건축공사비지수를 이용한 건설물가 변동분석 및 공사비 실적자료 활용방안 연구

Forecasting of building construction cost variation using BCCI and it's application

조 훈 희* 강 경 인** 김 창 덕*** 조 문 영****
Cho, Hun Hee Kang, Kyung In Kim, Chang Duk Cho, moon Young

Abstract

This research developed construction cost forecasting model using Building Construction Cost Index, time series analysis and Artificial Neural Networks. By this model, we could calculate the forecasted values of construction cost precisely and efficiently. And we also could find out that the standard deviation of forecasted values is 0.375 and it is a very exact result, so the standard deviation is just 0.33 percent of 112.28, the average of Building Construction Cost Index. And it show more exact forecasting result in comparison with Time Series Analysis.

키워드 : 건축공사비지수, 시계열분석, ARIMA, 개입모형, 건축물가, 신경망
keywords : Building Construction Cost Index, time series analysis, ARIMA, intervention model, Building Construction cost, artificial neural networks

1. 서 론

1.1 연구의 필요성 및 목적

건축사업을 수행함에 있어 투입되는 각종 자원의 물가변동은 당해 사업의 공사비관리 측면 뿐 아니라, 조달관리 및 위험관리 측면에서 주요한 요소로 작용하게 된다. 이들 투입자원들에 대한 효과적인 가격변동의 분석 및 예측은 사업관리 측면에서 큰 의의를 지닌다고 할 수 있다.

그러나, 건축사업의 수행에 투입되는 자원은 그 종류가 매우 다양하기 때문에 개별 투입자원별로 물가변동 추이를 파악·분석하는 것은 실질적으로 불가능하다. 그러므로 이를 위해서는 건축사업에 투입되는 물가변동을 단일수치 형태로 표현되는 지수를 이용하거나 혹은 주요자원(예를 들어, 시멘트, 철근, 보통인부 등)으로 분석 및 예측의 대상을 한정하고 이를 이용하여 전반적인 추이를 추정하는 방안이 고려될 수 있다. 이중 후자의 경우는 그 방법이 간단하고, 전반적인 물가변동 상황의 이해가 용이하기 때문에 종종 사용되고 있는 방법이지만 전자에 의한 접근방식은 이에 활용될 수 있는 자료가 생산자물가지수 이외에는 부재하기 때문에 그 효용성에도 불구하고 이용하지 못하고 있는 실정이다.

영국 및 미국 등 선진외국의 경우 다양한 건축산업(도는 건설산업)의 특성이 반영된 건축공사비지수(또는 건설공사비지수)가 주기적으로 발간되어, 건설물가의 변동이나 초기사업비 추정 등에 효율적으로 활용되고 있는 반면, 국내의 경우 건축공사비지수 및 그 예측방안에 관한 연구는 매우 드문 실정이다.

이에 본 논문에서는 건축공사비지수를 이용하여 건축공사의 수행 중에 발생하게 되는 물가변동을 체계적으로 분석·예측하는데 기여하고자 한다.

1.2 연구의 수행방법 및 범위

개별 건축사업에 투입되는 자원의 종류 및 수량은 각 사업에 따라 상이하기 때문에 투입자원별로 물가변동을 예측하는 것은 현실적으로 불가능하다. 본 연구에서는 선행연구(조훈희, 2002. 2)를 통해 제안된 1995년 1월부터 2001년 5월까지의 건축공사비지수(77시차의 시계열 자료)를 건축공사 물가변동의 변동 및 예측의 기초자료로 이용하였다. 건축공사비지수는 한국은행 등에서 제공하는 공인통계자료를 이용하여 제안된 월간단위 자료로 지수의 편제에 투입된 품목의 대표율(Coverage Ratio)[1]이 약 82.23%로 건축사업의 특성이 적절히 반영된 지수라 할 수 있다.

건축공사비지수를 기초 자료로 설정하여, 건설투입 물가의 변동분석 및 예측을 위하여 통계분석을 수행한 후[2],

* 일반회원, 한국건설기술연구원 건설관리연구그룹 선임연구원, 공학박사
** 종신회원, 고려대학교 건축공학과 교수, 공학박사
*** 종신회원, 광운대학교 건축공학과 교수, 공학박사
**** 종신회원, 한국건설기술연구원 건설경영정보센터 센터장, 공학박사

1) 건축산업의 총산출규모 대비 지수 편제에 투입된 자원의 규모

2) ARIMA모형에 의한 박스-젠킨스 방법을 활용하였으며, IMF와 같은 외

통계분석의 결과를 토대로 인공신경망을 이용한 예측모델을 구축하였다. 인공신경망 구축에는 최근 널리 사용되는 오류역전파규칙(Error Back-Propagation Rule)에 의한 학습방법을 이용하였으며, 신경망 학습을 위한 입력자료는 통계적 방법을 통해 도출된 지수에 영향을 끼칠 개연성이 있는 시차들을 선정하였다.

2. 선행연구 분석분석

2.1 국내의 연구

기존의 건축물가 또는 건축공사비지수의 예측과 관련한 연구들은 주로 시계열 분석 등과 같은 통계적인 기법을 중심으로 이루어졌으며, 일부 신경망을 이용한 사례가 있다. 국내의 연구로 김선국(1999)은 대한건설협회에서 1981년부터 1993년까지 발간해오다가 1994년 이후 중단된 건설공사비지수를 개입모델과 ARIMA모델을 통해 1998년까지 연장한 연구를 수행하였다. 이 연구는 연구의 필요성과 접근과정에 대한 학문적 완성도에 비해, 단기예측에 적합한 시계열 분석을 통해 장기적인 예측(5년, 20시차)을 시행함으로써, 시간이 경과함에 따라 상당히 큰 표준편차(예측치 대비 약 34%)를 유발하여 결국 활용성이 결여되는 문제가 있다.

2.2 국외의 연구

국외의 연구로 Williams(1993)는 이율(prime lending rate), 착공건수 등을 외부변수로 설정하고 신경망을 이용하여, 미국의 ENR(Engineering News-Record)지에서 발행하는 1967년부터 1991년까지의 공사비 지수를 대상으로 1개월 및 6개월 예측모델을 제안하였다. 그러나 이러한 방법을 통해 도출된 예측결과가 지수평활법(expo- nential smoothing model) 등과 같은 기존의 전통적인 시계열 분석 방식에 의한 예측치 보다 오차가 크게 발생하는 한계점을 지니고 있다.

이외의 연구로 Fitzgerald(1995)는 영국의 BCIS (Building Cost Information Service)에서 제공하는 1980년부터 1992년까지의 입찰가지수(TPI, Tender Price Index) 및 그 예측모델의 한계성을 규명하고 이를 개선하고자 하였으며, Wang(1998)은 대만에서 발행하는 건설공사비 지수를 소개하고 지수에 영향을 미치는 요인들을 통계분석 모델에 연계시키고자 하였다.

2.3 기존 선행연구 분석의 시사점

건축공사비지수는 그 제공목적 및 용도에 따라, 각 나라마다 지수의 편제방법 및 대상이 상이하기 때문에[3] 이를 분석·예측하기 위한 다양한 접근방식이 시도될 수 있다. 그러나, 상기의 선행 연구사례를 볼 때 다양한 연구방법에도 불구하고 건축공사비지수의 분석 및 예측을 위해서는 통계적인 시계열 분석방법과 신경망들의 활용이 일반적이라 할 수 있다.

따라서, 건설물가 변동 분석을 위한 건축공사비 지수의 예측연구를 위해서는 그 대상이 되는 원시계열의 선정과 선정된 원시계열 자료의 분석에 적합한 세부적인 예측 및 분석방법과 수행절차의 적정성 확보가 주요 사항으로 고려되어야 한다고 할 수 있다.

3. 시계열 자료의 예측방법 및 신경망의 이론적 고찰

3.1 시계열자료의 예측방법

건축공사비지수와 같은 시계열 자료의 예측방법은 크게 질적 예측방법과 양적 예측방법으로 구분된다[4].

질적 예측방법이란 전문가의 의견을 사용해서 미래의 결과를 주관적으로 예측하는 것으로, 예측된 사상에 관한 과거 정보가 부재하거나 불충분한 경우 주로 사용한다. 질적 예측방법에는 주관적곡선접합(Subjective Curve Fitting)방법, 델파이방법(Delphi Method), 시나리오방법(Scenario Method), 크로스-임팩트방법(Cross-Impact Method) 등이 있다.

다음으로 양적 예측방법은 관측된 과거자료에 포함된 정보를 이용하여 예측에 필요한 경험적 법칙을 추정하는 것으로, 여기에는 인과모형(Causal Model)과 시계열모형(Time Series Model)이 있다. 우선, 인과모형은 여러 가지 변수간의 인과 관계를 모형을 통해 설정하고 이를 추정하여 미래를 예측하는 방법이며, 반면 시계열모형은 과거의 추세로 미래를 설명하는 개념으로, 시계열 통계가 가지고 있는 과거의 여러 가지 특성을 찾아내서, 이를 이용하여 미래를 예측하는 모형이다.

본 논문에서 다루고 있는 건축공사비지수는 시계열 자료이므로 일반적으로 양측예측방법인 시계열모형(Time Series Model)을 통해 예측 모델을 구축할 수 있다. 그러나, 시계열모형은 단기예측에는 적합하지만 중·장기 모델에는 부적합하기 때문에 이를 보완할 수 있는 예측방안의 탐색이 필요하다. 이와 관련하여 최근 이용되고 있는 방법론이 인공신경회로망(Artificial Neural Network : 이하 신경망)을 이용한 예측모델이다.

3.2 시계열 모형에 의한 통계적 분석 및 예측방법

시계열 모형의 예측방법에는 ①고전적 시계열 방법과

부환경 개입여부와 그 효과를 진단하기 위해 개입분석을 실시하였음

3) 한국건설기술연구원(1999), p.46

4) 오광우(1995), pp. 8 ~ 9의 내용을 수정·정리하였음

확률과정 이론을 도입한 ②확률적 시계열방법으로 크게 분류되며, 확률적 시계열 방법 중 시간영역에 이용되는 시계열 모형은 율(Yule, 1926)과 워크(Walk, 1931)에 의한 자기회귀(autoregressive)모형과 스루츠키(Slitzky, 1937)에 의한 이동평균(moving average)모형이 있으며, 월드(World, 1938)에 의해서 두 모형이 결합된 자귀회귀-이동평균(autoregressive-moving average)모형 등이 있다.

박스(Box, 1970)와 젠킨스(Jenkins, 1970)는 이러한 모형을 이용하여 시계열분석을 수행하는 포괄적인 이론을 정립하였으며, 이를 더욱 발전시켜 ARIMA모형에 의한 박스-젠킨스방법은 시간영역에서 대표적인 시계열분석방법으로 자리 잡았다[5].

3.3 인공신경망에 의한 예측방법

인간의 사고와 인지에 관심이 있던 인지과학자와 새로운 계산 모델에 관심을 갖고 있던 학자들은 인간이나 동물들이 가지고 있는 생물학적인 신경해부학적인 사실을 토대로 간단한 연산기능만을 갖는 처리기(뉴런:Neuron)를 고안했다. 그리고 이러한 처리기들을 가중치(Weight)를 갖는 채널(Channel : 데이터 통로)로 연결한 망(Network) 형태의 계산 모델을 제안하였는데, 이렇게 제안된 모델을 인공신경회로망(Artificial Neural Network : 이하 신경망)이라고 한다.

뇌의 구조와 동작 방식을 모방한 신경망이 가지는 가장 큰 장점인 학습이 가능하다는 점으로 인하여, 다수의 입력변수와 내부 프로세스간의 복합적인 상호작용에 의해 출력변수가 결정되는 시계열 자료의 예측에 효과적으로 사용될 수 있다. 다만, 신경망의 동작과 관련된 제반사항들은 어떠한 신경망 학습방법을 사용하는가에 따라 다양하게 변하게 되므로, 이의 결정이 중요한 요소를 차지하게 되며 일단 학습방법이 결정되면 결정된 학습방법에 의해 신경망학습에 필요한 각종 변수들에 대한 설정이 필요하다.

4. 건축공사비지수의 시계열 분석

4.1 시계열 분석 절차

건축공사비지수의 원시계열은 다음의 그림 1과 같다[6]. 그림 1을 보면, 건축공사비 지수는 다소간의 계절변동을 지니면서 지속적으로 상승하고 있음을 알 수 있다. 특히, 1997. 12. 5 IMF 양해각서 공식발표를 전후로 지수의 변동폭이 상당히 큼을 알 수 있다. IMF관리체계 진입 이전인 97년 하반기부터 98년 상반기까지 환율인상으로 인한 원자재 가격의 폭등으로[7] 건설공사비지수가 급격히 상승하였으며, 이후 환율안정 및 노무비 하락 등의 요인으로 98년 전반기 이후부터 완만히 하락하다가 경기가 다소 호전됨에 따라 1999년 7월부터 완만한 상승을 시도하는 형태를 보여주고 있다.

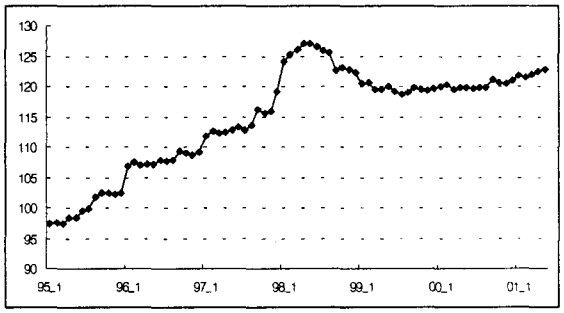

그림 1. 건축공사비 지수 원시계열

이와 같은 비정상시계열 자료의 시계열 분석절차는 우선 시계열의 사전조정을 통하여 추세성을 제거한 후 이를 근간으로 잠정적인 모델을 식별하고, 식별모델의 모수추정 후 검증을 통하여 최적의 모델을 선정하게 된다. 앞서 소개된 ARIMA방법을 근간으로, 개입분석을 추가하여 본 연구에서 채택한 시계열 분석절차는 그림 2와 같다.

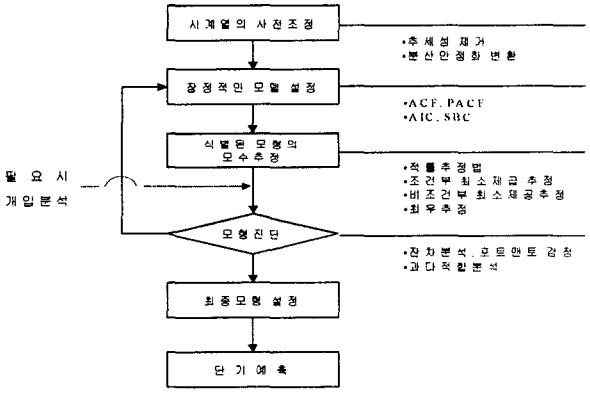

그림 2. 시계열 모형 구축 절차

4.2 ARIMA 분석

건축공사비지수의 추세성을 제거하기 위하여 1차 차분된 결과를 이용하여 시계열 분석을 실시하였다. 우선 1차 차분결과의 ACF(자기상관함수, AutoCorrelation Function, 이하 PACF)와 PACF(편자기상관함수, Partial

5) 이덕기(1999), p.201

6) 지수편제방법은 조훈희(2002. 2)에 기술되어 있으며, 그 과정이 복잡하므로 지면관계상 상세한 언급은 생략함.

7) 한국건설산업연구원(1997), pp 36~42에 의하면, 1997년 12월 철근업체는 환율인상에 따른 수입고철가격의 인상과 물류비 상승 등을 이유로 출고가격을 8%, 시멘트의 경우는 벌크 및 포장시멘트가격을 7.2%, 합판생산업체는 합판공급가격을 7.6~9% 인상하였음.

AutoCorrelation Function, 이하 PACF)를 분석해본 결과, 1시차와 4시차에서 유의적이며, 따라서 이를 우선 시계열 모형에 포함시키고 나서 비유의적인 부분을 제거해나가는 식으로 모형을 추정하는 것이 바람직하다.

ACF 및 PACF의 변동추이를 분석한 결과, ACF가 지수적인 감소를 한다고 가정했을 경우의 가능한 모델과 PACF가 지수적으로 감소한다고 가정했을 경우의 가능한 모델을 고려하여 그 중에서 AIC와 SBC 그리고 SSE가 가장 작은 모델을 최종모델로 선택하도록 하여야 한다. 다음의 표 1은 가능한 모형들을 각각 추정하여 얻은 결과이다.

표 1. 후보모형의 비교

	SSE	SBC	AIC
ARMA((1,4),1,0)	0.965436	212.3052	216.9667
ARMA((4),1,1)	0.967235	212.5882	217.2497
ARMA(0,1,(1,4))	0.969845	212.018	214.3487
ARMA(1,1,(4))	0.955577	210.7449	215.4064

표 1 에서 시계열 분석모형의 선택기준으로 활용될 수 있는 SSE, SBC, AIC를 각 모델별로 비교해 볼 때, AIC관점에서는 ARMA(1,1,(4))이 가장 좋으며 SBC관점에서는 ARMA(0,1,(1,4))가 가장 좋다. 따라서 SSE를 통하여 종합적으로 판단한 결과 ARMA(1,1,(4))모델을 최종 추정모델(안)으로 선정하여 조건부최소제곱 추정법(CLS)법을 사용하여 모수를 추정하였다.

표 2. 최종 추정모형의 모수추정

모수 (Parameter)	추정치 (Estimate)	표준오차 (Standard Error)	t 통계량 (t Value)	유의확률 (Approx Pr > |t|)	시차 (Lag)
MA1,1	-0.44420	0.10372	-4.28	<.0001	4

- 분산 추정치(Variance Estimate) 0.9406
- 표준오차 추정치(Std Error Estimate) 0.969845
- AIC 212.018
- SBC 214.3487
- 잔차의 수(Number of Residuals) 76

최종 추정모형의 모수 추정결과(표 2)를 토대로 산정된 건축공사비지수 예측 산식은 다음의 식 1과 같다.

$$\nabla CONST_t = \epsilon_t - 0.44420\epsilon_{t-4} \quad \text{..... 식 1}$$

- $\nabla CONDEX_t$: 현재시점의 차분된 건축공사비지수
- ϵ_t : 현재 시차의 잔차
- ϵ_{t-n} : 현재시차에서 t 시차 이전의 잔차

4.3 개입분석

입력변수로 사용될 변수들이 일반적인 시계열변수가 아니라 외부의 특정 사건의 발생으로 인한 영향을 받게 될 경우 외적인 요인들을 개입(Intervention)이라고 하는데, 개입이 발생한 경우 시계열은 특정시점(또는 특정시점의 전후)에서 급격한 변동을 보이게 된다. 따라서 개입의 개연성이 있는 경우 이를 반영하여 시계열모델을 구축하는 것이 예측의 정확도를 높일 수 있다. 이러한 개입을 분석하기 위해 다음의 식 2를 이용하여 전이함수 및 오차항을 추정하여 최종모델을 설정한다[8].

$$Y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^d S_t + N_t \quad \text{..... 식 2}$$

- Yt : 출력계열
- $\nu(B) = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^d$: 전이함수
  - d : 출력계열(Yt)에 최초로 영향을 미치는 입력계열 St의 시점
  - s : S_{t+d} 로부터 Y_t에 영향을 지속하는 시점
  - r : S_{t+d+s} 이후와 Y_t의 관계를 나타내는 모수[9]
- St : 입력계열(계단함수)로 개입을 나타내는 가변수임(그림 9의 B)
- Nt : 오차항

그런데 앞서 살펴본 그림 2의 건축공사비 지수 원시계열을 보면, 1997. 12. 5 IMF 양해각서 공식발표를 전후로 지수의 변동 폭이 상당히 큼을 알 수 있다. 따라서 개입모형 분석을 위해 1997. 12월을 개입시점(그림 9의 Lag(0) 부분)으로 설정하고 개입모형을 분석하는 것이 필요하다. 그러나, 1997년 12월을 개입시점으로 설정 할 경우, -3시차인 97년 9월의 교차자기상관이 유의한 값으로 나타나게 되어, -3시차의 변동을 IMF로 인한 것이 아니라 어떤 다른 요인에 의한 변동이라고 가정할 수 밖에 없다. 즉 1997년 12월을 개입시점으로 설정할 경우 1997년 9월의 유의성을 설명하기 곤란하다. 따라서 본 연구에서는 1997년 9월을 개입시점으로 설정하여 전이함수 및 잔차항의 모수를 추정하여 개입분석을 실시하였다[10]. 최종 추정모델의 모수추정 결과는 식 3과 같다.

식 3을 보면 1차 차분된 건축공사비지수(▽CONDEX)는 개입시점(1997. 9월)에 1.70, 개입후 3시차(B^3S_t, 1997년 12

8) 허명회(1994), "12장. 전이함수모형" 의 pp. 1 ~ 3

9) 마지막으로 유의적인 효과가 있은 후부터의 효과가 사라지는 정도로서, 절단된 형태를 띄면 0, 지수적으로 감소하는 형태를 띠면 1, 사인곡선(sin-curve)를 그리면 2값을 가지게 된다

10) 1997년 9월을 개입시점으로 택한 준거에 대한 설명이 다소 취약할 수 있으나, 이 시점의 경우 물가상승과 기업부도 등이 시작되거나 또는 급격히 증가하던 시기로 개입설정의 시기에 대한 개연성이 확보되었다고 할 수 있다.

월)에 "-3.73", 개입 후 4시차((B^4S_t, 1998년 1월)에 "-3.58", 개입 후 12시차(($B^{12}S_t$, 1998년 9월)에 "+3.56", 그리고, 예측시점의 잔차와 예측시점 7시차 이전, 10시차 이전의 잔차에 영향을 받는다고 할 수 있다.

$$\nabla CONDEX_t = 1.70460B^0S_t - 3.73386B^3S_t - 3.58297B^4S_t + 3.56788B^{12}S_t + \varepsilon_t - 0.45457\varepsilon_{t-7} + 0.38459\varepsilon_{t-10} \quad \text{.....식 3}$$

- $\nabla CONDEX_t$: 현재시점의 차분 건축공사비지수
- B^dS_t : 개입시점(t) 이후 d시차에만 활성(시차=d+1인 경우에만 1, 나머지는 0)
- ε_t : 현재 시차의 잔차
- ε_{t-n} : 현재시차에서 t 시차 이전의 잔차

4.4 모형진단 및 최종모형설정

선정된 시계열모형의 진단을 위해서는 추정된 잔차가 평균 0, 분산이 σ인 독립적 동일분포를 갖는 하나의 확률변수인 백색잡음(white noise)의 성질을 만족시켜야 한다. 이를 검증하기 위해서는 잔차의 ACF와 PACF, 그리고 포트만토우 검정통계량을 통해 알 수 있는데 상기 모델에 대한 최종잔차의 ACF 및 PACF와 포트만토우 검정 결과 최종잔차가 백색잡음과정을 따름을 알 수가 있다. 따라서 위에서 제시한 식 4의 모형은 적절하다고 할 수 있다.

특히, 개입모형의 타당성을 평가하는 척도인 표준오차 추정치(Std Error Estimate)가 0.55로 개입모형을 설정하기 이전의 표준오차 추정치인 0.97에 비하여 0.42(42%) 감소한 매우 유의한 값을 보이고 있어 개입모형은 상당한 타당성을 갖는다고 할 수 있다.

5. 신경망을 이용한 건축공사비지수 예측

5.1 신경망 학습을 위한 입·출력변수의 설정

신경망을 이용한 건축공사비지수 예측모델의 구축에 있어 입·출력변수의 설정은 매우 중요한 일이며, 이들 변수의 설정에 따라 신경망의 학습효율이 크게 좌우된다. 본 논문에서는 기존의 선행연구 결과를 토대로 기준시점의 건축공사비지수에 영향을 주는 입력변수를 다음과 같이 설정하였다.

- 기준시점 대비 1시차 이전의 건축공사비지수 차분값(단순시계열분석결과)
- 기준시점 대비 4시차 이전의 건축공사비지수 차분값(단순시계열분석결과)
- 기준시점 대비 7시차 이전의 건축공사비지수 차분값(9월 개입분석 결과)
- 기준시점 대비 10시차 이전의 건축공사비지수 차분값(9월 개입분석 결과)
- 기준시점 대비 12시차 이전의 건축공사비지수 차분값(12월 개입분석 결과)
- 1997년 9월(9월 개입분석 결과)
- 1997년 12월(9월 및 12월 개입분석 결과)
- 1998년 1월(〃)
- 1998년 9월(〃)

1997년 9월 및 12월 개입분석시 잔차항의 모수추정에 반영되었던 7, 10, 12시차의 잔차는 건축공사비지수 차분값으로 치환할 경우 7의 배수, 10의 배수, 12의 배수에 영향을 주기 때문에, 본 논문에서는 이를 입력변수로 설정하였다. 다만 이들의 배수를 모두 입력변수로 설정할 경우 입력변수가 너무 많아지게 되어 이를 학습시키기 위한 자료수가 많이 필요하게 되므로, 배수의 시차 자료는 입력변수에서 제외하였다.

한편 출력변수의 설정에 앞서, 건축공사비지수는 시간의 경과에 따라 상승 또는 하락하는 추세성을 가지게 되는 비정상시계열자료이므로, 이를 출력변수로 설정할 경우 시차의 변화에 따라 오차의 변동이 영향을 받을 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 추세성이 제거된 건축공사비지수의 1차 차분값을 출력변수로 설정한 후, 이 값과 1시차 이전의 건축공사비를 합하여 기준시차의 건축공사비지수를 예측하는 방식을 채택하였다.

5.2 신경망 학습

본 논문에서는 신경망학습방법을 대표적인 감독학습(Supervised Learning)방법으로 현재 널리 사용되는 오류역전파규칙을 이용하였다.

오류역전파학습 알고리즘에 의한 건축공사비지수 예측 시스템의 학습원리는 다음과 같이 요약될 수 있다. 우선 각 뉴런의 연결 가중치 및 바이어스를 난수를 발생시켜 초기화시킨 후, ①입력층의 각 유니트에 입력패턴을 주면, 이 신호는 각 유니트에서 시그모이드 함수를 이용하여 변환되어 중간층에 전달되고, ②최후에 출력층에서 신호를 출력하게 된다. ③이 출력값과 기대값을 비교하여, ④그 차이를 줄여가는 방향으로 연결강도를 조절하고, 상위층에서 역전파(Feedback)하고 하위층에서는 이를 근거로 자기층의 연결강도를 조정해간다.

이와 같은 방식으로 그림 3에서 하나의 입력자료(예를 들어, 12월 개입자료)에 의한 1회 학습이 완료되면, 다음 학습자료(예를 들어, 9월 개입자료)를 변경하여 다음 학습자료에 의해서 ① ~ ④의 과정을 반복한다. 연구대상으로

한 모든 학습자료에 대하여 전부 학습할 때까지 이 과정을 반복한다. 예를 들어 본 논문에서 61개의 가용 시계열 자료중 40개의 자료가 학습에 사용될 경우 ① ~ ④의 과정을 40회 반복하면 신경망이 1회 학습이 완료된다. 이러한 과정을 통하여 초기에 설정된 오차율 이하로 오차가 줄어들 경우(또는 초기 설정된 학습회수 만큼 반복학습이 완료될 경우) 신경망의 학습을 종료하고 신경망의 학습오차를 기록한다. 학습오차의 기록은 학습이 이루어질 때마다 매번 수행함으로써, 오차 기록파일을 확인하여 신경망의 학습정도를 확인할 수 있다.

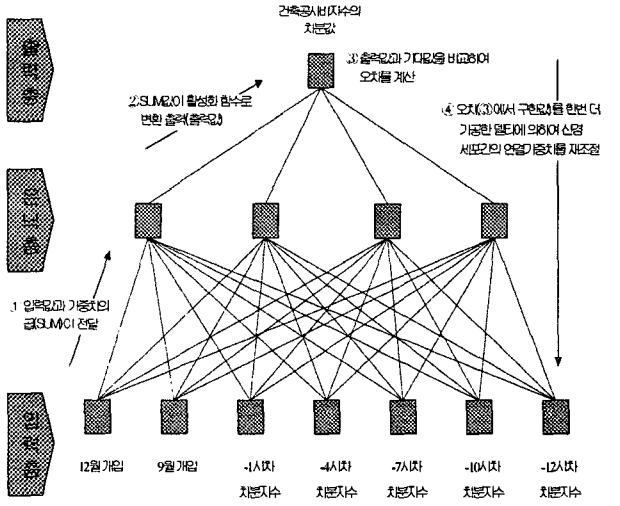

그림 3. 건축공사비지수 예측을 위한 신경망 학습 알고리즘

5.3 신경망 학습결과 확인(회상)

뇌나 신경망으로 하여금 일련의 자료들을 경험하게 함으로써 그들 스스로 내적지식을 만들어 내도록 하는 과정이 『학습』인 반면, 학습을 통해 습득된 지식을 이용하여 주어진 입력에 대해 관련된 정보를 인출하는 과정을 회상(Recall)이라고 한다[11].

예를 들어, 앞 절에서 61개의 가용 시계열 자료중 40개의 자료가 학습에 이용되었다면 학습에 의해 결정된 각 뉴런간의 가중치를 이용하여 나머지 21개 자료를 입력패턴으로 하여 출력패턴을 검토하게 되는 것이다. 이러한 신경망의 회상 및 예측이 신경망 내에서의 동작과정은 앞의 그림 4에서 신경망의 초기화 과정이 최적화된 연결가중치를 불러오는 과정만을 제외하고는 ① ~ ③의 과정과 같은 전방향의 계산과정을 통해 이루어진다.

5.4 건축공사비지수 예측 알고리즘

앞 절의 입·출력변수 설정에서 살펴본 바와 같이 본 논문에서는 건축공사비지수의 추세성을 제거하기 위해 건축공사비지수의 1차 차분값을 출력변수로 설정하였다. 따라서 신경망의 학습과 회상을 통하여 도출되게 한 후, 이 값과 1시차 이전의 건축공사비를 합하여 기준시차의 건축공사비지수를 예측하는 방식을 채택하였다.

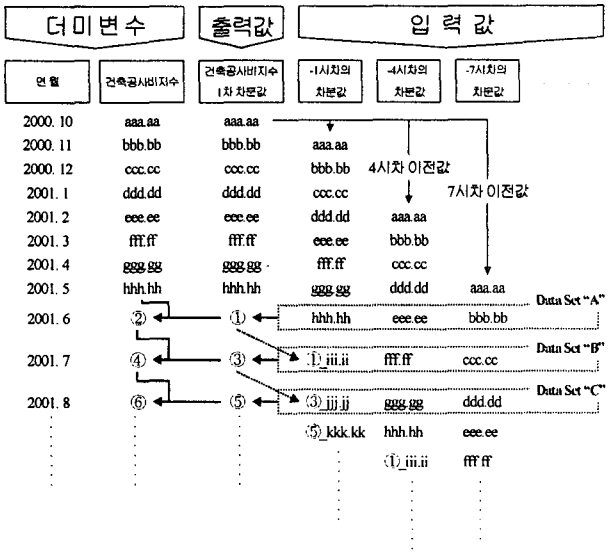

그림 4. 건축공사비지수 예측 알고리즘

즉 그림 4에서, Data Set "A"를 학습된 신경망의 회상과정을 통해 2001. 6월의 건축공사비 1차 차분값(①)을 계산하고, 이 결과를 2001. 5월의 건축공사비지수와 합산하여 최종적으로 2001. 6월의 건축공사비지수(②)를 계산하게 된다. 신경망의 회상과정을 통해 도출된 2001. 6월의 건축공사비 1차 차분값(①)은 또한, -1시차, -4시차 등의 입력변수로도 사용되며, 이러한 과정의 반복을 통하여 지속적으로 건축공사비지수가 예측된다. 다만 기준연월과 건축공사비지수는 신경망의 학습에는 영향을 주지 않고 예측결과의 해석에만 활용되기 때문에 본 논문에서는 이들 자료를 더미변수로 설정하였다.

다음으로 실행제어 변수의 경우, 기준 에러값은 초기값을 0.002로 설정하여 학습과정을 통하여 에러값이 임계값(0.002) 이하로 떨어질 경우 학습을 중단하도록 하였다. 학습율과 모멘텀 및 은닉층 갯수는 여러 경우의 수를 조합하여 설정하였다.

5.5 건축공사비지수 예측 결과

본 절에서는 건축공사비지수를 원시계열로 하여 이상에서 제안한 방식으로 건축공사비지수 예측결과를 분석하였는데, 그 결과는 다음의 표 3과 같다.

표 3을 보면 학습율(α)와 모멘텀(β)는 각각 0.3과 0.7일 때, 은닉층의 노드수는 15일 때 가장 작은 편차(예측치 대

11) 이상원(1998), p.76

비 실제값의 표준편차)인 0.375를 보이는 것으로 분석되었다.

표 3. 설정변수 조합에 따른 예측결과의 표준편차값 비교

학습율 및 모멘텀 \ 은닉층 수		5개	10개	15개
α=0.3	β=0.7	0.397	0.388	0.375(◎)
	β=0.8	0.383	0.381	0.401
	β=0.9	0.405	0.400	0.382
α=0.6	β=0.7	0.528	0.724	0.393
	β=0.8	0.404	0.381	0.691
	β=0.9	0.544	0.424	0.394
α=0.9	β=0.7	0.439	0.561	0.394
	β=0.8	0.421	0.476	0.403
	β=0.9	0.419	0.426	0.404

주) 본 논문에서는 학습오차율이 0.0002 이하일 때 학습을 중단하도록 설정하였기 때문에 각 변수조합에 따른 오차율이 아닌 예측치 대비 실제값의 차이에 대한 표준편차를 기준으로 하였음

이 결과는 복합시계열모델에 의한 예측치와 실제값의 차이에 대한 표준편차가 0.520인 것과 비교해 볼 때 표준편차가 28.88%(0.15) 가량 줄어든 것으로 건축공사비지수 평균인 112.28의 0.334% 수준의 정확한 결과로 예측의 정확도가 매우 향상되었다고 할 수 있다.

6. 건축공사비지수 및 예측모델의 활용

6.1 서언

플레밍(Fleming, 1991)은 건설공사비지수의 용도를 ①공사비 실적자료의 시간에 대한보정, ②원가계획, ③물가변동의 예측, ④관련원가의 비교와 시장동향의 평가등과 같이 설명하고 있다. 본 그런데, 공사비 실적자료의 시간에 대한보정과 원가계획은 그 적용시기 및 대상에 차이가 있을 뿐 유사한 절차 및 방법으로 진행되며, 물가변동의 예측과 시장동향의 평가 역시 그러하다. 따라서 본 연구에서는 공사비지수의 활용방안을 공사비 실적자료의 보정과 물가변동의 예측 및 시장동향 분석을 중심으로 제시해 보기로 한다. 아울러 본 연구에서는 국내의 "물가변동에 의한 계약금액 조정방안"으로 건축공사비지수의 활용을 제시하고자 한다.

6.2 공사비 실적자료의 보정

건축공사비지수를 이용한 공사비 실적자료의 보정을 위하여, 2000년과 2001년에 수행된 30건의 공동주택 건축사업의 공사비 실적자료를 대상으로 건축공사비[12]와 연면적간의 상관관계를 분석하였다. 그 결과 연면적 60,000㎡(약 500세대 내외)를 기준으로 건축공사비를 추정할 경우 건축공사비지수를 이용한 보정 이전에는 159억원(㎡당 265,546원)에서 보정 이후에는 161억(㎡당 268,433원)으로 약 1.09%의 차이를 보여주고 있으며, 회귀식의 상관계수 역시 미세하게 상승된 것을 알 수 있었다.

위의 사례연구는 대상연도의 건축공사비지수 상승률이 매우 미비하여 보정 이전과 이후의 차이를 크게 부각시키지 못한 한계점이 있으나, 1995년~1998년과 같이 연간 4.2%~7.8%의 변화를 보일 경우 다소 커질 것으로 추정할 수 있다.

6.3 물가변동의 예측 및 시장동향 분석

건설공사에 투입되는 자원의 물가변동 분석에는 그간 생산자물가지수가 적용되었다. 그러나 생산자물가지수는 기업간 대량 거래되는 상품의 가격변동 측정을 목적으로, 국내에서 거래되는 모든 상품(서비스 포함, 원자재, 자본재, 소비재포함)의 생산자판매가격을 근간으로 하고 있으므로, 일반적인 물가상승율의 파악에는 적합하나, 건축산업의 대표성을 띠지는 못하고 있다.

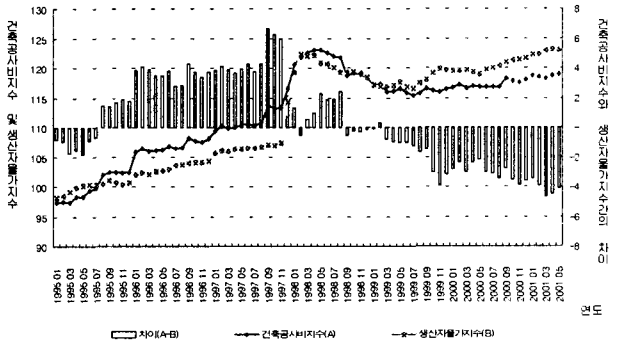

그림 5. 건축공사비지수와 생산자물가지수간의 변동

그림 5에서 보는 바와 같이 본 논문의 연구성과물인 건축공사비지수를 생산자물가지수와 비교해 볼 때 최대 차이가 9.12까지 보였다. 즉, 건축공사비지수는 편제되는 품목이 건축사업의 대표성을 띠고 있으며, 가중치 역시 건축생산투입 구조를 반영하기 때문에 건축사업 투입요소의 가격변동 및 건축산업의 디플레이터로써 생산자물가지수보다는 본 지수를 활용하는 것이 타당하다고 할 수 있다.

6.4 계약금액의 조정

공공건축공사에서 각 중앙관서의 장 또는 그 위임을 받은 공무원은 국고의 부담이 되는 계약을 체결한 후 120일 경과하고 동시에 품목조정율이나 지수조정율이 100분의 5 이상 증감한 경우에는 「국가를당사자로하는계약에관한법률 시행령」 제19조의 규정에 근거, 계약금액을 조정한다. 현행 물가변동에 의한 계약금액의 등락폭을 계산하는 방법은 품목조정법과 지수조정법의 두 가지가 있다.

12) 전체공사비중 토목, 전기, 설비, 통신 등의 공사비가 제외된 순수 건축공사비임

이중 품목조정율에 의한 방식은 계약금액을 구성하는 모든 비목의 등락을 개별적으로 계산하여 등락률을 산정하기 때문에 이러한 업무를 수행하는데 소요되는 과다한 노력을 제외하고는, 비교적 정확하게 물가상승에 의한 계약금액 변동분을 추정할 수 있는 방식이라 할 수 있다. 그러나 지수조정율에 의한 방식은 상당한 문제점을 가지고 있다.

그런데 물가변동으로 인한 계약금액의 조정방법에 있어서 대부분의 국가에서는 단기계약공사(1~2년 공사)의 경우 물가변동으로 인한 계약금액의 조정분을 계약금액에 이를 포함하여 결과적으로 이를 별도의 계정으로 인정하지 않고 있는 것으로 나타나고 있다. 또한 대부분의 국가에서 물가변동으로 인한 계약금액의 조정방법은 단일 공사비지수를 이용하고 있는 것으로 나타나고 있다.

따라서, 건축공사비지수는 편제되는 품목이 건축사업의 대표성을 띠고 있으며, 가중치 역시 건축생산투입 구조를 반영하기 있으므로, 향후의 연구보완을 통하여 장기적으로 건축공사비지수에 의한 계약금액 조정방안의 도입을 고려해 볼 수 있을 것으로 사료된다.

7. 결론

7.1 본 연구의 성과

건축사업을 수행함에 있어 투입되는 각종 자원에 대한 물가변동은 건축사업 불확실성의 잠재요인으로 이를 합리적으로 예측함으로써 그에 대한 대응방안을 강구하도록 할 수 있다. 본 논문에서는 건축공사의 수행중에 발생하게 되는 물가변동을 건축공사비지수와 인공신경망 등을 이용하여 예측할 수 있는 모델과 그 활용방안을 제안하였다.

본 논문에서는 오류역전파규칙(Error Back-Propagation Rule)을 이용하여 신경망을 구축하였는데, 선행연구를 토대로 입출력 변수를 설정하였으며, 학습율(α)와 모멘텀(β)는 각각 0.3과 0.7일 때, 은닉층의 노드수는 15일 때 가장 작은 편차(예측치 대비 실제값의 표준편차)인 0.375를 보이는 것으로 분석되었다. 이러한 결과는 기존의 복합시계열모델에 의한 예측치와 실제값의 차이에 대한 표준편차가 0.520인 것과 비교해 볼 때 표준편차가 28.88%(0.15) 가량 줄어든 것으로 건축공사비지수 평균인 112.28의 0.334% 수준의 정확한 결과로 예측의 정확도가 매우 향상되었다고 할 수 있다.

또한 본 연구에서는 공사비지수의 활용방안을 공사비 실적자료의 보정과 물가변동의 예측 및 시장동향 분석, 그리고 국내의 "물가변동에 의한 계약금액 조정방안"으로 건축공사비지수의 활용을 제시하고자 한다.

7.2 향후의 연구과제

개별 건축사업 단위의 투입구조 및 가격변동을 측정하여 건축공사비지수를 개발하는 것은 장기간의 연구와 자료축적을 전제로 하게 되므로, 본 연구에서는 이를 제외하였다

그러나, 외국의 사례에서와 같이 시설물별로 개별 건설사업의 분석자료 등을 활용한 다양한 건축공사비지수의 산정은 장기적으로 반드시 추진되어야 할 것이며, 이는 건설산업 전반의 인프라 구축차원에서 필요한 것으로 사료된다. 외국의 사례에서와 같이 개별 건설사업의 분석자료 등을 활용한 다양한 건축공사비지수의 산정이 장기적으로 바람직 할 것이며 이는 건설산업 전반의 인프라 구축차원에서 지속적으로 추진되어야 할 것이다.

참고문헌

1. 김선국, 조지훈, "복합 시계열모델을 이용한 건설공사비지수 예측", 대한건축학회 논문집, 1999. 7
2. 조훈희, "국내 건축공사비지수 개발 및 뉴럴 네트워크를 이용한 지수 예측방안에 관한 연구", 고려대학교 대학원 박사학위 논문, 2002. 2
3. 조훈희, 박우열, 강경인, "건축공사비지수의 통계적 예측모델 개발 연구", 대한건축학회 논문집, 2002. 3
4. 조훈희, 서덕석, 강경인, "인공신경망 모델을 이용한 건축공사 투입물가의 변동예측", 대한건축학회 논문집, 2002. 8
5. 오광우, 이우리, "시계열 예측 방법과 응용", 자유아카데미, 1995
6. 이덕기, "예측방법의 이해", SPSS 아카데미, 1999
7. 이상원, Turbo C로 길들이는 학습하는 기계 신경망, Ohm사, 1993. 10
8. 한국건설기술연구원, "실적공사비 축적 및 적용방안 연구 보고서(3차분)", 건설교통부, 1999. 12
9. 한국건설산업연구원 IMF 대책반, "IMF 시대의 건설산업 : 영향과 대응방향", 한국건설산업연구원, 1997. 12
10. 허명회, 박유성, "시계열자료분석", 자유아카데미, 1994
11. Fitzgerald. E., and Akintoye, A., "The accuracy and optimal linear correction of UK construction tender price index forecasts", Construction Management and Economics, 1995, pp. 493 ~ 500
12. Fleming, M. C., Tysoe, Brian A. , "SPON's Construction Cost and Price Indices Handbook", E & FN SPON, 1991
13. Wang, C. H., Mei, Y. H., "Model for forecasting construction cost indices in Taiwan", Construction Management and Economics, 1998, pp. 147 ~ 157
14. Williams, T. P., "Predicting changes in construction cost indexes using neural networks", ASCE Journal of construction engineering and management, Vol. 120, No 2, June, 1994