

# 통계분석 기법을 이용한 최적의 투찰가 자동 산출 시스템의 구현

정희원 김 봉 현\*°, 이 세 환\*, 조 동 옥\*\*

## An Implementation of Optimum Tender Price Automatic Calculation System using Statistical Analysis Technique

Bong-hyun Kim\*°, Se-hwan Lee\*, Dong-uk Cho\*\* *Regular Members*

### 요 약

최근 들어 인터넷이 급격히 발전하면서 다양한 정보와 자료들이 실생활에 유용하게 쓰이고 있다. 그러나, 정보의 양이 급증하면서 사용자들이 필요로 하는 정보를 찾는 데 걸리는 시간 또한 만만치 않게 소비되고 있다. 이를 해결하기 위해 지능형 검색 엔진, 에이전트 시스템 등의 개발로 정보 검색의 신속성과 정확성을 제공하게 되었다. 본 논문에서는 사용자들의 만족을 극대화하기 위한 목적으로 전문성을 필요로 하는 건설 입찰 정보의 분석을 통해 최상의 투찰가를 얻어내는 방법을 제시하고자 한다. 물론 미래에 대한 결과는 모두 일치시킬 수 없는 가정하에서 최상의 낙찰 성공률을 높이기 위한 부분에 논문의 목표를 두었다. 따라서, 본 논문에서는 사용자들에게 보다 신뢰성있는 투찰가를 제공하기 위해 낙찰자료를 빈도분석 방법으로 접근하여 통계분석 결과값으로 입찰자료와 비교, 분석하여 낙찰에 대한 투찰가를 산출하는 기법을 제시하고 이를 통해 최적의 투찰가 산출하는 웹 기반의 시스템을 구현하고자 한다.

**Key Words** : Tender Price, Bid Information, Statistical Analysis, Frequency Analysis, Successful Bid

### ABSTRACT

Recently, various information and data are efficiently used by the rapid growth of its Internet in our real life. But, users have spent lots of time finding necessary information for the increased amounts of information. To solve this problem, it can be provided the speed, accuracy of information search with development of intelligent search engines, agent system etc. In this paper, we propose the method of getting the best tender price in the analysis of the construction bid information that needs its professionalism by on the purpose to maximize users' satisfaction. Of course, if it is not under the unit of a results in the future, we put target of this paper on part to heighten supreme successful bid success rate. Therefore, this paper embodies offered system of web based on producing tender price of most suitable through techniques to produce tender price about successful bid that compare with bidder fare by statistical analysis incidental and value approaching successful bidder fare by frequency analysis method.

\* 한밭대학교 정보통신전문대학원 컴퓨터공학과 (bhkim@hanbat.ac.kr)(° : 교신저자), (sianlee@nate.com)

\*\* 충북도립대학 정보통신학과 (ducho@cbpc.ac.kr)

논문번호 : KICS2007-10-440, 접수일자 : 2007년 10월 01일, 최종논문접수일자 : 2008년 10월 21일

## I. 서 론

21세기는 무형의 지식과 정보가 경제 발전의 원동력이 되는 지식 기반의 정보화 사회로 지식의 생산, 보유 및 활용이 개인뿐만 아니라 국가 경쟁력을 좌우하는 시대가 되었다. 이와 같이 현대 사회는 컴퓨터와 인터넷의 발달로 인해 삶의 패러다임을 한층 향상 시킨 정보화 사회로 발전하고 있다. 즉, 현대인들은 세계화, 정보화라는 커다란 문명의 변화속에서 생활하고 있는 실정이다. 이러한 첨단 정보통신 기술이 빠르게 변화하고 발달함에 따라 정보화 사회는 현재이며 미래라는 것이 사회적 이슈로 떠오르고 있다. 21세기의 정보화 사회에서는 각종 정보를 분류, 선별하여 다른 형태의 정보로 전환하거나 새로운 정보를 창조할 수 있는 능력이 절실히 요구되고 있다. 특히, 정보화 사회에서는 정보의 양도 중요하지만 그것에 대한 사용자의 활용 능력이 중요하게 여겨지고 있다. 즉, 정보 소유자가 어떤 재화를 가진 자보다도 가치가 있고 힘이 있다는 것을 의미하고 있는 것이다. 이를 만족하기 위해 사용자들은 필요로 하는 정보를 빠른 시간내에 얻으려는 노력에 많은 부분을 소비하고 있다<sup>1)</sup>. 또한, 최근에는 실생활에 유용한 정보뿐만 아니라 전문적인 정보까지도 많이 이용하고 있다. 이에 따라 지금까지의 정보 검색 방법 및 그 이용 형태, 분야에 있어서도 상응하는 변화가 요구된다<sup>2)</sup>.

특히, 전문적인 정보의 경우 단순 정보와는 달리 기업 혹은 개인의 이윤 창출과 직결되는 경우가 많아 반드시 정보 결과에 대한 정확성 및 신속성이 요구되고 있다<sup>3)</sup>. 전문적인 정보에는 대표적으로 금융과 관련된 캐피탈 정보, 증권 정보, 대출 관련 정보 및 개인, 기업 신용 관련 정보 등이 있으며, 이 밖에도 디지털 콘텐츠 관련 정보, 경제 관련 정보 및 신기술 관련 정보 등이 있다. 이렇듯 많은 전문적인 정보들 가운데 본 논문에서는 건설 입찰 정보 분야에서 가장 핵심이라 할 수 있는 투찰가를 최적화하여 미리 예측한 결과를 산출, 제공하여 사용자들에게 낙찰에 대한 비전을 제시함으로써 전문적인 정보를 이용하는 목적을 만족시켜주기 위한 최상의 투찰가 자동 산출 시스템을 구현하고자 한다. 특히, 미래에 대한 예측 확률을 높이기 위해 통계분석 기법을 이용하여 입찰 정보에 대한 비교, 분석을 행하여 최적의 투찰가를 산출하고자 한다.

그동안 입찰 정보 사이트 이용 고객들은 자신만의 노하우를 바탕으로 투찰가를 산출한다. 물론

노하우라 함은 많은 경험과 자료를 통해 자신만의 특화된 방법들을 말한다. 그러나, 이에 대한 문제점으로 제시될 수 있는 요소가 존재한다. 오랜 시간동안 자신이 어렵게 습득하게 된 방법을 공개 또는 제공을 꺼려한다는 점이다<sup>4)</sup>. 입찰 정보를 처음 접하고 이를 이용하여 투찰을 하게 되는 사용자들은 이러한 방법들을 얻기 위해 기존에 온라인 혹은 오프라인상으로 입찰 정보를 이용하고 있는 경험자들과 같이 많은 시간, 노력 및 비용을 투자해야만 하는 고통이 따른다. 문제점으로 제시하기엔 다소 모호성이 있긴 하지만 좋은 방법론과 지식들이 유동적으로 제안되지 않고 틀에 박혀 있는 방식이 되어버린다면 더 나은 방향에 대한 제시가 어려워 질 수 있을 것이다. 실제로 입찰 방식에서의 정답은 없다. 다만, 자신만의 노하우를 토대로 정형화된 산출 결과와 행운의 동반으로 낙찰을 기대하고 있는 실정이다. 이를 해결하고자 본 논문에서는 숙련자, 초보자 모두 포괄적으로 투찰금액의 산출 결과에 대한 신뢰성을 높이기 위한 방법을 시스템으로 구현하고자 한다.

## II. 통계분석 방법

### 2.1 신경망 기법

신경망은 인간의 신경조직을 모델로 간단한 지능을 가지는 단위처리기들 사이를 서로 대규모로 연결시킨 네트워크 형태의 구조라 말할 수 있다. 기존의 컴퓨터는 기본적으로 일련의 기억장소를 참조할 수 있는 하나의 처리기로 되어 있다. 그래서 자료나 명령어가 저장된 기억장소에서 수행에 필요한 정보를 가져온 후에 적당한 처리를 하여 결과를 다시 특정 영역의 기억장소에 저장시킨다. 이러한 과정은 순간적으로 또한 정해진 순서에 의하여 진행되는 특성이 있다. 그러나 신경망은 이와 전혀 다른 형태로 수행된다<sup>5)</sup>.

이러한 신경망의 구조를 살펴보면 생체의 뉴런과 뉴런 사이에서 전달되는 화학물질들은 다른 뉴런의 활성화를 돕기도, 억제해 돕기도 하며 그 강도에는 차이가 있다. 같은 뉴런에서의 출력값이라 할지라도 받아들이는 뉴런과의 관계에 따라 그 값이 다른 뉴런을 활성화 시키기도 억제시키기도 한다. 이와 같은 원리를 이용하여 입력을 받아 처리한 출력값을 다음 뉴런으로 전달하는 가상의 인공 뉴런을 생성하는데 이러한 전달과정에서 먼저의 뉴런과 다음 뉴런 사이에는 일정한 가중치가 곱해진다. 이를 뉴

런과 뉴런 사이의 연결가중치라 한다<sup>6)</sup>.

신경망은 적당한 가중치가 매겨진 입력을 합해서 출력하는 정도의 간단한 기능을 하는 처리기 여러 개가 상호 병렬적으로 연결되어 과제를 처리한다. 그 결과 역시 순간적으로 진행되어 특정 장소에 저장되기 보다는 주어진 입력을 통해 전체 네트워크가 어떤 평형상태에 도달하는 방식으로 얻어진다. 이것은 기억장소의 특정 번지를 참조하여 변수 x의 현재 값을 알아볼 수 없다는 것을 의미한다. 정보는 각 처리기 사이의 연결 구조와 그것이 갖고 있는 값에 의해 결정된다. 이렇듯 신경망 기법의 핵심은 주어진 문제를 풀 수 있도록 하는 노드들 사이의 연결 강도값을 어떻게 구할 수 있느냐 하는 것인데 이를 학습<sup>7)</sup>이라고 한다.

## 2.2 통계분석 기법

낙찰에 대한 근거는 여러 방향으로 제시할 수 있으며 일정한 산술식을 거쳐 결과물을 얻어 낼 수 있다. 그러나 이와 같이 얻어지게 되는 결과물이라면 모든 사용자가 같은 결과를 갖게 되는 현상이 발생한다. 낙찰이 되기 위해 많은 사용자들은 일정 산술식과 자신이 쌓아온 경험들을 바탕으로 투찰가를 예상한다. 그러나, 개인이 처리할 수 있는 정보의 양이 문제가 될 것이다. 많은 자료를 갖고 있거나 경험이 많다고 해서 항상 낙찰의 성공을 거둔 순 없다. 자료의 활용을 극대화하여 정형화된 결과물을 얻어내기 위해서는 통계, 분석의 단계가 반드시 필요하다<sup>8)</sup>.

통계·분석을 간단히 정의하자면 “자료를 수량적으로 파악하여 통계적으로 수집·정리하여 실태를 밝히는 일” 일이라고 할 수 있다. 연구가 체계적으로 수행되기 위해서는 연구할 문제가 구체적으로 정의된 용어를 이용해서 설정되어야 한다. 이 때 관련지식이 확인되고, 연구계획이 수립되어야 한다. 연구계획은 이론과 관련된 선행연구에 근거한 연구문제와 연구문제를 해결하기 위한 연구방법과 절차를 포함한다. 따라서 첫 번째 연구단계는 계획단계라고 말할 수 있으며 두 번째 단계는 다른 연구자들이 비슷한 문제를 어떻게 접근했는가에 관한 정보를 얻을 수 있다. 세 번째 단계는 연구 문제를 해결할 수 있는 증거자료를 수집하는 단계이다. 자료수집 단계에서는 계획단계에서 고려된 설계(대상, 측정변수와 도구, 프로그램 시행 또는 처치)에 따라 자료를 수집한다. 네 번째 단계는 자료수집단계에서 수집한 자료를 계획 단계에서 정한 방법에 따라 분석



그림 1. 통계/분석의 단계

하고 연구결과를 얻는 단계이다. 마지막 단계는 자료분석에서 얻은 결과에 기초하여 결론을 내리거나 일반화 하는 과정이다. 연구결론은 계획단계에서 설정한 연구문제에 대한 해답이다<sup>9)</sup>.

통계적 검증의 원리는 연구가 어떠한 연구이든 간에 연구방법은 관찰과 자료수집의 방향을 결정하며 통계적 기법은 이렇게 수집한 자료를 요약하고 정리하여 모수치를 추리한 후 결론을 도출하게 하는 수단이다. 우리는 어떤 사건이 일어날 수 있는 확률을 계산하고 그것을 어느 기준 수준과 비교해 보고, 그리고 그를 기초로 하여 측정치에 대하여 결론을 내리는 추리과정을 거치는데 이를 통계적 검증과정이라 한다.

본 논문에서는 통계자료를 토대로 빈도분석의 방법으로 최적의 투찰가를 제시하고자 한다. 빈도분석은 원 자료의 내용들이 빈도 분포표 상에서 어떠한 분포적 특성을 가지고 있는지를 파악하는데 이용되고 이들 분포들의 특성을 나타내는 통계량들을 첫째, 빈도와 상대적 백분율, 누적빈도와 같은 빈도분포표로 구성하고 둘째, 최빈값(mode), 중앙값(median), 산술평균(mean)과 같은 중심화 경향과 관련된 분포의 형태를 나타내는 것으로 구성되어진다. 셋째, 범위, 평균편차, 분산, 표준편차 등으로 자료가 흩어진 정도를 나타낼 수 있다. 또한 이와 같은 특성치들을 하나의 막대그래프(bar chart)나 히스토그램(histogram)으로 도식화하여 나타내었다<sup>10)</sup>.

## III. 제안 방법 및 분석

인간이 어떤 일을 하기 위해서는 반복 학습이 이루어져야 하듯이 신경망도 역시 응용 분야에 활용하기 위해서는 학습이 선행되어야 한다<sup>11)</sup>. 신경망에서의 학습이라 함은 특정한 응용 목적에 적합하도록 뉴런간의 연결 강도를 적용시키는 과정이다. 신경망의 학습 방법은 지도학습, 자율학습 및 경쟁식 학습과 같이 3가지로 구분할 수 있다<sup>12)</sup>. 본 논문에서는 자율학습 기법을 도입하여 시스템을 설계하였다.

신경망 기법에서 가장 일반적으로 사용되는 것은 지도학습과 자율학습이다. 지도학습은 학습 중에 주

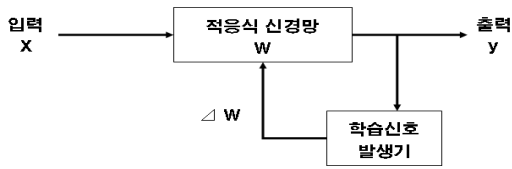


그림 2. 신경망의 자율학습 기법

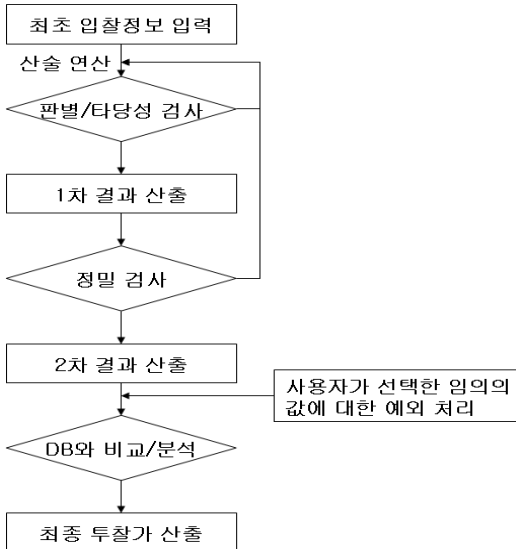


그림 3. 시스템 구성도

어진 입력에 대하여 올바른 출력이 어떤 것이어야 하는지를 제공해 주는 학습 기법이다. 이 경우에 신경망은 자신의 출력이 올바른지를 결정할 수 있기 때문에 자신의 연결 강도를 조정하는데 특정 학습 법칙을 어떻게 적용해야 할지를 결정하기가 쉽다. 반면 자율학습은 주어진 입력에 대하여 올바른 출력이 무엇인지가 제공되지 않으므로 어떠한 출력을 내야할지가 정확하지 않다<sup>[13]</sup>. 즉, 자율학습 기법은 그림 3과 같이 신경망을 학습시키는데 목표치가 필요없는 방법이다. 자율학습 기법은 지도학습에 비해 훨씬 더 어렵고 시간이 많이 소모된다는 것을 쉽게 알 수 있다. 이는 지도학습의 경우에는 주어진 자료와 이들의 관계가 입출력의 쌍에 의해서 간단히 밝혀질 수 있지만, 자율학습 기법은 자료 사이에 존재하는 관계까지도 자료의 특성에 따라서 학습 규칙을 적용해야 하기 때문이다<sup>[6]</sup>.

자율학습 기법은 먼저 응용 목적에 적합한 신경망 구조를 설계하고 연결 강도를 초기화한다. 그 후 학습 패턴  $x$ 를 입력하여 연결강도의 변화량  $\Delta w$ 를 계산하고 연결 강도를  $\Delta w$  만큼 변경한다. 변경된

연결 강도 ( $w + \Delta w$ )에 대하여 패턴 입력부터  $\Delta w$  값의 변경까지를 반복, 처리한다. 이와 같은 과정을 반복한 후 더 이상 연결 강도가 변하지 않으면 학습을 종료하는 기법을 취한다. 또한 이러한 과정에서 신경망의 출력과 목표출력 사이의 오차가 발생할 수 있다. 각각의 출력 뉴런의 오차 계산은 수식 (1)과 같으며 전체 신경망의 오차 계산은 수식 (2)와 같다.

$$O_{pi}(\text{목표출력}) - T_{pi}(\text{실제출력}) \quad (1)$$

$$\left( \sum (O_{pi} - T_{pi})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

또한, 어떤 뉴런의 활성이 다른 뉴런의 오류에 공헌했다면 그 사이의 연결가중치를 그것에 비례하여 조절해 줘야 하는데 이는 델타 규칙에 의한 것으로 수식 (3)을 적용하여 오차를 최소화 하였다. 이때  $W$ 는 연결가중치이며,  $\alpha$ 는 학습률,  $a_i$ 는 신경세포  $i$ 의 활성값,  $e_j$ 는 신경세포  $j$ 의 오차를 말한다<sup>[14]</sup>.

$$W(\neq w)_{ij} = W(\text{old})_{ij} + \alpha \times a_i \times e_j \quad (3)$$

본 논문에서는 빈도분석의 방법으로 최적의 투찰가를 제공하는 방법을 제안하였으며 낙찰에 대한 모호한 기대치를 정형화된 자료와 이를 기반으로 한 정밀한 비교, 분석, 범주치를 제공함으로써 신뢰성을 향상시켰다. 또한 기존의 방식에서 문제점으로 지적되고 있는 단순 통계화된 자료의 나열이 아닌 현 입력 자료의 수치를 연관 자료와 비교하여 최종적인 투찰가를 제공하는 방식을 구현하였다. 이를 통해 통계 자료의 반복적인 비교, 분석 및 유의성 추출을 통해 비교 자료가 증가하여도 최종 예측 투찰가를 1~2개로 좁혀 자동으로 산출, 제공되어 지는 방식을 개발하였으며 이로 인해 기존의 방식에서 발생하는 문제점인 비교 자료의 양이 증가될수록 예측 투찰가 또한 증가되는 현상과 이로 인한 사용자에게 전가되는 선택의 폭이 늘어나는 현상 등을 해결할 수 있는 향상된 성능을 나타내었다.

본 논문에서는 이와 같은 방식을 제안하여 입찰 정보를 입력받아 산술 연산에 의해 입찰 정보에 대한 판별 및 타당성 검사를 실시하여 1차 결과를 산출하고, 결과를 토대로 정밀 검사를 실시하여 이를 자료와 비교, 분석하여 최종 투찰가를 산출하였다. 아래 그림 3에서는 이와 같은 방식에 대한 시스템 구성도를 나타내었으며 제안한 방법과 기존 방식과의 차별성 및 성능 분석은 표 1에 나타내었다.

표 1. 제안한 방법과 기존 방식과의 차별성/성능 분석표

	기존 방식	제안한 방법
<b>방법론</b>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 입력 자료의 단순 분류</li> <li>2. 타당성에 대한 판별 검사 수행</li> <li>3. 단순 통계화된 결과 자료의 나열</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 입력 자료의 판별 및 타당성 검사</li> <li>2. 결과 자료에 대한 정밀 검사 수행</li> <li>3. 임의값에 대한 예외 처리</li> <li>4. 반복적 비교를 통한 유의성 추출</li> </ol>
<b>성능 비교</b>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 시간의 흐름에 따라 입력 및 비교 자료의 분량 증가</li> <li>2. 자료의 증가에 따른 결과값 증가</li> <li>3. 제공되는 예측 투찰가의 증가</li> <li>4. 사용자의 선택의 폭 증가</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 입력 및 비교 자료의 반복적 통계분석 적용에 따른 분량 증가 방지</li> <li>2. 제공되는 예측 투찰가 제한(1~2개)</li> <li>3. 사용자의 선택에 대한 고민 해결</li> </ol>

IV. 시스템 구현 및 결과

본 논문에서의 시스템은 위의 그림 3에서 보는 바와 같이 구성하였으며, 각 단계별로 결과물을 산출하고 이를 다시 입력으로 받아 최종적으로 최적의 투찰가를 예측하는 것을 목표로 하였다.

4.1 투찰금액 기본 계산 방식

첫 단계는 투찰가를 얻기 위해 기본적으로 필요한 자료를 적용하여 산출되는 방식이 이용되었다. 이 방법은 보다 세분화된 결과를 산출하기 위한 기반으로 활용되며 많은 이들이 이 단계는 숙지하고 있는 상태이다. 여기서 얻어지는 결과값을 어떠한 방법으로 활용하느냐에 따라 산출되어지는 결과물도 달라질 것이며 다양해 질것이다. 기본적으로 얻어지게 되는 값으로는 1365개의 투찰금액과 그에 대한 동가를 들 수 있다. 산출 결과에 1365개의 투찰금액은 고정되어진 값은 아니다. 즉, 입찰에 대한 발주처에 따라 적용되어지는 항목(적용과 선택수)의 변화에 따라 다르게 나올 수 있다. 본 논문에서는 가장 많은 적용이 이루어지는 입찰적용건으로 산출 결과를 보일 것이다.

적용 항목들을 간단히 살펴보면 발주(수요)기관, 업역(분야), 입찰일, 기초금액, 추정가격, 적용과 선택수, 예가대비, 사정범위, 복수예비가격 등이다. 위의 항목으로 1365개의 투찰예정금액, 동가목록, 기본투찰예정금액의 결과물이 기본적으로 산출되어진다. 이는 기존 자료의 비교가 적용되지 않으며, 적용 비율에 따른 계산으로 산출되어진다.

그림 4. 투찰가 산출을 위한 기본 자료 적용 화면

그룹	3그룹	4그룹	2그룹	1그룹	5그룹
예가/기초금액비율	-0.49% ~ 0.34%	-1.21% ~ -0.49%	0.34% ~ 1.12%	1.12% ~ 1.90%	-1.99% ~ -1.21%
낙찰분포 비율	33.33%	30%	20%	13.33%	3.33%
기본 예측액 1	767,267,305 원	761,297,329 원	772,868,104 원	예측금액이 없음	예측금액이 없음
기본 예측액 2	767,192,705 원	760,597,665 원	772,016,690 원	예측금액이 없음	예측금액이 없음
기본 예측액 3	767,070,289 원	759,944,950 원	771,186,717 원	예측금액이 없음	예측금액이 없음

그림 5. 기본 투찰 예측 금액 제공 화면

4.2 정밀 분석

투찰예정금액(1,365개), 동가목록, 기본투찰예정금액의 산출 결과는 이미 많은 사용자들이 어렵지 않게 접해 보았을 것이다. 입찰정보를 다루고 있는 많은 사이트들 또한 위의 산출 결과는 간단하게 얻어 낼 수 있을 것이다. 서론에서도 언급한 바와 같이 본 논문에서는 특화된 결과가 아닌 기존의 낙찰 자료를 근거로 고객들로 하여금 산출값에 대한 타당성과 정확성을 보여주기 위한 단계를 제시하고자 함이다. 정밀분석 단계에서는 투찰 예측 금액 산출에서 적용된 자료들과 산출결과를 바탕으로 기존 낙찰자료와의 비교, 분석으로 타당한 근거 자료의 제시와 함께 최종투찰예정금액, 추천예정금액을 제공함으로써 사용자의 투찰금액 결정에 도움을 준다. 정밀분석의 적용근거는 현 입찰공고의 발주(수요)기관, 업종, 지역, 기초금액(추정가격)이다. 낙찰자료(2년 이상의 자료)와의 비교를 통해 동일한 적용 자료를 얻어낸 뒤 첫 단계에서 산출되어진 결과물(투찰예정금액, 동가목록, 기본투찰예정금액)들을 적용하여 보다 정형화된 산출 결과물을 추출한다.

그림 6. 정밀분석 적용 자료 및 기타 조회 화면

최종투찰 예측금액의 경우 낙찰 자료에서의 동일 자료들에서 낙찰되어진 예정 투찰율을 얻어내 동일 또는 근접(±0.02)의 값을 분포비율로 제시하고 예정 투찰율로 계산되어진 예정 예측금액과 가장 근접한 금액을 투찰예정금액(1365개) 값에서 찾아오게 된다. 여기서 사용자들이 중요시 여기는 사항 중 하나가 자신의 선택 투찰가를 다른 이들이 얼마나 적용하고 있는가이다. 물론 이것은 기존 낙찰에 준하지만 타인의 투찰 성향을 고려할 수 있는 점이라 볼 때 중요한 근거 자료가 되어 질 수 있을 것이다.

최종 투찰 예측금액      정밀분석의 결과 값으로 최종 투찰 예측액 입니다.

예정 투찰 (예정/기초)	지난낙찰 (분포율)	예정 예측액	최종투찰예측액 (조합)
87.83%	14%	765,877,600 원	765,872,844 원
87.407%	14%	762,189,040 원	762,200,190 원
87.848%	14%	766,034,560 원	766,039,261 원
87.383%	13%	761,979,760 원	761,982,126 원
87.142%	13%	759,878,240 원	759,872,262 원
87.626%	11%	764,098,720 원	764,091,989 원
88.372%	11%	770,603,840 원	770,622,428 원
86.968%	11%	758,360,960 원	758,361,118 원
88.336%	10%	770,289,920 원	770,312,548 원
87.191%	10%	760,305,520 원	760,316,041 원
86.907%	9%	757,829,040 원	757,821,697 원
87.638%	8%	764,203,360 원	764,199,108 원
88.122%	7%	768,423,840 원	768,418,836 원
88.083%	7%	768,083,760 원	768,084,088 원
86.641%	7%	755,509,520 원	755,545,416 원
88.597%	6%	772,565,840 원	772,577,352 원
88.523%	6%	771,920,560 원	771,907,858 원
86.744%	6%	756,407,680 원	756,377,502 원

그림 7. 최종 투찰 예측 금액 화면

업체 투찰 분포율	나의 투찰예정금액에 대한 타 업체의 투찰성향 → 최종투찰예측액 선택 또는 예정 투찰을 입력		
기초금액	투찰예정금액	예정 투찰율 (예정/기초)	
872,000,000 원	원	0 %      적용	
검색결과	검색입찰 : 17건	찾은 업체수 : 0개사	투찰 수 : 0회
	업체당 투찰수	업체수	전체 투찰수      분포율
	3회이상	0 개사	0 회      %
	2회	0 개사	0 회      %
1회	0 개사	0 회      %	

그림 8. 업체 투찰 분포율 조회 화면

나의 투찰 분포율	최근 1년동안의 나의 투찰성향 산출적용범위 ±0.125%(최종 업데이트 : 04월 29일)	
기초대비% (평균)	적용범위	분포비율%
88.77%	88.873% ~ 88.623%	11.11%
88.47%	88.47% ~ 88.22%	5.56%
88.08%	88.215% ~ 87.965%	22.22%
87.85%	87.896% ~ 87.646%	16.67%
87.58%	87.619% ~ 87.369%	11.11%
87.13%	87.227% ~ 86.977%	27.78%
86.9%	86.896% ~ 86.646%	5.56%

그림 9. 기존 낙찰 자료를 토대로 산출된 투찰 분포율

추천 투찰금액은 동기목록의 값을 기초로 최종투찰 예측금액에서 얻어진 예정 투찰율을 적용하여 산출되어진다. 투찰 비율의 적용범위는 ±0.05로 최근 개찰일 기준 도표의 지난 낙찰 자료를 년도별의 비율로 예측1, 예측2의 산출 결과를 추출한다.

최근 개찰일 기준 낙찰 도표      해당 발주(수요)기관의 최대 20년 이내 최근 개찰 결과를 분석하여 입찰 분포율 예측할 수 있도록 낙찰 도표를 작성합니다.						
기간 : 2006년		검색건수 : 17건		평균 : 99.906%		
기초금액대비 확정예비가격비						
분류	분포율(%)	평균(%)				
100%이상 (+)	35.29%	100.754% (+0.754)				
100%미만 (-)	64.71%	99.443% (-0.557)				
기간 : 2005년		검색건수 : 32건		평균 : 100.63%		
기초금액대비 확정예비가격비						
분류	분포율(%)	평균(%)				
100%이상 (+)	66.67%	100.939% (+0.939)				
100%미만 (-)	33.33%	99.712% (-0.288)				
개찰일	기초금액	예가변동폭	예정가격	기초대비%	이전예가폭	1순위비율
2006.03.30	115,046,000	-2,965-2,702	117,234,225	101.902	1.9	89.424
2006.03.30	138,603,000	-2,909-2,791	138,606,875	100.002	0.6	87.748
2006.03.27	842,020,000	-2,686-2,973	836,970,050	99,401	-0.31	87,219
2006.03.22	295,947,000	-2,897-2,979	295,091,050	99,711	0.25	87,278
2006.03.22	209,208,000	-2,839-2,614	208,089,300	99,466	0.37	87,491
2006.03.22	223,298,000	-2,75-2,921	221,284,475	99,099	-1.78	86,956
2006.03.22	257,854,000	-2,907-2,963	260,119,950	100,878	1.51	88,53
2006.03.22	137,583,000	-2,695-2,698	136,715,600	99,37	0.56	87,194
2006.03.22	257,498,000	-2,545-2,695	254,411,725	98,896	-1.77	86,712
2006.03.22	119,173,000	-2,809-2,691	118,856,375	100,578	1.02	88,254
2006.03.22	234,809,000	-2,752-2,842	233,780,000	99,562	-0.19	87,361
2006.03.22	299,952,000	-2,873-2,617	299,193,175	99,748	0.53	87,525
2006.03.22	234,000,000	-2,937-2,664	232,163,150	99,216	-1.53	87,059
2006.03.22	306,599,000	-2,995-2.9	308,886,250	100,746	1.14	88.4
2006.03.22	215,418,000	-2,697-2,797	214,570,900	99,607	-0.28	87.4
2006.03.22	167,772,000	-2,702-2,801	167,588,750	99,891	-0.53	87.65
2006.03.22	187,259,000	-2,918-2,596	188,038,500	100,416	0.37	88,111
2005.12.23	178,510,000	-2,712-2,623	178,593,475	100,046	-1.79	87,786
2005.11.25	466,900,000	-2,71-2,958	475,457,175	101,832	2.12	89,432
2005.11.25	381,928,000	-2,811-2,692	380,825,275	99,712	0.18	87,502

그림 10. 최근 개찰일 기준 낙찰 도표 화면

기초금액, 낙찰 하안가(예가대비), 적용과 선택수 등 기준값을 확인 후 추천 예측금액을 참고 바람.

예측 1

예측 투찰비율	87.848% (적용범위 : 87.8319% ~ 87.8641%)
예측 투찰금액범위	765,894,168원 ~ 766,174,952원
동가목록	766,069,867원 (0.000, 0.000)

예측 2

예측 투찰비율	87.407% (적용범위 : 87.3903% ~ 87,4231%)
예측 투찰금액범위	762,048,648원 ~ 762,329,432원
동가목록	762,148,543원 (0.000, 0.000)

그림 11. 추천 투찰가 자동 산출 화면

## V. 결 론

현대사회에서 인터넷이 상용화되면서 정보는 단 순히 알고자하는 범위에서 반드시 필요한 조건이 되었다. 즉, 정보는 누구나 아는 사실이라는 점에서 기업 또는 개인의 이익과 밀접한 관련이 있는 중요한 지적 자료가 되었다. 특히, 전문적인 정보에 대한 결과의 습득은 신속성과 정확성을 배제할 수 없게 되었다. 그러나, 정보의 양이 증가하면서 필요로 하는 정보를 구하는데 걸리는 시간적, 비용적 손실이 만만치 않게 소요되고 있으며, 산출된 결과에 대



해서도 비교적 낮은 정확성을 나타내고 있는 문제가 항상 제기되어 오고 있다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 전문적인 정보 중에서 건설 입찰 정보에 대한 낙찰율을 높이기 위해 최적의 투찰가를 자동으로 산출하는 방법을 신경망의 자율학습 기법에 적용하여 시스템을 설계하였다. 이를 위해 산출 연산을 통해 1차 결과를 산출하였으며, 산출된 결과를 바탕으로 정밀 검사를 통해 최종 투찰가를 자동으로 산출하는 방식을 개발하였다. 결과론적으로는 기본적인 산술과 기존 자료의 활용에 그치지 않는 것처럼 보일 수 있다. 이점 또한 아직 다양한 방법론이 제시되어 지지 않은 문제점으로 보여진다. 이를 보완하고자 본 논문에서는 기존의 방법보다 다양한 방식으로 기존의 자료를 활용하고 비교, 분석하여 다양한 산출 결과물을 얻어내는데 초점을 두었다. 본 논문에서는 제시한 방식이 보다 다양한 방식으로 활용되어지거나 상이한 방식의 결과를 산출할 수 있는 길을 제시하고자 하였다. 또한, 기존의 입찰 정보에서 얻어진 결과값과 자료들의 이용에 따른 사용자들의 불만은 여전히 과제로 남아 있고 이를 해결하기 위해서 투찰금액에 대한 결과물이 다양한 방향의 결과물로 얻어질 수 있어야 한다는 점을 고려해야 한다.

### 참 고 문 헌

- [1] 네이버뉴스, <http://news.naver.com/>
- [2] 유재욱, 노정순, 온라인 정보탐색, 한국도서관협회, 1996.
- [3] 고영만, 정보검색 교육의 개선방안 연구, 1998.
- [4] 김진욱, 한국건설기술연구원, 정보검색 기법 연구, 한국건설기술연구원, 1998.
- [5] 배상현 외 2인, NEURAL NETWORKS의 이론과 응용, 조선대학교 출판부, 1999.
- [6] 임영도, 이상부, 퍼지·신경망·유전진화, 인솔미디어, 1999.
- [7] Nguyen, D., B. Widrow, Neural Networks for Self-Learning Control Systems, in Artificial Neural Networks, IEEE Press, 1992.
- [8] 전야창홍, 생활 속의 통계분석, 북스힐, 2002.
- [9] 김명욱, 나도 할 수 있다. 통계분석 방법의 키포인트, 김스정보전략연구소, 2004.
- [10] 김렬, 통계분석의 이해 및 활용, 대명, 2005.
- [11] 오창석, 뉴로컴퓨터, 내하출판사, 1996.

- [12] 김명원 외 6인, 알기 쉬운 신경망 컴퓨터, 전자신문사, 1992.
- [13] 조용준 외 2인, 데이터마이닝 신경망 분석, 자유아카데미, 1999.
- [14] E. Vonk, L.C. Jain, R.P. Johnson, Automatic Generation of Neural Network Architecture Using Evolutionary Computation, World Scientific Publishing, 1997.

김 봉 현 (Bong-hyun Kim)

정회원



2000년 2월 한밭대학교 전자계산학과 졸업

2002년 2월 한밭대학교 전자계산학과 공학석사

2006년 3월~현재 한밭대학교 컴퓨터공학과 박사과정

2002년 3월~현재 한밭대학교

외래강사

2005년 9월~현재 충북도립대학 외래강사

<관심분야> 생체신호분석, 음성처리, 전자상거래

이 세 환 (Se-hwan Lee)

정회원



2005년 2월 목원대학교 컴퓨터공학과 졸업

2007년 2월 한밭대학교 컴퓨터공학과 공학석사

2007년 3월~현재 한밭대학교 컴퓨터공학과 박사과정

2007년 3월~현재 충북도립대학 외래강사

<관심분야> 생체신호분석, 영상처리

조 동 옥 (Dong-uk Cho)

정회원



1983년 2월 한양대학교 전자공학과 졸업

1985년 8월 한양대학교 전자공학과 공학석사

1989년 2월 한양대학교 전자통신공학과 공학박사

1991년~2000년 서원대학교 정보통신공학과 교수

1999년 Oregon State University 교환교수

2000년~현재 충북도립대학 정보통신공학과 교수

2007년 기술혁신대전 대통령 표창 수상

<관심분야> 생체신호분석, 영상 및 음성처리