트의 가격 정보로부터 벡터 공간 모델을 이용하여 낙찰 예정가를 자동으로 생성한다.

본 시스템을 사용하면 판매자가 지나치게 낮거나 높은 낙찰 예정가를 제시하는 것을 방지하므로 낙찰률을 향상시킬 수 있다. 인터넷 자동차 경매 시스템으로부터 확보한 600건의 경매 가격 정보를 이용하여 성능 실험한 결과, 에이전트를 사용하기 이전보다 본 논문에서 제시한 평가 기준인  $E$ 의 값이 기존 방식의 27%로 크게 감소하는 것으로 나타났다. 이것은 정상가격보다 지나치게 높은 낙찰 예정가로 물품이 유찰되는 것을 방지하므로 유찰율을 낮추는 효과가 있음을 의미한다. 또한 이것은 낙찰가가 물품의 정상 가격보다 지나치게 낮아지는 것도 방지할 수 있다.

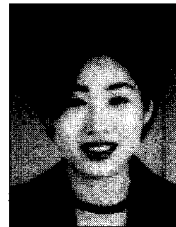
향후에는 낙찰 예정가 뿐만 아니라 경매 시작가의 자동 생성에 대한 연구와 함께 대규모의 실험 데이터베이스에 대한 성능평가를 통한 경매 시스템에의 실용화에 대한 연구가 필요하다. 또한 정보 검색이론의 확률모델, 벡터공간모델, 피어슨의 상관관계모델 등 기존의 추천시스템에서 사용한 다양한 정보 검색 이론들을 적용하여 낙찰 예정가격 생성 과정의 효율성을 증명하는 것이 필요하다.

### 참 고 문 헌

[1] William B. Franke and Ricardo Baeza-Yates, Information Retrieval : Data Structures & Algorithms, Prentice Hall, 1995.  
 [2] Joseph P. Bigus, et. al., Constructing Intelligent Agents Using Java, Wiley, 2000.  
 [3] Mark Birbeck, et. al., Professional XML 2nd Edition, Wrox, 2001.  
 [4] William W. Cohen, "Extracting Information from the Web for Concept Learning and Collaborative Filtering," Proc. of the 11th ALT Int'l Conference on Machine Learning, Sydney, Australia, pp.1-12, December, 2000.  
 [5] Paulo Goes, et. al., "Simulating Online Yankee Auctions to Optimize Sellers Revenue," Proc. of the 34th Hawaii Int'l Conference on System Sciences, Hawaii, USA, pp.2453-2462, January, 2001.

[6] Eric V. Heck and Peter Vervest, "How Should CIO's Deal with Web-Based Auctions?," Communications of the ACM, Vol.41, No.7, pp.99-100, July, 1998.  
 [7] Gair E. Kaiser, "Collaborative Work : The Web as Enabling Technology for Software Development and Distribution," IEEE Internet Computing, Vol.1, No.6, pp.84-87, November, 1997.  
 [8] Pattie M. Maes, "Agent that Buy and Sell," Communications of the ACM, Vol.42, No.3, pp.81-91, March, 1999.  
 [9] Hiroshi Maruyama, XML ana Java Developing Web Applications, Addison-Wesley, 2000.  
 [10] B. Sarwar, et. al., "Analysis of Recommendation Algorithms for e-Commerce," Proc. of the 2nd ACM Int'l Conference on Electronic Commerce, Minneapolis, USA, pp.158-167, October, 2000.  
 [11] Pasquale Savino, et. al., "A Query Language for Similarity-Based Retrieval of Multimedia Data," Proc. of the 1st East-European Symposium on Advances in Databases and Information Systems, St.-Petersburg, Russia, pp.196-203, September, 1997.  
 [12] eBay Auction Guideline, <http://webhelp.ebay.com/cgi-bin/eHNC>.  
 [13] 김충석, "입찰 추적을 지원하는 인터넷 경매 시스템 설계 및 구현", 정보처리학회논문지, 제7권 제5호, May, 2000.  
 [14] 이근왕외 3명, "인터넷 경매를 위한 지능형 에이전트 기반 마진 푸쉬 멀티 에이전트 시스템 설계 및 구현", 정보처리학회 논문지 D, 제9-D권 제1호, February, 2002.  
 [15] 황병연, "개선된 추천을 위해 클러스터링을 이용한 협동적 필터링 에이전트 시스템의 성능", 정보처리학회논문지, 제7권 제5호, May, 2000.

### 고 민 정



e-mail : mjgo@dgu.edu  
 1991년 경기대학교 전자계산학과(학사)  
 2000년 이화여자대학교 교육대학원 컴퓨터 교육학과(석사)  
 2001년~현재 동국대학교 컴퓨터공학과 (박사과정)

관심분야 : XML 및 웹, 전자상거래 보안

### 김 신 우



e-mail : purian@dgu.edu  
 1997년 동국대학교 컴퓨터공학과(학사)  
 2000년 동국대학교 컴퓨터공학과(석사)  
 2000년~현재 동국대학교 컴퓨터공학과 (박사과정)

관심분야 : XML 및 웹, 저장시스템, 데이터 베이스



### 박 성 은

e-mail : pse76@dgu.due

2000년 동국대학교 컴퓨터공학과(학사)

2002년 동국대학교 컴퓨터공학과(석사)

2002년~현재 동국대학교 컴퓨터공학과  
(박사과정)

관심분야 : XML 및 웹, 저장시스템, 데이터  
베이스



### 이 용 규

e-mail : yklee@dgu.edu

1986년 동국대학교 전자계산학과(학사)

1988년 한국과학기술원 전산학과(석사)

1996년 Syracuse University(전산학박사)

1978년~1983년 정보통신부 국가공무원

1988년~1993년 한국국방연구원 선임연구원

1996년~1997년 한국통신 선임연구원

1997년~현재 동국대학교 컴퓨터멀티미디어공학과 교수

관심분야 : XML 및 웹, 저장시스템, 데이터베이스