

시뮬레이션을 基盤으로 하는 營業利潤率 推定 시스템

Simulation-Based Stochastic Markup Estimation System (S²ME)

이 창 용*

Yi, Chang-Yong

김 루 희**

Kim, Ryul-Hee

임 태 경***

Lim, Tae-Kyung

김 화 중****

Kim, Wha-Jung

이 동 은*****

Lee, Dong-Eun

Abstract

This paper introduces a system, Simulation based Stochastic Markup Estimation System (S2ME), for estimating optimum markup for a project. The system was designed and implemented to better represent the real world system involved in construction bidding. The findings obtained from the analysis of existing assumptions used in the previous quantitative markup estimation methods were incorporated to improve the accuracy and predictability of the S2ME. The existing methods has four categories of assumption as follows; (1) The number of competitors and who is the competitors are known, (2) A typical competitor, who is fictitious, is assumed for easy computation, (3) the ratio of bid price against cost estimate (B/C) is assumed to follow normal distribution, (4) The deterministic output obtained from the probabilistic equation of existing models is assumed to be acceptable. However, these assumptions compromise the accuracy of prediction. In practice, the bidding patterns of the bidders are randomized in competitive bidding. To complement the lack of accuracy contributed by these assumptions, bidding project was randomly selected from the pool of bidding database in the simulation experiment. The probability to win the bid in the competitive bidding was computed using the profile of the competitors appeared in the selected bidding project record. The expected profit and probability to win the bid was calculated by selecting a bidding record randomly in an iteration of the simulation experiment under the assumption that the bidding pattern retained in historical bidding DB manifest revival. The existing computation, which is handled by means of deterministic procedure, were converted into stochastic model using simulation modeling and analysis technique as follows; (1) estimating the probability distribution functions of competitors' B/C which were obtained from historical bidding DB, (2) analyzing the sensitivity against the increment of markup using normal distribution and actual probability distribution estimated by distribution fitting, (3) estimating the maximum expected profit and optimum markup range. In the case study, the best fitted probability distribution function was estimated using the historical bidding DB retaining the competitors' bidding behavior so that the reliability was improved by estimating the output obtained from simulation experiment.

키워드 : 확률통계, 시뮬레이션, 입찰전략, 이윤율추정

Keywords : Stochastic, Simulation, Markup estimation

1. 서 론

1.1 연구배경 및 목적

어떤 프로젝트의 건적가액 (Cost estimate)을 추정하고 나면, 입찰가액(Bid price)을 결정하기위해 영업이윤율(Mark up)을 추가하는 일이 최종단계로 남는다. 경쟁이 심화되고 있는 건설 시장 상황에서 특정 건설사가 입찰(Bidding)에 참여할 예상 경쟁사들을 맞서 적절한 입찰전략(Bidding strategy)을 수립하는 것은 매우 어렵고도 중요한 의사결정행위이다. 영업이윤율을 결정하는 것은 특정 프로젝트에 내제되어 있는 불확실성과 잠재적 이익을 고려해서 최종 입찰금액을 정교한 수준으로 조정하는 것을 의미하며, 건설사가 프로젝트를 획득해야하는 필요성 혹은 욕구의 정도에 따라 이윤율 폭을 결정하는 태도가 달

라질 수 있다. 영업이윤율을 결정하는데 영향을 미치는 주요 요소들은 정량적 요인들과 정성적 요인들로 구분될 수 있다. 따라서 영업이윤율 결정과 관련된 정량적 요소들을 분석하는 정량분석 방법론과 정성적 요소들을 분석하는 정성분석 방법론을 설계하고 이들을 독립된 소프트웨어 컴포넌트로 개발하여 하나의 영업이윤율 추정 시스템으로 효과적으로 통합할 때, 보다 정확성이 있고 현실적인 예측 시스템을 구현할 수 있다.

본 연구는 문헌에 나타나는 기존의 입찰전략모델들을 조사하여 기술현실을 파악하고 학술적 및 산업적 진보에 기여할 수 있는 부분을 찾아 새로운 방법론을 구현하여 입찰가액 결정을 보다 신속하고 신뢰도 높게 수행하는 의사결정 지원 툴을 구현하고자한다.

1.2 연구범위

본 논문에서는 정량적 요소들을 분석하는 정량분석 방법론 및 시스템을 개발하는 것을 연구범위로 제한한다.

* 경북대학교 건설공학부 석사과정, 정회원

** 경북대학교 건설공학부 석사과정, 정회원

*** 경북대학교 건설공학부 학사과정, 정회원

**** 경북대학교 건설공학부 교수, 종신회원

***** 경북대학교 건설공학부 전임강사, 종신회원

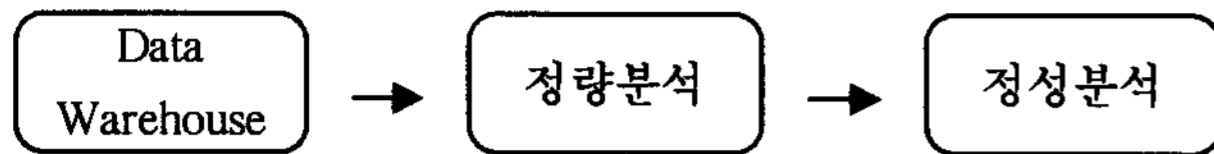


그림 1. 입찰전략 통합모델

1.3 연구의 방법 및 절차

건설 분야에서 최초로 입찰가격 결정을 위해 제시된 정량분석 방법론인 Friedman 모델과 Gates 모델에 사용된 가정들을 분석하였다. 그러한 가정들에서 기인하는 문제점을 개선하는 접근법들을 도입하여 보다 향상된 정량분석 방법론을 설계하고 구현하는 것을 연구범위로 한다. 연구수행방법, 내용 및 절차는 다음과 같다.

(1) 문헌조사를 통해 과거 입찰전략 모델에 대한 연구동향을 파악하고, 모델들의 문제점을 파악한다. 이를 통해 학술적 및 산업적 진보에 기여할 수 있는 부분을 밝힌다.

(2) 대표적인 입찰전략인 Friedman과 Gates 모델을 중심으로 랜덤추출법(Random Selection)과 시뮬레이션(Simulation)을 응용하는 확률통계 모델을 설계한다.

(3) 설계된 방법론을 MATLAB을 이용하여 S²ME를 구현한다.

(4) 구현된 시스템의 유효성을 검증하기 위해 Hegazy (2000)에 의해 수행된 것처럼 가상의 입찰 데이터베이스를 사용하여 S²ME를 모의실험하고, 기존의 입찰전략 모델들에 의한 결과와 비교분석한다.

2. 문헌조사

2.1 기존연구고찰

입찰과정에서 최적 영업이익율을 추정하기 위해 사용되어온 기존의 입찰전략 모델들이 표 1에 제시되었다.

Friedman(1955)은 경쟁 입찰에서 경쟁사들의 과거입찰 기록을 분석하여 입찰패턴을 확률분포함수로 분석함으로써 최대 기대수익을 산출하는 확률론적 입찰전략모델을 제시했다. Friedman은 어떤 건설사가 특정 이윤율에서 모든 경쟁사를 제치고 낙찰될 확률을 계산할 때, 어떤 경쟁사를 상대로 낙찰될 확률이 또 다른 경쟁사를 상대로 낙찰될 확률과 확률 통계적으로 독립적 (Stochastically independent)이라고 가정하였다. 반면, Gates(1967)은 확률 통계적 독립성에대한 가정을 비판하는 확률계산식을 제안하였다. Simmonds(1968)는 위의 두 모델들에 정성적 요소 (혹은 비가격적인 요소)를 통합하는 수정 모델을 제시하였다. 즉 발주자에 의해 평가되는 정성적 요소들 (예, 기업의 명성, 서비스품질, 경험 등)을 반영하는 수정모델을 제시하였다. Knode 와 Swanson(1978)은 입찰 가능한 둘이상의 프로젝트들이 존재할 때 두 가지 입찰 상황, 즉 동시(simultaneous)입찰과 순차(sequential)입찰에서 최대 기대수익을 산출하기 위해 선행입찰결과에 따라 한정된 기업자원(enterprise resource)을 고려하는 상대적 확률개념을 도입한 동적모델을 제안하였다. 이규진과 김문한(1989)은 Friedman 모델과 Gates

모델을 국내 입찰제도들(예, 저가심사제 및 부찰제 등)에 적합하도록 수정한 모델을 제시하였다. 특히 사례연구에서 현실상황을 반영하기 위해 과거입찰데이터를 사용하여 시뮬레이션을 이용해 추정된 기대수익과 수정모델을 비교분석함으로써 유효성을 검증하였다.

표 1. 영업이익율을 추정에 적용된 입찰전략 모델들

저자	년도	방법론
Friedman	1955	과거 기록으로 입찰패턴을 분석하는 확률론적 입찰전략모델을 제시
Gates	1967	Friedman의 확률 통계적 독립성 가정을 비판한 낙찰확률 식 제시
Simmonds	1968	가격요소 뿐만 아니라, 비가격 요소(명성, 서비스, 경험 등) 고려
Knode, Swanson	1978	동시입찰과 순차입찰 상황에서 잔류자원에 따른 동적 전략모델 제시
이규진, 김문한	1989	Friedman과 Gates 모델을 국내 실정(저가심사제)에 맞게 수정
Modselhi, Hegazy	1990	인공신경망을 이용한 정성적 요소들을 반영한 ProBid 시스템 개발
Li, Love	1999	규칙기반 전문가시스템과 인공신경망 통합, InMES 시스템 개발
Liu, Ling	2005	기존의 ANN 모델을 FNN(fuzzy neural network)모델로 개선
Cui, Hastak	2006	학습모델-Park rule과 Bayse rule-을 이용한 알고리즘 제시
Dikmen 외 2인	2007	사례기반추론을 통해 Risk/Profit Markup 산출모델 제시

Friedman 모델과 Gates모델을 필두로 이전에 논의된 모델들이 확률론을 기초로 한 정량분석 모델인 반면, Modselhi 와 Hegazy(1990)는 인공신경망(artificial neural network)을 이용해 영업이익율과 직접적인 관계를 가진 정성적인 요소들을 반영하는 방법론을 제시하고, ProBid 라는 시스템을 개발했다. Li 와 Love(1999)는 인공신경망(artificial neural network)에 규칙기반 전문가시스템(rule based expert system)을 통합하는 모델을 제시하고, InMES 라는 이윤추정시스템을 개발하였다. 이 시스템은 회사의 내부규정을 입찰의 제한 조건으로 반영할 수 있고, 영업이익율의 산출 근거를 제시할 수 있어 사용자의 이해도를 높일 수 있다. Liu와 Ling(2005)은 영업 이윤율 추정을 위해 사용되어왔던 ANN(artificial neural network)모델이 입력변수로부터 출력 값을 산출하는 논리를 사용자가 이해할 수 없다는 문제점을 제기하고, 이를 극복하기 위해 정성적인 정보를 효율적으로 취급하는 퍼지이론을 이용하여 FNN(fuzzy neural network)모델을 제시하였다. Cui와 Hastak(2006)은 동적인 입찰 환경에 대해 과거 입찰 정보를 분류하고 분석해서 새로운 지식을 추출하는 학습(learning)이론 모델을 제시하였다. 학습알고리즘으로써 Park rule 과 Bayse rule을 사용해 변화된 상황을 반영함으로써 수익이 제고됨을 입증하고 있다. Dikmen 외 2인

(2007)은 영업을윤율과 관련된 주요 인자에 대해 전문가집단을 설문조사함으로써 95개의 시나리오로 구성된 사례기반추론(Case based reasoning)모델을 제시하였다. 이 모델은 사용자가 입찰정보를 입력하면 위험, 기회, 그리고 경쟁등급을 계산하고 과거 유사사례를 검색하여 Risk Markup과 Profit Markup을 산출하여 이를 합한 최적이윤율을 구하는 모델을 제시하였다.

입찰과정에서 경험과 노하우를 가진 단독 의사결정자가 직관에 의해 의사결정을 했던 것과는 달리, Friedman 이후 의사결정 지원모델이 제시된 것을 시작으로 보다 현실상황에 맞도록 다양한 모델을 접목하는 연구들이 활발히 진행 되어 왔다.

입찰전략모델 연구 1세대(Friedman 1955, Gates 1967, Knode and Swanson 1978, 이규진과 김문한 1989)는 주로 Friedman과 Gates 이 제시한 모델들을 기초로 과거 경쟁사들의 입찰데이터에 대한 정량적 분석에 비중을 두고 있는 반면, 2세대(Simmonds 1968, Modselhi and Hegazy 1990, Li and Love 1999, Liu and Ling 2005, Cui and Hastak 2006, Dikmen et. al 2007)는 점차 입찰의 영향인자를 정성적인 요소(qualitative factors)를 반영한 연구들로 관심을 옮겨 왔다. 이처럼 정성적인 모델과 정량적인 모델은 어느 정도의 간격을 두고 독립적으로 연구되어왔다. 특히 정량적 모델들은 공통적으로 결정론을 중심으로 한다. 이들은 모델을 사용하여 계산한 단 1회의 분석결과를 해(solution)로 받아들이는 한계점을 지니고 있다. 따라서 무작위 추출법과 시뮬레이션을 응용하여 계산결과를 통계적으로 해석할 수 있는 방법론에 대한 연구가 요구된다. 또한 기존의 정량분석 모델의 성능을 보완하고, 독립적으로 연구되어온 정량분석 및 정성분석 방법론을 통합하는 연구가 필요하다.

2.2 기존 입찰전략 정량분석 모델들의 문제점들

기존 입찰전략 정량분석 모델들 (예, Friedman 모델 및 Gates 모델)에 사용된 가정 및 계산 절차에 있어서의 문제점들은 다음과 같다.

첫째, 입찰에 참여하는 주요 경쟁사의 수와 어떤 회사들이 참여하는지에 대한 정보가 알려져 있다고 가정한다. 그러나 현실에서는 입찰에 참여하는 경쟁사들이 어떤 회사들인지와 그 수를 사전에 알 수 없다.

둘째, 입찰가격 대비 견적가격 비율 (B/C)이 정규분포를 따른다는 가정 하에 평균과 표준편차를 이용하여 정량분석 한다. 따라서 각 경쟁사들이 리스크를 떠안으려는 태도 (Risk taking culture)가 모두 정규분포 특성을 띤다고 가정하고 있다. 그러나 현실에서는 건설사들마다 프로젝트를 획득하려는 욕구가 다르고 입찰에 참여하는 태도가 다르다. 프로젝트를 획득하는데 있어서 더욱 적극적이고 공격적인 경우 B/C비율의 확률분포가 우경분포(negatively skewed)를 띤 수도 있고, 비용 리스크를 좀처럼 떠안지 않으려는 태도를 나타내어 좌경분포(positively skewed)를 띤 수도 있다.

셋째, 영업을윤율(Mark up)을 특정 구간에서 증가시키면서 기대수익을 계산할 때 기대수익이 결정론적으로 계산되는 문제점들이 분석되었다.

따라서 모의실험을 통해 획득된 시뮬레이션 출력 데이터의 확률분포 특성을 추정하는 것은 보다 정밀한 추정을 가능하게 할 수 있다.

3. 방법론

그림 2는 이전에 논의된 정량분석 모델들에서 발견된 문제점들을 보완하기 위해 설계된 랜덤추출법 및 시뮬레이션을 기반으로 하는 방법론을 제시하고 있다.

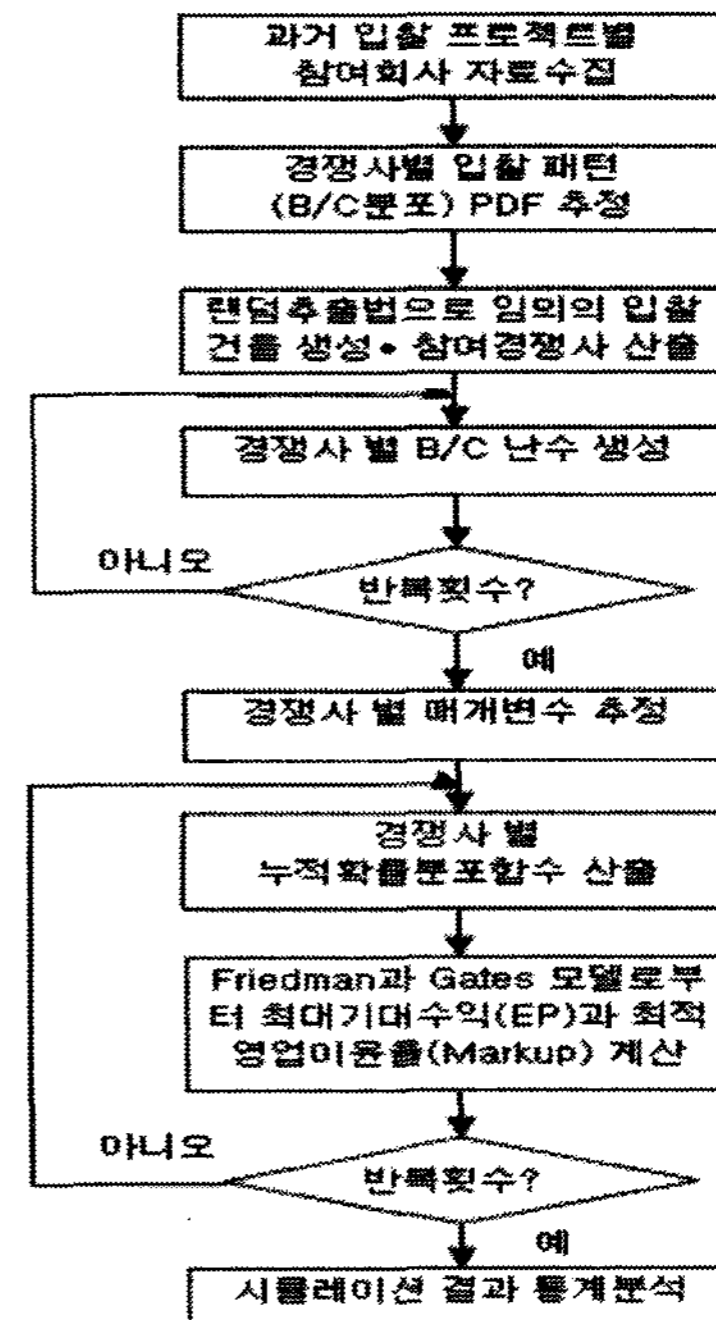


그림 2. 시뮬레이션 기반 확률통계적 방법론

1단계: 과거 프로젝트별 입찰 참여회사 데이터 수집

유사한 프로젝트(규모와 공종)에 대한 공개된 과거 입찰 정보를 DB(database)로 구축하여 각 회사별 입찰패턴(Bid/Cost)을 확률분포함수(probability distribution function)로 추정한다.

2단계: 랜덤추출법을 이용한 입찰참여 경쟁사 생성

입찰 이력 DB (Historical Bidding Database)에 저장되어있는 n개의 입찰 프로젝트들로부터 하나의 입찰기록을 무작위로 추출한다. 추출된 i번째 입찰에는 경쟁사들이 어떤 회사들이며 전체 몇 개의 회사인지에 대한 정보가 이미 저장되어있다. 이러한 랜덤 추출법은 입찰DB에 저장되어있는 n개의 입찰 기록들이 특정 발주자에 대한 각 건설사들의 입찰 참여도 및 입찰 선호도를 반영하고, 입찰기록이 망라하는 기간 동안 (예, 5년)의 건설사들의 입찰영업 패턴을 내재하고 있다는 가정을 토대로 한다. 이러한 가정이 정확한 과학에 근거한 것은 아니지만, 현실적인 것으로 받아들일 수 있는 충분한 근거가 있다. 무작위 추출법에 의해 지정된 횟수만큼 입찰 프로젝트들을 발생시키는 것은 현실에서 입찰에 참여하는 경쟁사들의 발생 패턴 및 빈도를 유사하게 재현하는 것을 의미한다.

3단계: 전체 경쟁사들에 대한 낙찰확률 계산

개별 경쟁사를 상대로 임의의 B/C(=1+Markup)에서의 낙찰 확률을 계산하고, Friedman과 Gates 모델에 의해 전체 경쟁사

들을 제치고 낙찰될 확률을 계산한다. 여기서 낙찰확률은 1단계에서 개별 회사별 입찰패턴을 확률분포함수로 추정한 것로부터 산출되는 확률변수(random variable)이다.

4단계: 최대기대 수익과 최적영업이윤율 산출

3단계에서 산출된 우상확률을 이용하여 영업이윤율을 증가시키면서(0-20%) 최대기대수익(Maximum Expected Profit)과 그때의 최적영업이윤율(Optimum Markup)을 1회 산출한다.

5단계: 반복 시뮬레이션 수행

3단계와 4단계과정을 반복수행(N=1,000)하여 최대기대수익과 최적영업이윤율을 시뮬레이션 출력 데이터로 획득한다.

6단계: 시뮬레이션 출력데이터의 통계분석

5단계를 반복 계산하여 획득한 시뮬레이션 출력 데이터인 최대 기대수익 값들과 최적 영업이윤율들을 통계적으로 분석하여 각각의 신뢰구간을 산출한다.

본 결과는 정규분포 및 추정된 실제 확률분포를 Friedman 모델과 Gates 모델에 결정론적으로 1회의 분석을 적용했을 때 나타난 결과를 제시한 것이다.

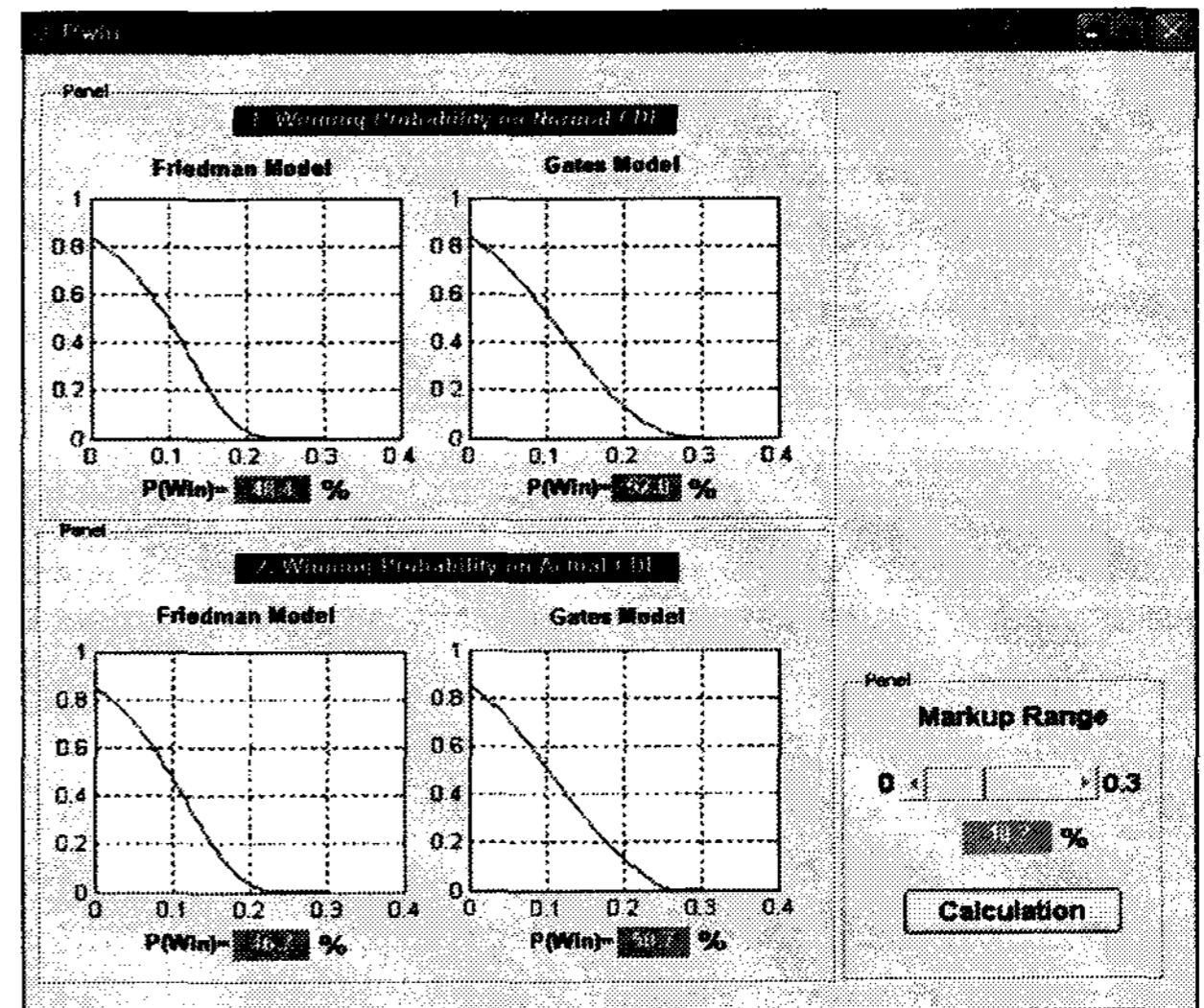


그림 3. 영업이윤율에 따른 낙찰확률민감도분석

4. 모의실험

4.1 정규분포를 가정한 경우와 추정된 실제 확률분포를 사용했을 때의 비교분석

본 논문에서 제시된 방법론을 Hegazy(2000)의 연구 자료에 사용된 사례에 적용시켜 유효성을 검증하였다. Hegazy는 사례에서 3개 건설사의 입찰 패턴을 나타내는 확률분포를 정규분포로 가정하고 Friedman 모델 및 Gates모델에 대해 각각 최대 기대이익과 최적 이윤율을 구하고 있다. 반면, 3개 건설사의 과거 입찰 자료로부터 확률분포함수(PDF)를 추정한 결과 A사는 'Weibull PDF', B사와 C사는 'Gamma PDF'로 밝혀졌다.

기존 방법론들에 의해 가정된 것처럼 정규분포가 사용되었을 때, 내부건적가가 \$1,000,000인 입찰의 경우 Friedman 모델은 최대 기대수익과 최적 이윤율을 각각 \$49,394와 10%로 산출하고, Gates 모델은 각각 \$53,571과 11.2%를 산출한다. 반면, 경쟁사 별로 추정된 실제 확률분포가 적용된 경우, Friedman 모델은 최대 기대수익을 \$47,857.3, 그리고 최적이윤율을 9.6%로 계산해낸다. 또한 Gates 모델은 각각 \$51,981 와 11%를 계산한다. 따라서 3개 경쟁회사들의 입찰패턴을 정규분포를 가정하지 않고, 실제 확률분포를 추정하여 계산하면 실제 확률분포가 사용된 경우 Friedman 모델과 Gates 모델 모두 보다 적은 값을 산출하고 있어 정규분포보다 보수적인 결과를 산출한다. 또한 그림 3과 같이 영업이윤율이 변할 때, 정규분포를 가정한 경우와 추정된 실제 확률분포를 사용한 경우, Friedman 모델과 Gates 모델에 의한 낙찰확률의 영업이윤율 변화에 대한 민감도 분석(Sensitivity analysis)을 수행했다. 영업이윤율을 3%에서 9%로 증가시킬 때, 정규분포가 사용된 경우 Friedman 모델과 Gates 모델은 각각 22.5%와 20.2%의 낙찰확률차를 계산해내고, 추정된 실제 확률분포가 사용된 경우는 각각 24.3%와 21.7%의 낙찰확률차이를 계산해낸다. 따라서 추정된 실제 확률분포가 사용된 경우 낙찰확률이 영업이윤율 변화에 보다 민감하였다.

4.2 시뮬레이션기반 확률 통계적 분석

추정된 확률분포함수로부터 인수들 (Parameters)을 최우추정법을 이용하여 산정하고 이를 사용하여 각 회사의 입찰전략을 대표하는 B/C (Bid/Cost estimate)의 난수를 지정 수만큼 발생시킨다. 추정된 인수들을 사용하여 각 회사들이 특정 이윤율에서 낙찰될 확률을 계산하고 1,000회의 시뮬레이션 반복을 통해 Friedman 모델 및 Gates모델에 적용시켜 그림 4와 같이 최대 기대수익의 분포와 최적이윤율의 분포를 얻었다.

그 결과 최대 기대수익(Max Expected Profit)과 최적 이윤율(Optimum markup)의 95%신뢰구간은 Friedman 모델의 경우 각각 [\$47,993, \$48,630]와 [9.56%, 9.62%]로 계산되었고, Gates 모델의 경우 각각 [\$51,930 \$52,566]와 [10.88%, 10.94%]로 추정되었다.

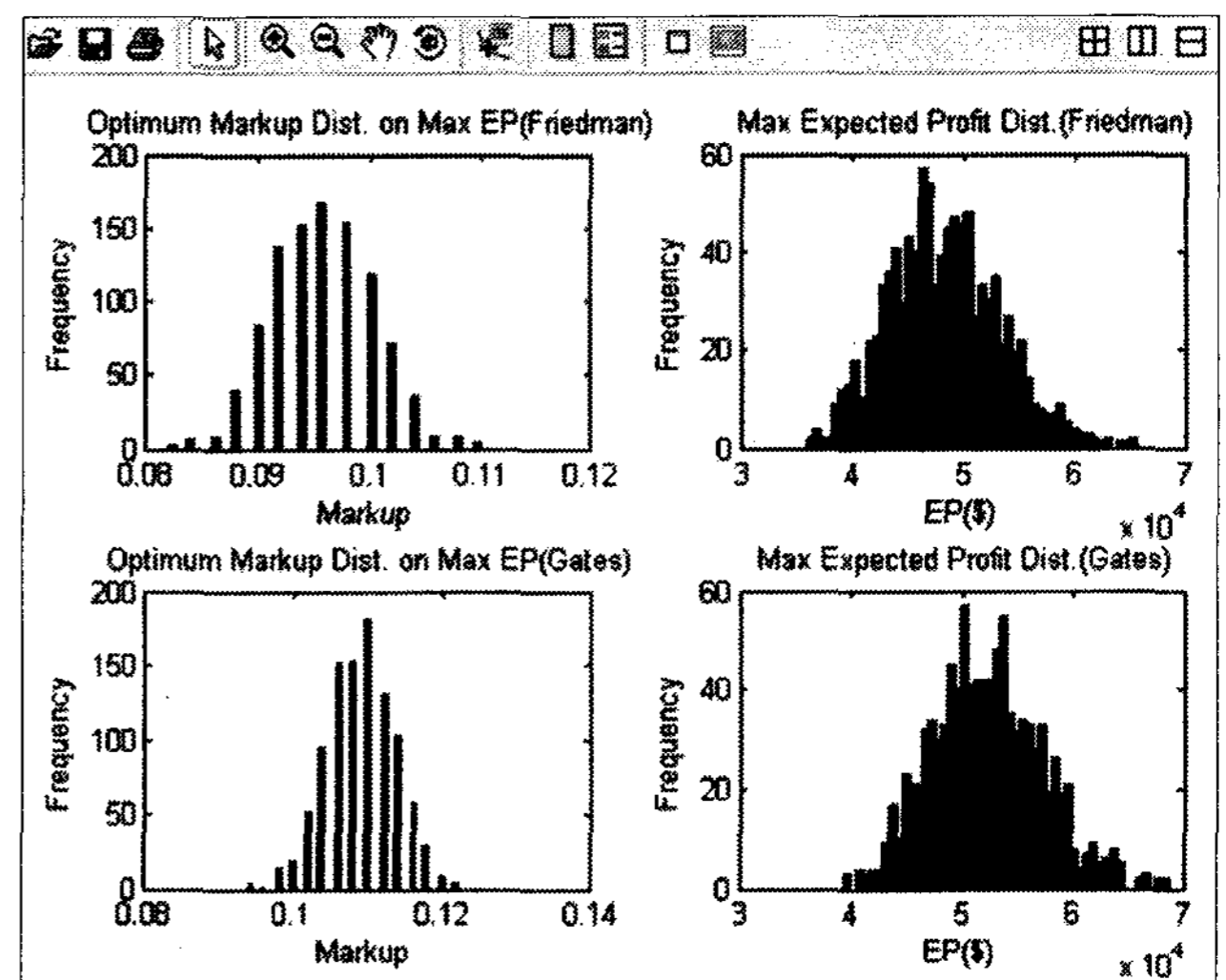


그림 4. 시뮬레이션을 통한 영업이윤율기대수익분석

5. 입찰전략 시스템 구현

그림 5에 제시된 입찰전략 시스템은 "Cost Estimate"이라는 라벨 아래에 내부 견적가격을 입력하고 "Calculation" 버튼을 클릭하였을 때 과거 입찰 데이터로부터 회사별 B/C(Bid/Cost estimate)의 실제 확률분포함수를 자동으로 추정한다. 이와 동시에 정규분포로 가정한 경우와 추정된 확률분포함수를 사용한 경우 각각에 대해 이윤율의 변화에 따라 기대수익을 Friedman 모델과 Gates 모델을 사용하여 계산하고, 이를 그래프로 표시한다. 또한 정규분포와 추정된 확률분포를 사용하여 Friedman 모델과 Gates 모델에 의해 계산되는 최대 기대이익과 최적 이윤율을 계산하여 제시한다.

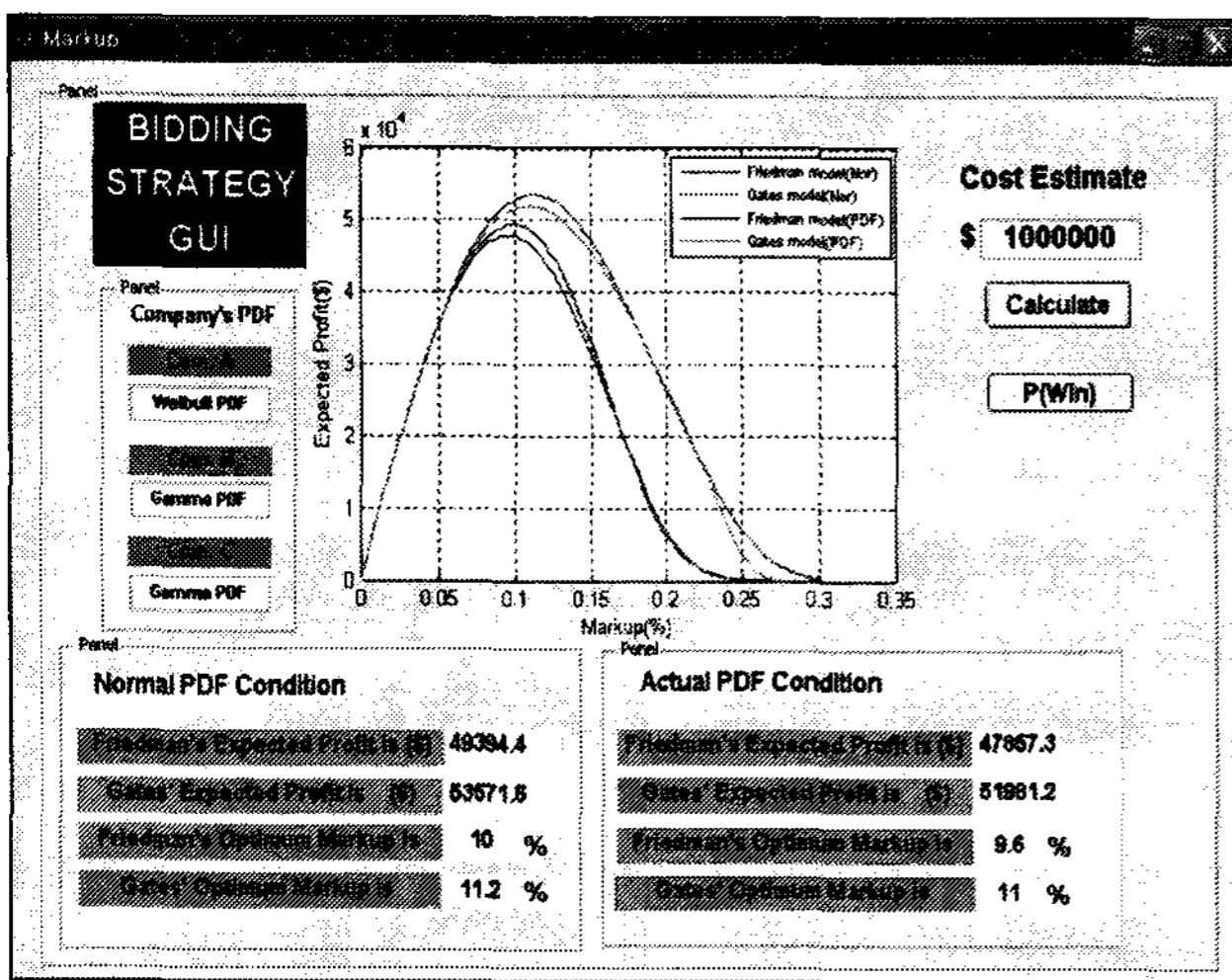


그림 5. 확률분포 추정 및 입찰전략비교 GUI

6. 결 론

본 연구는 기존 입찰전략 모델들이 사용해온 가정들을 보완하는 보다 향상된 추론 시스템을 소개하였다. 기존에 주요 경쟁사의 수가 알려져 있는 상황을 가정하거나 계산상의 편의를 도모하기 위해 평준화한 전형적인 경쟁사를 가정하여 예측의 정확성이 절충되었었다. 현실에서는 입찰에 참여하는 경쟁사들이 어떤 회사들인지와 몇 개의 회사가 입찰에 참여할지 사전에 알 수 없다. 따라서 가상적인 입찰자료(fictitious data)를 생성하여 랜덤추출법에 의해 시뮬레이션을 수행하고 임의로 추출된 입찰프로젝트에 출현하는 경쟁사들을 상대로 낙찰될 확률을 산출하였다.

입찰 DB에 저장된 n개의 입찰 프로젝트들이 입찰 데이터가 망라하고 있는 기간 동안 실제로 발생한 입찰 패턴을 반영하고 있고, 이러한 패턴이 해당 발주자와 관련해서 반복될 수 있다는 가정 하에 무작위추출법에 의해 사용자가 지정한 횟수만큼 추출하여 계산을 반복하였다. 또한 기존에 결정론으로 취급되어 온 계산 절차를 다음 하기에 제시된 기능들을 확장함으로써 시뮬레이션을 이용한 확률 통계적 계산을 내제한 모델로 전환하였다. (1) 실제 경쟁회사의 입찰기록으로부터 그 회사의 입찰

패턴을 확률분포함수로 추정, (2) 정규분포와 추정확률분포를 사용하였을 때 이윤율의 변화에 따른 낙찰확률의 민감도분석, (3) 시뮬레이션을 이용한 최대기대수익과 최적 이윤율의 분포를 나타내고 신뢰구간을 제시하였다. 사례연구에서는 기존의 두 가지 모델이 정규분포를 전제로 한 확정적인 결과를 산출하는데 반해, 경쟁회사들의 과거 입찰기록을 통한 최적 분포를 추정하고 시뮬레이션을 통한 확률분포함수로 나타내어 신뢰성 있는 범위를 추정하고 있다. 이로써 최대 기대수익과 최적 이윤율의 신뢰구간을 알 수 있어 경쟁회사를 상대로 입찰전략을 보다 현실적으로 세울 수 있어 그 기여도가 클 것으로 예상된다.

감사의 글

본 연구는 현대산업개발(주)의 학술연구 지원 하에 이루어진 연구로 연구실험에 도움을 주신 관계자분들께 감사를 드립니다.

참고 문헌

1. 이규진, 김문한(1989). "건설공사 경쟁입찰시 현행 저가심사제하에서의 입찰전략에 관한 연구" 대한건축학회학술논문집 제9권 제1호
10. Cui, Q., and Hastak, M. (2006). "Contractor Bidding Decision Making through Agent Learning: A System Dynamics Model". Joint International Conference on Computing and Decision Making in Civil and Building Engineering, 67-76
11. Dikmen, I., Birgonul, M. T., and Gur, A. K. (2007). "A case-based decision support tool for bid mark-up estimation of international construction projects", Automation in Construction 17, 33-44
2. Friedman, L. (1956). "A Competitive Bidding Strategy" Operations Research. 4, 104-112.
3. Gates, M. (1967). "Bidding Strategies and Probabilities". Journal of the Construction Division, ASCE, 93(CO1), 75-107.
8. Hegazy, T. (2000). "Computer-Based Construction Project Management", Pearson Education, Inc., Prentice Hall, 237-256
7. Li, h., and Love, P. E. D.(1999). "Combining rule-based expert systems and artificial neural networks for mark-up estimation", Construction Management and Economics, 17, 169-176
9. Liu, M., and Ling, Y. Y.(2005). "Modeling a Contractor's Markup Estimation," Journal of Construction Engineering and Management, ASCE, 131(4), 391-399.
6. Knode, C. S., and Swanson, L. A. (1978). "A Stochastic Model for Bidding" Journal of Operational Research Society, 29(10), 951-957
5. Moselhi, O., and Hegazy, T.(1990). "Optimum Markup Estimation : A Comparative Study" Proceeding, 11th International Cost Engineering Congress, 6th AFITEP Annual Meeting, Paris.
4. Simmonds, K. (1968). "Competitive bidding deciding the best combination of non-price features." Opl Res. Q. 19, 5-15.