

시계열을 이용한 실적단가 예측방안에 관한 연구

A Study on the Time Series Analysis of the Actual Unit Cost based on the Bid Prices

박원영*
Park, Won-Young

서종원**
Seo, Jong-Won

강상혁***
Kang, Sang-Hyeok

최봉준****
Choi, Bong-Joon

요 약

공공 건설사업의 계약에 있어 합리적이며 적절한 예정가격의 산정이 가장 중요한 요소라 할 수 있다. 공공 공사 예정가격 산정 근거로 사용되어 온 표준품셈과 더불어 실적공사비 제도를 단계적으로 확대 도입키로 했다. 본 논문에서는 과거에 낙찰되었던 계약단가 뿐 아니라 모든 입찰단가 자료를 활용하여 산출한 실적단가의 변동패턴을 분석하여 예측하는 일련의 절차 및 방법론을 제시하였다. 본 연구에서는 신뢰성 있는 자료 확보를 위해 저가입찰 등과 같은 전략적 입찰단가를 제거한 실적단가를 활용하여 시계열 자료를 구성하여 이 시계열을 웨이블릿 분석을 통해 변동 패턴과 추세를 파악하고 신경망을 이용하여 공사비를 예측하는 방안을 주요하게 다루고 있다. 건설 공사비는 매우 다양한 특성을 내포하고 있으므로 그 예측이 어려울 뿐만 아니라 그 오차 또한 매우 클 것으로 예상된다. 이에 본 연구에서는 웨이블릿 변환을 통하여 다양한 특성의 변동을 찾아내어 이를 예측에 이용함으로써 예측력을 높이고자 하였다. 다만 시계열이 매우 단기간의 자료로 구축되어 변동의 양상이 정확하게 분석될 수 없었으나 지속적으로 실적공사비 자료가 축적되어 장기간의 자료를 바탕으로 시계열이 구축된다면 향후 수행될 건설사업의 기획 시 개략적인 공사비 산출에 참고할 수 있는 유용한 자료로 활용될 수 있을 것이다.

키워드: 실적공사비, 실적단가, 입찰단가, 시계열 분석, 웨이블릿, 신경망

1. 서론

1.1 연구의 배경 및 목적

공공 건설사업의 계약은 국가예산의 효율적 집행을 위하여 예정가격을 기준으로 경쟁입찰을 통해 계약을 체결하는 방식을 취하고 있다. 따라서 예정가격은 발주자의 예산산정, 시공자의 입찰금액 산정, 설계변경 시 계약금액 조정의 기준이 되고 있어 발주자인 정부나 공공기관 뿐만 아니라 민간건설업체에게도 주요

한 이슈가 되고 있다. 즉 공공 공사의 계약에 있어 합리적이며 적절한 예정가격의 산정이 가장 중요한 요소라 할 수 있다.

1997년부터 국내건설시장이 개방되면서 건설업계는 선진화된 건설환경에의 적응이 불가피하게 되었다. 정부는 이에 대비하기 위해 1995년 관련법령을 개정하여 건설공사에 적용되는 계약방식을 총액계약에서 단가계약으로 전환하였다. 이에 따라 그동안 공공 건설공사 예정가격 산정의 근거로 사용되던 표준품셈과 더불어 실적공사비 제도를 단계적으로 확대하기로 했다.

실적공사비 제도란 공사를 수행하는데 투입되는 일부 또는 전체의 세부공종 별 소요공사비를 표준품셈을 이용하지 않고, 재료비·노무비·경비 등이 포함된 시공단위당 가격을 이미 수행된 유사 공종의 계약단가 등의 축적된 실적데이터를 고려하여 공사의 예정가격의 기준단가로 활용하는 제도이다. 실적공사비 단가는 공공 공사 현장에서 공종별로 실제 도급한 단가를 기준으로 작성되며 예정가격 산출에 활용된다. 현재 국토해양부에서 상·하반기 각 1회씩 연 2회에 걸쳐 실적공사비 단가를 작성해 공개

* 일반회원, 한양대학교 대학원 토목공학과 연구원, 공학석사, parkwonyoung@gmail.com

** 중신회원, 한양대학교 토목공학과 부교수(교신저자), jseo@hanyang.ac.kr

*** 일반회원, 한양대학교 대학원 토목공학과 박사과정, lifesine@yahoo.co.kr

**** 일반회원, 롯데건설 SOC팀, 공학석사, gojoon@gmail.com

하고 있다.

현행 실적공사비 적산방법에서는 수량산출기준에 맞춘 공종별 낙찰자의 계약단가를 축적하여 이를 바탕으로 유사한 조건(공사비 규모 등)의 비용단가를 활용하고 있다. 기타 대부분의 연구에서 분석의 표본은 모두 계약단가였는데, 수십, 수백 개의 입찰단가들 중 계약된 한 두 개의 가격을 대푯값으로 선정하기에는 무리가 있으며 신뢰성 있는 실적공사비 데이터가 축적되기까지 상당한 시일이 걸릴 것으로 판단된다. 따라서 본 연구에서는 기 연구(강상혁 외, 2006)를 통해 제안한 입찰단가를 활용하여 산출된 실적단가를 이용하여 건설프로젝트 기획 단계에서의 개략적인 예정공사비의 산정에 활용할 수 있도록 단가를 추정, 예측하는 방안을 제시하고자 한다. 연구의 목적을 정리하면 다음과 같다.

1) 현재까지 축적된 시설공사의 입찰단가 데이터를 바탕으로 다수의 입찰단가들 중 실적공사비 산출에 활용될 신뢰성 있는 자료를 추출하여 시계열을 구축한다.

2) 구축된 시계열을 웨이블릿 변환을 이용하여 분석한 후 공사비의 변동 추이를 살피고 이를 바탕으로 신경망을 통해 개략적인 예정공사비 산정에 활용할 수 있는 단가 예측을 가능토록 한다.

1.2 연구 동향

건설공사비의 시계열 분석은 공사비지수 산정을 중심으로 이루어지고 있다. 일반적으로 ARIMA모형을 이용한 시계열분석과 같은 통계적 기법이 주요 내용이며 일부 신경망 이론을 적용한 연구도 있었다. 국외의 경우 Williams(1994)가 1967년에서 1991년까지의 공사비 지수를 기초로 신경망을 이용하여 6개월 후를 예측하는 모델을 제시하였다. 최근 국내에서도 공사비지수 산정, 수문기상자료 등의 다양한 연구에 시계열 분석이 이용되고 있으며 특히 수문시계열 분석의 경우 웨이블릿변환이 유용하게 이용되고 있다(진영훈 외 2005). 건설업체의 주가분석 연구에 웨이블릿 변환을 이용하는 등 건설 분야의 다양한 시계열 분석에서 적용하려는 노력이 이루어지고 있다(남하나 외 2006). 또한 '유전자 알고리즘에 의한 신경망 구조의 최적화를 이용한 공동주택의 초기 공사비예측에 관한 연구'(김광희, 강경인 2004)를 통해 공사비예측에 있어 신경망이 회귀분석보다 더 정확한 예측결과를 보이는 것을 입증하였다. 김정용과 손재호(2006)는 2001년에서 2005년까지 조달청을 통해 발주된 초·중·고등학교 건축공사비 실적자료를 활용하여 학습한 인공신경망을 이용한 신축 교육시설공사비 예측 모델을 선보이는 등 건설 분야의 코스트모델 연구에 신경망 이론이 다양하게 이용되고 있다.

1.3 연구의 내용 및 방법

본 연구에서는 2004년 3월부터 2005년 9월까지 조달청에서 발주한 건설사업의 입찰 자료를 활용하였다. 입찰단가 시계열 자료의 분석 및 예측이라는 목표 하에 수행된 연구내용은 다음과 같다.

1) 신뢰성 있는 실적단가 산출을 위해 기 연구에 수행된 입찰단가 자료의 이상치 제거과정을 통하여 자료를 확보하고 시계열을 구축한다.

2) 입찰단가를 활용하여 산정한 실적단가를 바탕으로 구축된 시계열 자료를 분석하여 그 변동추세를 살펴 추후 건설사업의 개략공사비 산정에 적용 가능한 단가를 예측하여 본다.

시계열 분석을 위한 실적단가를 산출하기 위해 계약단가를 포함한 모든 입찰단가 자료를 수집한 후, 유사 공종에 해당하는 단가 데이터로 분류하였다. 이 중 신뢰성 있는 자료를 추출하여 시계열을 구성하기 위하여 기 수행된 바 있는 연구의 통계적 이상치 제거과정을 도입하여 이상치를 제거하였다. 공사비 자료는 시간차(Time lag)로 인한 물가 변동을 포함하고 있으므로 이를 시계열화 하여 분석하는 것이 효과적이라 할 수 있다. 이에 이상치 제거를 통해 만들어진 품목별 실적단가 시계열 자료의 특성을 알아보고 새로운 시계열 분석방법인 웨이블릿 변환을 사용하여 분석을 실시하고 추후 단가를 예측하였다. 본 논문에서 다루는 단가의 변동은 시간차에 한정하며 공사규모(물량), 지역, 낙찰률 등으로 인해 발생하는 변동의 보정은 없는 것으로 가정하였다. 본 논문에서는 철근가공 및 조립 등 분석에 원활한 양의 데이터가 수집된 일부 공종에 대하여 분석을 수행하였다.

2. 시계열 구성을 위한 실적단가 분석

2.1 시계열

시계열(Time series)이란 시간의 흐름에 따라 일정한 간격으로 관측하여 기록된 자료를 말한다. 예를 들면 특정 소비재의 월별 또는 연도별 생산량이나 판매량 등을 관측하여 기록한 자료를 시계열이라한다. 이와 같은 시간의 흐름에 따라 관측된 과거의 자료를 분석하여 이의 법칙성을 찾고 이를 모형화하여 추정하는 것을 시계열 분석(Time series analysis)이라 한다. 시계열 분석의 가장 중요한 목적은 예측이라 할 수 있다. 미래에 대한 예측이 가능해지면 예상되는 변화에 적절히 대응할 수 있을 뿐만 아니라

인위적인 조작을 가함으로써 시계열의 실현값이 원하는 목표에 부응하도록 유도할 수 있기 때문이다. 정확한 예측을 위해서는 우선 신뢰성 있는 자료와 객관적이고 과학적인 예측기법이 필요하다. 시계열 자료는 일반적으로 추세변동(Trend), 순환변동(Cycle), 계절변동(Seasonal variation), 불규칙변동(Irregular fluctuation)으로 구성된다. 추세변동은 인플레이션, 기술발전 등의 영향으로 인한 장기변동요인이라 할 수 있으며 순환변동은 2~10년의 주기로 순환하는 시계열의 구성요소로 경기와 같은 중기적 변동요인을 의미한다. 계절변동은 1년 단위로 발생하는 단기적 변동요인을 의미하며 불규칙 변동은 특별한 규칙을 찾기 어렵고 예측이 어려운 초단기적인 오차변동을 의미한다.

2.2 시계열 자료 구성을 위한 입찰단가 분석

본 연구에서는 입찰단가 데이터를 활용하여 이상치 제거 과정을 통해 적절한 실적단가를 산출하여 이를 근거로 시계열 자료를 구성하였다. 입찰단가에 근거하여 실적단가를 산출할 때 가장 문제가 될 수 있는 점은 업체의 전략적인 단가가 대푯값을 왜곡시킬 수 있다는 점이다. 따라서 실적단가 산출 시 주의해야 할 점은 신뢰성 있는 데이터를 추출해 내고 전략적인 단가를 보정하는 것이다. 즉, 전략적으로 낮게 또는 높게 입찰한 단가를 어떻게 선별하느냐가 가장 큰 관건이 된다. 이에 본 연구에서는 기 연구(강상혁 외 2006)에서 제시한 방법을 이용하여 입찰단가에서 이상치를 제거하여 실적단가를 산출하였다. 기 연구에서 제시한 이상치 제거과정은 그림과 같다.

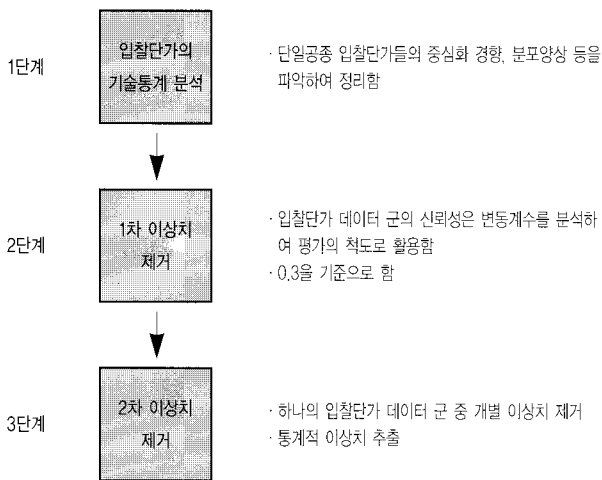


그림 1. 실적단가 산출을 위한 이상치 제거 절차

1단계에서 입찰단가의 기술통계분석을 통하여 공종별 입찰단가의 중심화 경향, 분포양상 등을 정리·파악하고, 정리된 입찰단

가 데이터 군(群)을 변동계수를 평가척도로 하여 분포가 일정하지 못하거나 정밀도가 낮아 신뢰성이 떨어지는 사업의 데이터 군을 제거한다. 마지막 단계에서는 공종 별 데이터 군에 포함된 개별 사업에 대하여 Box-Plot을 이용하여 이상치를 제거하였다.

본 연구에서는 활용한 2004년부터 2005년까지 조달청을 통해 입찰된 314개의 시설공사 입찰내역 자료 중 철근가공 및 조립-보통 공종의 이상치 제거 결과를 보면 다음 표 1과 같다.

표 1. 입찰단가를 활용하여 분석한 철근가공 및 조립-보통의 실적단가

No.	공사관리번호	입찰년월	실적단가 (원)
1	301300	2004-03-25	233,435
2	301300	2004-03-26	211,795
3	301300	2004-03-26	226,896
4	301300	2004-03-29	211,620
5	301300	2004-03-30	224,706
6	400500	2004-06-08	218,251
7	400500	2004-06-30	313,490
8	400400	2004-07-06	287,424
9	410500	2004-07-06	466,499
10	435100	2004-07-16	395,976
...
215	523200	2005-08-09	351,486
216	500700	2005-09-06	432,017
217	510800	2005-09-14	391,380
218	532200	2005-09-21	362,766
219	532200	2005-09-21	356,068
220	535200	2005-09-21	365,890
221	510800	2005-09-22	350,468
222	500700	2005-09-23	340,223
223	510800	2005-09-27	310,393

2.3 시계열 자료의 구성

본 연구에서 활용한 입찰단가 데이터는 시간에 따라 순차적으로 관측된 시계열 자료라 볼 수 없으므로 분석을 위하여 이를 시계열 자료로 정리할 필요가 있다.

공사비 지수와 같은 시계열 자료를 보면 일반적으로 월별로 관측되기 마련이나 본 연구에서 활용한 입찰단가 데이터는 그 분석대상이 2004년 3월부터 2005년 9월까지의 1년 7개월 밖에 되지 않아 이를 월별로 시계열화 하여 분석하기에는 자료량이 부족하여 그 신뢰도가 떨어진다고 판단하여 약 10일 단위로 매월 상·중·하순으로 분류하여 자료를 시계열화 하였다. 같은 기간에 중복되는 값은 산술평균을 적용하였고, 입찰된 공사가 없는 2004년 4월, 5월과 2005년 8월은 선형보간법을 이용하여 시계열 자료를 구성하였다. 이와 같은 방법으로 구성된 철근가공 및 조립-보통 공종의 시계열은 그림 2와 같다.

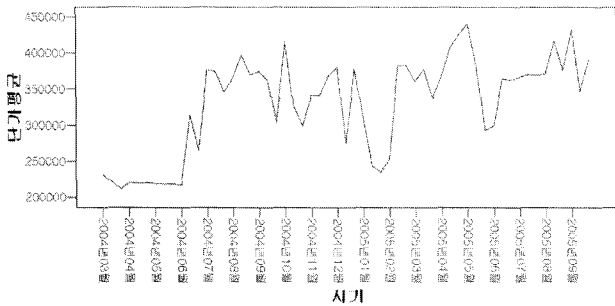


그림 2 철근가공 및 조립보통 공종의 10일단위 시계열

3. 시계열 자료의 분석

시계열의 분석방법은 시계열 자료의 구성요소의 특성, 자료의 형태, 분석의 용이성, 분석자료 해석의 용이성 등에 따라 선택된다. 시계열 분석의 일반적인 분석방법으로는 회귀분석(Regression analysis), 박스-젠킨스법(Box-Jenkins), 지수평활법(Exponential smoothing) 등으로 분류할 수 있다. 회귀분석법과 박스-젠킨스법은 수학적 이론에 근거한 방법이며 지수평활법은 경험적이고 직관적인 방법이라 할 수 있다. 이외에도 퍼지(Fuzzy)이론과 신경망(Neural network)이론과 같은 인공지능 기법을 이용한 시계열 분석이 최근 활용되고 있다.

현행 실적공사비 적산기준을 살펴보면 실적자료를 지역별, 시설물 유형별로 단가를 추출하여 물가지수나 한국건설기술연구원에서 발표하는 건설공사비 지수를 적용하여 시간차를 보정하거나 규모-비용지수에 의거하여 실적단가를 산출하고 있다. 여기서 사용되는 지수를 산정하기 위하여 시계열 분석이 이용되고 있다. 건설공사비의 경우 공사 시설물 유형, 공사지역, 공사시기 등 다양한 변동요인을 포함하기 때문에 시계열 분석을 할 경우 시간에 의한 공사비의 변동만을 다루게 되어 정확한 공사비를 산출하기 어려울 수도 있다. 그러나 연구의 표본이 된 자료를 살펴보면 공사규모, 공사지역, 시설물 유형 등의 요인에 따른 단가의 변화 패턴을 찾기 어려웠기 때문에 단가산정에 있어 물가변동에 따른 재료, 임금 등의 변화가 가장 주요한 요인이라 판단하여 기타의 변동요인은 배제하고 시간차에 의한 품목별 단가의 변동양상과 추세를 분석하여 개략공사비 산정에 이용하고자 시계열 분석을 수행하였다.

3.1 웨이블릿 변환 (Wavelet Transform)

시계열은 시간영역과 진동수영역에서 따로 분석되고 있다. 통상적으로 시계열 분석은 시간영역에서의 분석이 이루어지는데 시간영역 분석에서는 진동수 영역의 변동을 파악하기 힘들다. 이

에 진동수 영역을 푸리에 변환(Fourier Transform) 등을 이용하여 분석하는데 이는 비정상 시계열 분석에 한계를 갖기 때문에 경제시계열분석에 효과적이지 못하다. 특히 건설공사비의 경우 다양한 변동요인을 포함하고 있어 시간영역 분석만으로 분석하고 예측하는데 어려움이 따른다. 따라서 웨이블릿과 같이 시간영역과 진동수영역 정보를 동시에 활용하여 분석할 수 있는 방법을 도입할 필요가 있다.

웨이블릿(Wavelet)은 삼각함수와 같이 일정한 시간의 함수 $f(t)$ 를 근사할 수 있는 기초함수(Basis)이다. 웨이블릿 변환은 시계열을 각기 다른 주파수 성분으로 분리하며 각 주파수의 분해능(Resolution)에 의해 데이터에 내재된 다양한 성분을 분석하는 도구이다(Daubechies 1992). 웨이블릿 함수는 장기적 변동을 설명하는 저주파 영역의 부웨이블릿(Fatehr wavelet, scaling function, Φ)과 단기변동을 설명하는 고주파 영역인 모웨이블릿(Mother wavelet, Ψ) 또는 기저웨이블릿(Basis wavelet)으로 구성된다. 기저웨이블릿 함수에는 Haar, Morlet, Daubechies, Chui · Wang 등이 있으며 이는 주파수항 j 와 전이항 k 로 이루어진 웨이블릿 군(Wavelet family)을 형성하게 된다. 기저웨이블릿과 스케일링 함수는 다음 식과 같다.

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (1-a)$$

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k) \quad (1-b)$$

웨이블릿 변환(Wavelet Transform)은 주파수와 전이항의 적용방식에 따라 연속형 웨이블릿변환(CWT, Continuous Wavelet Transform)과 이산형 웨이블릿변환(DWT, Discrete Wavelet Transform)으로 나눌 수 있는데 일반적으로 분석할 데이터가 유한할 경우 이산형 웨이블릿변환을 적용한다.

시계열이 함수 $f(t)$ 와 오차로 구성되어 있다면 다음 식과 같은 웨이블릿 급수 추정량(Wavelet series estimator)으로 $f(t)$ 를 추정할 수 있다. 이때 $\Phi(t)$ 는 시계열 변동의 추세변동 즉 평탄한 부분을 나타내며, $\Psi(t)$ 는 불규칙변동 등의 평탄하지 않은 부분을 나타낸다.

$$f(t) = \sum_k \widehat{c}_{j_0,k} \phi_{j_0,k}(t) + \sum_j \sum_k \widehat{d}_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \widehat{c}_{j_0,k} &= \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T y_1 \phi_{j_0,k} \left(\frac{i}{T} \right) \\ \widehat{d}_{j,k} &= \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T y_1 \psi_{j,k} \left(\frac{i}{T} \right) \end{aligned}$$

웨이블릿 계수는 DWT 알고리즘으로 계산하며 이를 역이산형 웨이블릿 변환(IDWT, Inverse Discrete Wavelet Transform)하여 원 시계열로 복원할 수 있다.

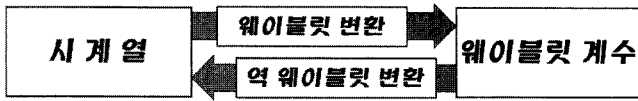


그림 3. 웨이블릿 변환과 역웨이블릿 변환

웨이블릿 변환은 고주파영역에서는 시간영역의 분해능이 증가하는 반면 저주파영역에서는 주파수영역의 분해능이 증가하는 유연성을 지니고 있다. 따라서 시간-주파수영역에서의 유연한 분해능을 지닌 웨이블릿 변환은 비정상 자료의 분석에 이용하기 적합하다고 할 수 있다(진영훈 외 2005).

3.3 실적단가의 시계열 자료 분석

시계열의 분석을 위해서는 자료의 손상 없이 모수의 추정치와 검정통계량을 정확히 얻을 수 있는 변환법이 필요한데 일반적으로 푸리에 변환을 사용한다. 그러나 신호의 스케일이 시간에 따라 변화하는 경우 신호전체에 대한 변환인 푸리에 변환은 그 적용의 한계를 나타낸다. 이러한 단점을 극복하기 위해 웨이블릿 변환이 최근 그 대안으로 사용되고 있다.

웨이블릿은 시간과 스케일의 크기가 변화하는 함수를 적용하여 부분적인 스케일 성분을 추출할 수 있어 추정이 용이하며 정확도가 높다고 할 수 있다(이승훈, 윤동한 2002).

이에 본 연구에서 실적단가의 시계열 분석에 웨이블릿 변환을 이용하였다. 웨이블릿 변환은 웨이블릿 함수와 웨이블릿 계수로 정보를 표현하므로 적절한 웨이블릿 함수의 선택이 매우 중요하다. 본 연구에서는 MATLAB 7.0.1의 Wavelet Toolbox 3.0.1에서 제공되며 경제지수분석에 널리 이용되는 Daubechies wavelet 함수를 이용하여 웨이블릿 변환을 수행하였으며 시계열 모형은 다음 식과 같이 단기변동, 계절변동, 순환변동, 추세변동 성분 등의 합으로 구성되는 가법모형으로 가정하였다.

$$f(t) = a(n) + d(n) + d(n-1) + \dots + d(1) \quad (3)$$

그림 2의 시계열 자료를 4단계의 웨이블릿 분해를 한 결과는 그림 4와 같다. 그림에서 표시하고 있는 s 는 원시계열을 나타내고 있는 것이며 4회의 변환을 통해 a_4, d_4, d_3, d_2, d_1 의 단계별 주기로 분해된 것을 확인할 수 있다.

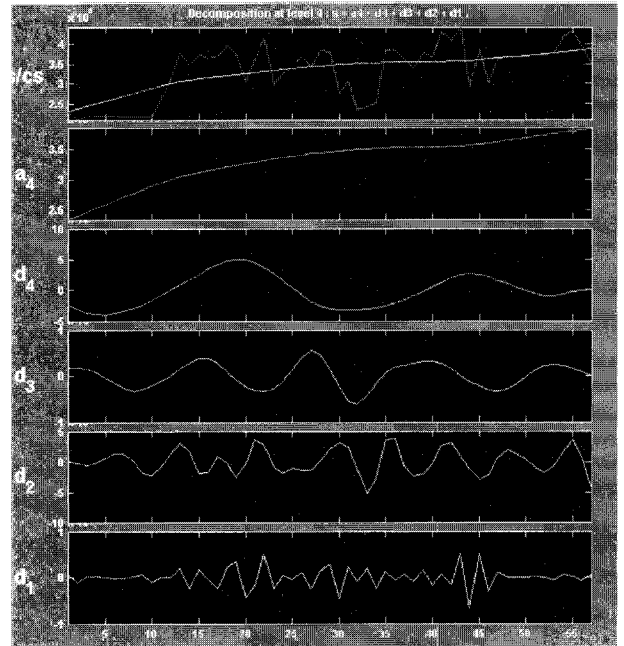


그림 4. Level 5의 웨이블릿 변환 결과

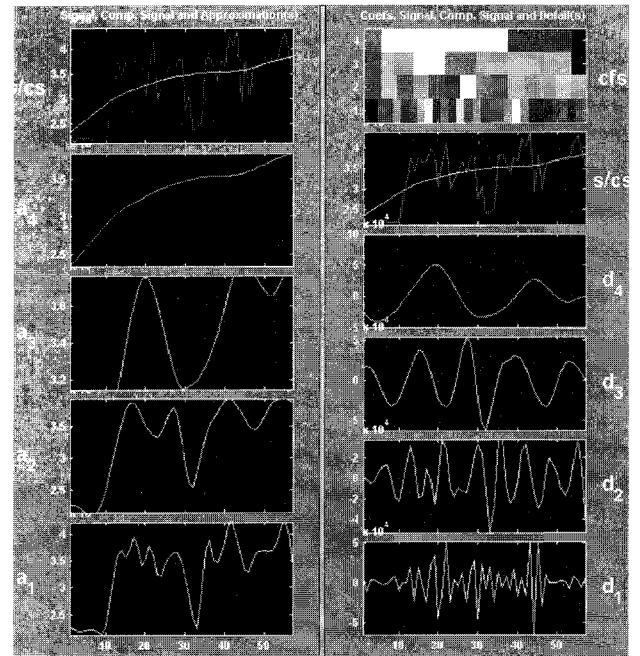


그림 5. Level 5의 웨이블릿 변환 결과

그림 5에서는 $a_4 = a_3 + d_3$ 와 같이 값을 통해 각 Level에 따른 변동양상을 확인할 수 있다. $d_1 \sim d_4$ 의 주기별 변동성분을 제거하면 그림 6에 보인 바와 같이 약 20개월 동안 조달청에서 발주한 시설공사의 철근가공 및 조립-보통 공종의 입찰단가는 전반적으로 증가하는 추세를 보이고 있음을 알 수 있다.

웨이블릿 변환의 분해수준(Level)이 높아질수록 웨이블릿이 부드럽고 선명해지지만 많은 양의 자료가 확보되어야 하는 단점이 있다. 즉, 자료의 양이 적을 경우 분해수준을 높이면 분석의

정확도가 떨어질 수 있다. 그러나 국토해양부에서 실적공사비 단가집을 매년 상·하반기 2회에 걸쳐 발행하므로 Level 4의 웨이블릿 변환을 통해 도출된 추세성분을 통하여 도출한 결과치를 실적공사비 단가집과 비교하는 것에 무리가 없다고 판단되어 이를 2006년 1월의 철근가공 및 조립-보통 공종의 단가 추정에 이용하였다.

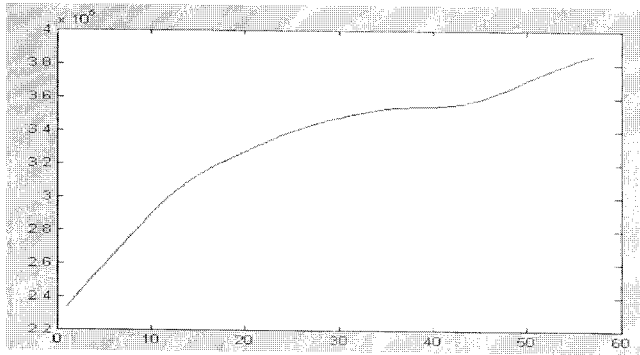


그림 6. 철근가공 및 조립-보통 공종의 추세변동

4. 시계열 자료 분석을 통한 단가 추정

시계열자료는 일련의 순서로 관측된 연속된 자료집합을 의미한다. 지금까지 시계열자료를 예측하기 위한 방법으로 널리 알려진 방법으로는 Box-Jenkins, 자기회귀이동평균모형(ARIMA) 등을 들 수 있다. 그러나 최근 인공지능분야의 연구에 이용되고 있던 신경망 이론이 시계열 예측에 우수한 능력을 발휘하는 것이 밝혀져 경제, 교통 등 많은 분야의 시계열예측 연구에 사용되고 있고 건설 분야에서도 최근 공사비지수산출, 부동산시장예측 등에 다양하게 이용되고 있다. 이에 본 연구에서는 웨이블릿 변환을 통하여 분석한 실적단가의 시계열 자료를 바탕으로 신경망이론을 이용하여 단가를 추정하였다.

4.1 인공신경망(Artificial Neural Network)

신경망은 생물학적인 신경체계를 반영하여 연산기능을 갖는 뉴런(Neuron)과 이들의 가중치를 지닌 시냅스(Synapse)의 연결로 구성된 네트워크 형태의 모델로 신경망의 반복적인 학습을 통해 데이터에 내제된 패턴을 찾아내는 모델링 기법이다.

단가추정을 위하여 본 연구에서는 MATLAB 7.0.1에서 제공하는 Neural Network Toolbox 4.0.4를 사용하였다. 구성한 인공신경망의 정보와 구조는 그림 7 및 표 2와 같이 2개의 은닉층에 각각 10개와 5개의 뉴런으로 구성된 역전파 신경망(Back-Propagation Neural Networks)을 이용하여 Gradient

Descent Weight and Bias Learning Function(LEANGD)을 이용하여 학습하였다.

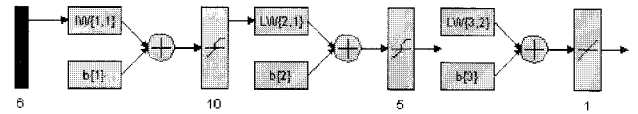


그림 7. 인공신경망의 구조

신경망 구축 과정에서 은닉층과 뉴런의 수를 바꾸어가며 결과값을 도출하여 목표값과 비교한 결과 적정 수준 내에서 은닉층과 뉴런의 수가 많아질수록 결과값과 목표값 사이의 오차가 줄어드는 것을 알 수 있었으나 학습에 지나치게 많은 시간이 소비되어 일정수준의 오차를 넘지 않는 범위에서 은닉층과 뉴런의 수를 결정하고 10,000회의 학습을 반복하여 도출된 가중치를 결과값 도출에 사용하였다.

표 2. 인공신경망의 상세 정보

Network Type		Feed Forward Back Propagation	
Training Function		TRAINLM	
Adaptation Learning Function		LEARNGD	
Performance Function		MSE	
Number of Layer		3 (2 Hidden Layer, Output Layer)	
Layer	Hidden Layer 1	No. of Neurons	10
		Transfer Function	TANSIG
	Hidden Layer 2	No. of Neurons	5
		Transfer Function	TANSIG
	Output Layer	No. of Neurons	1
		Transfer Function	PURELIN

4.2 인공신경망을 이용한 단가 예측

신경망의 학습을 위하여 웨이블릿변환을 이용하여 분석한 시계열 자료의 결과를 2개월(6개)단위로 분할하여 입력(Input)값으로 사용하였으며 그 이후의 값을 목표(Target)값으로 입력하였다. 예를 들면 2004년 3월(상·중·하)과 4월(상·중·하)의 6개 자료를 입력치로 하고 이에 대한 목표치로는 2004년 5월 상순의 수치를 입력하였다. 이렇게 2004년 3월부터 2005년 9월까지 50여개의 자료를 이용하여 신경망을 학습한 후 2006년 1월까지의 단가를 예측하였다.

그림 8은 2004년 3월에서 2006년 1월의 철근가공 및 조립-보통 공종의 실적단가 및 단가변동 추세와 인공신경망을 이용하여 예측한 단가를 나타내는 것이다. 이를 통해 2006년 1월의 단가는 원시계열의 경우 393,933원, Level 2에서 370,183원, Level 4에서 401,104원으로 예측되었으며 국토해양부에서 발행한

2006년 상반기 실적공사비 단가집에서 제시하는 철근 가공 및 조립-보통 공종의 단가는 410,115원/ton과 어느 정도의 차이를 보이고 있지만 본 연구에서 제시한 방법으로 실적단가를 예측하는 것에 큰 무리가 없다고 판단된다.

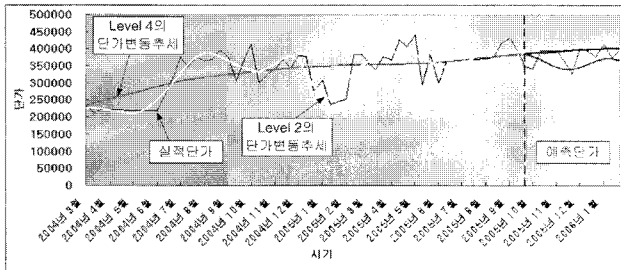


그림 8. 철근가공 및 조립-보통 공종의 단가 추정

표 3은 철근가공 및 조립 등 일부 공종의 단가를 상기한 방법을 이용하여 예측한 결과를 국토부 실적공사비 단가집과 비교한 것으로 분석결과 공종에 따라 차이가 있으나 웨이블릿 변환 과정을 거쳐 예측한 단가가 원시계열을 사용하여 국토해양부에서 제시한 실적단가에 근접한 것을 볼 수 있다. 또한 인공지능망을 이용하여 단가를 예측하는 것이 실제 적용된 단가와와의 차이가 크지 않으므로 본 연구에서 제시한 이상치 제거과정과 웨이블릿 변환 및 인공지능망을 이용한 예측모델이 실적단가를 산정하는데 유효한 방법이 될 것으로 사료된다.

표 3. 예측단가 및 실적단가 비교

		[단위: 원, (%)]			
공종	국토부	원시계열	Level 2	Level 4	
철근 가공 및 조립	간단	350,258	317,297(90.59)	359,347(102.59)	366,013(104.5)
	보통	410,115	393,933(96.05)	370,183(90.26)	401,104(97.8)
	복잡	453,322	415,150(91.58)	420,130(92.68)	445,887(98.36)
스페이서	슬라브	93	104(111.83)	115(123.66)	103(110.75)
	벽체	263	85(32.32)	182(69.2)	155(58.94)
총따기	742	773(104.18)	800(107.82)	782(105.39)	

5. 결론

본 연구에서는 계약단가만을 분석의 표본으로 삼은 기존 실적공사비 산정에 관한 연구와는 달리 계약단가를 포함한 모든 입찰단가를 분석의 표본으로 하였으며, 이에 포함된 다양한 이상치를 제거한 자료를 바탕으로 구축된 시계열자료를 통하여 기 수행된 건설사업의 실적단가의 변동양상을 파악하였고, 이를 기반으로 축적된 자료를 이용하여 적정단가를 예측하기 위해 시계열-인공지능망 기반의 분석기법을 제시하였다.

시계열 분석을 통한 예측은 과거의 변동패턴이 미래에도 지속

적으로 유사하게 유지된다는 가정을 전제로 한다. 따라서 정확한 예측을 위해서는 과거의 시계열 자료로부터 규칙적인 변동 패턴을 찾아 이를 학습해야만 한다. 그러나 건설 공사비는 매우 다양한 특성을 내포하고 있으므로 예측이 어려울 뿐만 아니라 그 오차 또한 매우 클 것으로 예상된다. 이에 본 연구에서는 웨이블릿 변환을 통하여 다양한 특성의 변동을 찾아내어 이를 예측에 이용함으로써 예측력을 높이고자 하였으나 시계열이 매우 단기간의 자료로 구축되어 변동의 양상이 정확하게 분석할 수 없었다. 그러나 지속적으로 실적공사비 자료가 축적되어 장기간의 자료를 바탕으로 시계열이 구축된다면, 본 연구에서 보인 웨이블릿 변환을 이용하여 각 단계에서 포함된 변동특징에 대한 분석·보정을 수행하고 인공지능망을 이용하여 예측한 단가가 향후 수행될 건설사업의 기획단계에서 사용가능한 개략적인 공사비 산출에 참고할 수 있는 유용한 자료로 활용될 수 있을 것이다. 또한 본 시계열-인공지능망을 이용한 단가예측기법은 여타의 통계기법에 비하여 매우 간편하여 건설업체에서 개별적으로 축적된 단가를 활용하여 향후 공사비를 예측하는데 유용하게 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

ARIMA모델 등 타 통계기법을 통하여 구축된 단가와와의 비교 등 실적단가에 유효성 검증 및 수량, 공사지역, 낙찰률 등을 고려한 단가분석은 향후 보완된 데이터 분석을 통하여 추가적으로 연구를 수행하도록 하겠다.

참고문헌

1. 강상혁, 서종원, 박원영, 송순호 (2006), "시설공사 입찰단가를 활용한 실적단가의 산정 방안"에 관한 연구, 한국건설관리학회논문집, 한국건설관리학회, 제7권 제5호, pp. 159~166
2. 건설교통부, 한국건설기술연구원 (2006), 건설공사 실적공사비 적용 공종 및 단가, 건설교통부
3. 김광희, 강경인 (2004), "유전자 알고리즘에 의한 신경망 구조의 최적화를 이용한 공동주택의 초기 공사비에측에 관한 연구", 대한건축학회논문집 구조계, 대한건축학회, 20권 2호, pp.81~88
4. 김창용, 손재호 (2006), "교육시설의 개념단계 공사비에측을 위한 인공지능망모델 개발에 관한 연구", 한국건설관리학회논문집, 한국건설관리학회, 제 7권 제 4호, pp. 91~99
5. 남하나, 한승현, 김형관 (2006), "웨이블릿 분석을 이용한 건설업체의 주가분석에 관한 연구", 2006 대한토목학회 정기학술대회, 대한토목학회

6. 이승훈, 윤동한 (2002), 알기 쉬운 웨이블릿 변환, 진환도서
7. 진영훈, 박성천, 이연길 (2005), "수문시계열의 장·단기 성분 추출을 위한 웨이블릿 변환의 적용", 대한토목학회논문집, 대한토목학회, 제25권 제6B호, pp. 493~499
8. Daubechies Ingrid (1992), Ten Lectures on Wavelet, Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM)
9. Williams T. P. (1994), "Predicting Changes in Construction Cost Indexes Using Neural Network", ASCE Journal of Construction Engineering and Management, ASCE, Vol. 120 No. 2

논문제출일: 2008.12.30

논문심사일: 2009.01.02

심사완료일: 2009.05.14

Abstract

The Korea Standard of Estimate which has been used as the only basis of Cost estimate of public construction projects is failed to reflect the fluctuation of current construction cost. Therefore, the government decided to gradually introduce historical construction cost into cost estimate of public construction projects from 2004 and to reduce the use of Korean Standard of Estimate. This paper presents a series of process and the methodology for computing Actual Cost and analyzing the fluctuation patterns based on not only previous contract prices which made a successful bid but also all of the other bid prices. Also, this paper mainly handles a device for extracting strategic bid price such as low price bid for assuring reliable data and for predicting the construction cost which is built by Wavelet Analysis of Time series Analysis data and Neural Network. It is anticipated that the effective use of the proposed process for estimating actual unit cost would make the cost estimation more current and reasonable.

Keyword : Historical Construction Cost, Actual Unit Cost, Bid Price, Time Series Analysis, Wavelet, Neural Network