

공동주택 리모델링 자동견적을 위한 DL-MCS Hybrid Expert System 개발

김준¹ · 차희성^{2*}

¹아주대학교 건축공학과 박사과정 · ²아주대학교 건축공학과 교수

Development of DL-MCS Hybrid Expert System for Automatic Estimation of Apartment Remodeling

Kim, Jun¹, Cha, Heesung^{2*}

¹Graduate Student, Department of Architectural Engineering, Ajou University

²Professor, Department of Architectural Engineering, Ajou University

Abstract : Social movements to improve the performance of buildings through remodeling of aging apartment houses are being captured. To this end, the remodeling construction cost analysis, structural analysis, and political institutional review have been conducted to suggest ways to activate the remodeling. However, although the method of analyzing construction cost for remodeling apartment houses is currently being proposed for research purposes, there are limitations in practical application possibilities. Specifically, In order to be used practically, it is applicable to cases that have already been completed or in progress, but cases that will occur in the future are also used for construction cost analysis, so the sustainability of the analysis method is lacking. For the purpose of this, we would like to suggest an automated estimating method. For the sustainability of construction cost estimates, Deep-Learning was introduced in the estimating procedure. Specifically, a method for automatically finding the relationship between design elements, work types, and cost increase factors that can occur in apartment remodeling was presented. In addition, Monte Carlo Simulation was included in the estimation procedure to compensate for the lack of uncertainty, which is the inherent limitation of the Deep Learning-based estimation. In order to present higher accuracy as cases are accumulated, a method of calculating higher accuracy by comparing the estimate result with the existing accumulated data was also suggested. In order to validate the sustainability of the automated estimates proposed in this study, 13 cases of learning procedures and an additional 2 cases of cumulative procedures were performed. As a result, a new construction cost estimating procedure was automatically presented that reflects the characteristics of the two additional projects. In this study, the method of estimate estimate was used using 15 cases, If the cases are accumulated and reflected, the effect of this study is expected to increase.

Keywords : Automatic Estimation, Schematic Estimation, Aged Apartment Remodeling, Deep Learning

1. 서론

1.1 연구의 배경 및 목적

국내 공동주택의 특징은, 국가정책에 의해서 짧은 기간에 다수의 공동주택이 특정지역에 공급되었다는 점이다. 이 공동주택이 2010년대가 되어 동시에 노후화가 되어 주택성능이 저하되었고, 국가에서는 리모델링 사업을 진행하여 공동

주택의 성능을 향상시키고자 한다(Chae et al., 2010). 그러나 공동주택 리모델링은 조합원간의 정치적 문제, 구조성능해결, 법적 지원 부족 등의 이유로 현재는 활성화가 제대로 되고 있지 않은 실정이다. 이 중 개략사업성 분석에 산입되는 개산공사비 산출 문제가 화두로 대두되고 있다. 현재의 공사비는 몇몇의 소수 사례를 진행한 시공전문가의 경험에 의해서 산정되고 있으며, 이러한 이유로 공동주택 거주자는 공사비의 신뢰성에 문제를 제기할 뿐만 아니라 공사비와 연관된 설계안의 의사소통에 어려움을 겪고 있는 상황이다(Seo et al., 2010).

이러한 문제를 해결하고자 소수의 연구(Kim et al., 2014; Kim & Baik., 2015; Choi, 2010)가 진행된 바 있다. 이 연구

* **Corresponding author:** Cha, Heesung, Department of Architectural Engineering, Ajou University, Suwon 16599, Korea
E-mail: hscha@ajou.ac.kr
Received October 20, 2020: **revised** -
accepted November 3, 2020

들은 리모델링의 특징을 최대한 담아내고자 리모델링용 품셈을 개발하거나, 견적방안에 리모델링의 설계요소를 담는 것이다. 이 중에서 Kim and Cha (2018)의 연구는 공동주택 리모델링 개선견적을 다루는 유일한 연구로 조사되었는데, 설계요소가 공사비에 연계되는 임의의 공사비 산출식을 제시하였다는 점에서는 의의가 있으나 지속가능성이 떨어진다는 결점이 있다.

여기서 견적방법의 지속가능성이라 함은 다양한 특징을 견적 방식에서 수용하는 성질을 뜻한다(Park et al., 2008). 지속가능성이 떨어지는 방법은 기존 유사 사례의 동일한 성격 가진 사례만을 위한 견적방법이므로 새로운 사례 추가 시 견적방식의 변화를 주어 사례에 대응하기에 시간과 노력이 요구된다. 실제로, 제시된 방법을 따라서 견적방안을 활용하게 될 경우 2개의 사례에 맞는 견적식을 제안하는 것에는 하루의 시간이 필요하고, 4개의 사례에 맞는 견적식을 제안하는 것에는 2주일의 시간이 필요하며, 10개의 사례에 맞는 견적식을 제안하는 것에는 반년 이상의 시간이 필요하고 현재 15개의 사례는 2년 이상의 시간이 소모되고 있는 상황이다.

또한 상기 연구와 같이 임의의 식으로 값을 도출되는 방식은 Rule-based Expert System으로 분류되는데, 이 방법의 태생적인 문제점은 언급된 바와 같이 Data의 누적 시 시스템 업데이트와 유지관리에 많은 인력과 시간이 소모된다는 점이다. 구체적으로 다음 절차에 의해서 업데이트가 진행된다.

- (1) 1개의 사례에서 분류시스템에 따라 공종별 비용요소를 분류한다.
 - (2) 해당 공종별 물량산출식을 구한다.
 - (3) 물량산출식에 산입되는 설계요소를 산정한다.
 - (4) 산입되는 설계요소 중 연산이 필요한 것과 그렇지 않은 것으로 구분한다.
 - (5) 연산이 필요하지 않은 정보는 사용자가 선택적으로 입력하도록 하고, 연산 정보는 입력정보와 산출식으로 계산한다.
 - (6) 입력된 정보를 통해 물량이 산출되고 공종마다 정해진 단가를 곱하여 총 공사비를 산출한다.
 - (7) 산출된 공사비와 실제 공사비를 비교하여 물량산출식, 설계요소, 입력정보, 단가를 적절히 수정한다.
- 이 과정은 매 사례가 추가될 때마다 반복적으로 수행하여야 한다. 따라서 공동주택 리모델링에 필요한 정보를 활용하면서도 다수의 사례에 최적화된 임의의 식을 자동적으로 산출하는 방안이 요구된다.

한편 건설 산업에는 구조 해석, 설계안 도출, 열 영향 평가 등 다양한 분야에 딥러닝이 활용이 되고 있다(Lee & Lee.,

2017; Gu et al., 2019; Yun, 2019). 딥러닝을 활용한 연구의 특징은 기존의 누적된 데이터를 활용할 뿐만 아니라 향후 누적될 데이터를 기반으로 미래의 데이터를 예측하는 연구라는 점이다. 특히, 견적분야의 경우 기존에 누적된 데이터를 활용하여 향후 발생할 프로젝트의 공사비를 정확하고 신속하게 예측하고자 하는 연구는 이전부터 최신 기술이 적극적으로 도입되어 왔다. 견적분야에 딥러닝을 적용할 경우 1970~1990년대에 적용된 회귀분석, Case Based Reasoning에 비해서 정확도 및 신속성이 크게 증가하는 것이 다수의 연구를 통해 확인되었다(Kim, 2004; Karaca, 2020).

본 연구의 목적은 공동주택 리모델링의 자동화된 공사비 견적방안을 제시함으로써 현 리모델링 거주자들의 사업성 분석에 반영한 합리적인 의사결정을 지원하여 리모델링을 활성화하는 것을 목적으로 둔다.

1.2 연구의 절차 및 방법

본 연구는 다음과 <Fig. 1>과 같은 절차를 통해서 진행되었다.

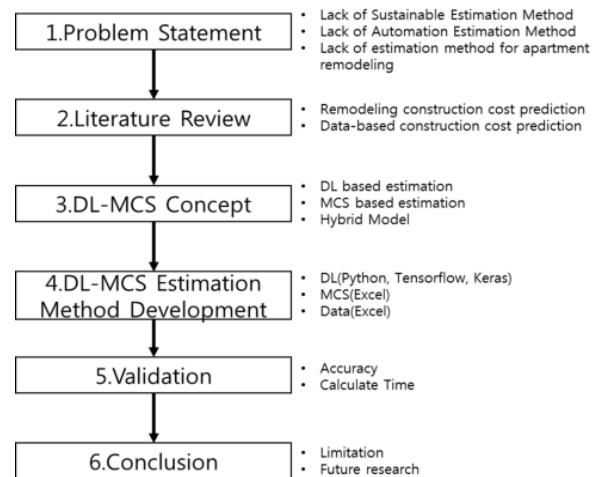


Fig. 1. Research procedure and content

1단계에서는 현재 실무적으로 공동주택 리모델링을 위한 적절한 공사비 산출방안이 제시되지 못한 실정이라는 점과 연구로서 제시된 방법이 있으나 지속가능성이 부족하여 실무에서의 사용이 제한적이라는 점을 문제점으로 도출하였다. 2단계에서는 기존의 공동주택 리모델링 공사비 산출과 데이터 기반의 공사비 산출을 주제로 선행연구조사를 실시하였다. 3단계에서는 조사된 내용을 바탕으로 Deep Learning-Monte Carlo Simulation 하이브리드 기반의 공사비 산출 개념안을 제시하였다. 4단계에서는 개념안을 파이썬언어를 활용한 시스템 알고리즘을 개발하고, 데이터 분석을 실시하였다. 개발된 모델은 5단계에서 검증과정을 통해 지속가능성을 확인하였다.

2. 선행연구조사

선행연구조사는 두 가지 관점에서 실시되었다. 첫 번째 관점은 기존의 공동주택 리모델링 공사비 예측에 대한 것이고, 두 번째 관점은 데이터를 활용한 공사비 예측에 관한 것이다.

2.1 공동주택 리모델링 공사비 예측

공동주택 리모델링의 공사비 예측에 대한 연구는 국내로 한정되어 있고, 그 수가 극히 적다. 이 중 품셈을 활용하는 연구(Kim et al., 2014; Kim & Baik, 2015)가 대표적이며, 리모델링에 적합한 품셈체계를 구축한 것으로 평가된다. 그러나, 품셈체계는 기존의 사례가 극히 드물어 활용상 제약이 따른다는 단점이 있다.

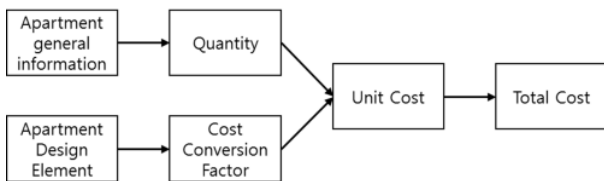


Fig. 2. Kim's (2018) Research procedure and content

Kim and Cha (2018)의 연구는 사례기반 공동주택 리모델링 개선견적식을 제안하기 위해 다음 절차를 제시하였다 <Fig. 2>.

- (1) 사용자가 공동주택과 관련된 리모델링 전/후 일반정보(건축면적, 연면적, 층수 등)를 입력한다.
 - (2) 사용자가 리모델링과 관련된 설계요소(증축 층수, 지하주차장 증축, 구조 평가, 외부마감 변경 등)를 입력한다.
 - (3) 리모델링 공종분류체계에 맞는 기존 사례기반 최적 단가를 적용한다.
 - (4) (1)에서 입력된 정보를 공종별 최적 물량산출식을 통해 물량을 예측한다. 이때, 리모델링과 관련된 공종은 임의의 물량계수를 곱해준다.
 - (5) (2)에서 입력된 정보 중 공종과 연계된 설계요소를 분석한다. 이때, 연관된 정도에 따라 설계요소별로 시공난이도 계수를 조정한다.
 - (6) (1)~(5)까지 산출된 값을 모두 곱하여 총 공사비를 산출하고 단위면적당 공사비를 도출한다.
- 이러한 단계를 거침으로서 각 사례의 특성을 공사비 산출에 반영할 수 있으나, 사례가 추가되면 상기 절차를 반복적으로 적용하여 실제 공사비와 부합여부를 확인하는 과정이 요구된다. 이때, 모든 사례에 최적화된 물량 산출식을 도출하는 작업은 사례가 많아질수록 매우 번잡해진다. 즉, 물량 최적 산출식의 조합은 사례의 개수에 따라서 기하급수적으

로 증가한다. 이 문제점은 매뉴얼 방식 견적의 태생적인 한계점이다. 이러한 한계점을 극복하고자 데이터자동화를 활용한 공사비 예측방안의 개발의 정립이 요구되었다.

2.2 데이터 기반 공사비 예측

2.2.1 Rule-Based Expert System

Rule-Base expert system이란, 전문가가 활용하는 논리구조를 알고리즘으로 변경한 후 컴퓨터 프로그램을 활용하여 구현한 것을 뜻한다(Ahn, 2006). 따라서 입력값과 출력값이 정해지면 그 사이에서의 연산은 내부에 숨겨진 알고리즘에 의해서 진행된다(Chen & Suen, 1994).

Rule-Based Expert system의 장점으로 접근성, 일관성, 시간절약, 안전성 그리고 효율성을 꼽을 수 있다. 동시에 단점으로 축적된 지식에 의해서만 값이 산출된다는 것, 입력된 지식의 내용을 추론하지 못한다는 것, 새로운 사례에 적용하기 어려운 것, 새로운 지식을 넣는 것에도 상당한 시간이 소모되는 것이었다(Yau, 1998). 기존 선행연구의 관련된 프로그램으로는 콘크리트 믹스의 의사결정을 돕는 COMIX, BETVAL이 있고 입찰도면의 의사결정을 돕는 BIDEX, 지진발생 후 구조물의 상태를 판단하는데 도움을 줄 수 있는 AMADEUS 등이 있다. Higa and Lee (1998)은 Rule-Base System 중요성을 언급함과 동시에 유지관리에 대한 어려움을 지적하였다. 이를 위해 Graph-Based Approach를 제시하여 프로그램 내부의 Rule의 통합성과 유지관리성을 평가하는 방안을 마련하였다. Watson et al. (1992) 또한 Expert system의 유지관리 중요성을 언급하였다. 특히 개발자 관점에서가 아닌 사용자 관점에서의 유지관리의 어려움을 지적하였다. 사용자의 경우 지속적으로 사용하지만, 개발자는 지속적으로 유지관리까지 참여하지 않는 것을 유지관리의 어려움 중 한 가지로 지목한 바 있다. Chen and Suen (1994)은 Expert system이 중요하지만 그 복잡성이 문제를 일으키는 것을 문제로 제시하였고, 특히 유지관리에서의 문제점도 지적한 바 있다. 실제로 초기에는 700개의 Rule만이 있지만, 프로그램이 발전하여 11,000개의 Rule이 존재하여 유지관리에 어려움이 있음을 언급하였다(AL-Tabtabai, 1998).

Rule-based로 견적방안을 제시한 연구로는 Wang et al. (2012)가 있다. 이 연구는 입찰금액을 산정하는 system을 제시하였다. 구체적으로 9개의 공종(기초, 구조, 외부마감, 내부마감, 창과 문, 설비, 엘리베이터,

가설, 조경)마다 영향을 미치는 것으로 판단되는 요소를 1~6개로 세분화하여 분석한 바 있다. 이후 공종과 물량의 합에 영향을 미치는 요소를 활용하여 공사비를 산출하는 방식을 제안하였다.

2.2.2 Deep-Learning(ANN) Based Expert System

최근 들어 공사비 예측방법으로 Rule-based, 회귀분석, Artificial Neural Network (ANN), Deep-learning (DL) 등 다양한 방법론이 등장하였다(Rafiei, 2018). 1970년대에 Parametric견적과 regression견적이 개발되어 활용되어왔고 regression은 지금까지도 실무에서 뿐만 아니라 연구에도 활용이 되고 있는 실정이다. 특히, 2010년대에 들어서서 ANN의 한계점을 극복한 DL이 연구의 방법론으로 주목을 받고 있다(Jafarzadeh et al., 2014; Elmousalami, 2020).

DL을 활용한 Expert system의 특징은 인풋데이터와 아웃

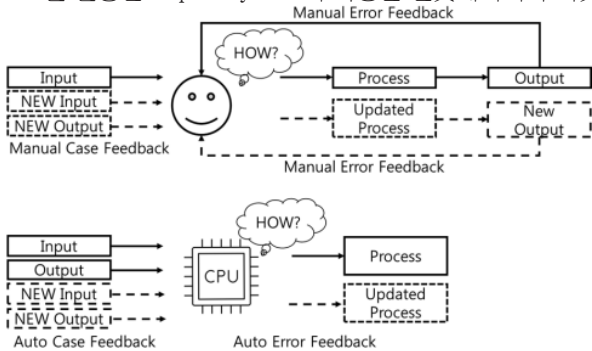


Fig. 3. Manual based Expert system vs Deep learning based Expert system

풋데이터를 활용해서 자동으로 프로세스를 구축하는 점이 다(Fig. 3). 기존의 Manual방식은 데이터를 활용하여 프로세스를 구축하고, 프로세스의 검증을 위해서 아웃풋을 출력한 뒤 이 값의 정확도를 확인하여 다시 프로세스를 검증하는 과정이 실시되었다. 이와는 다르게 DL방식은 인풋, 아웃풋데이터를 동시에 넣고 프로세스를 구축하므로 아웃풋의 검증절차가 생략되었다. 또한 이 과정을 컴퓨터를 통해서 진행되므로 기존과는 다르게 무수히 많은 데이터를 용이하게 분석하여 견적의 Process를 구축할 수 있게 되었다.

ANN을 포함하여 DL을 기반으로 한 견적관련 연구는 다수 진행되어 왔다(Hegazy, 1998; Alex, 2010; Tijanić, 2019). 특히, DL은 다른 기법들과 Hybrid되어 사용되었다. 선행연구 검토결과 총 5가지 기법(Regression, Monte Carlo Simulation, Case Based Reasoning, Genetic Algorithm, Support Vector Machine)과 연계되고 있음을 확인하였다. 이 기법들과는 견적 성능을 비교하거나, 결합이 되어 사용이 되어 왔는데 특히 Genetic Algorithm과의 연계가 다수 관찰되었다. 이러한 이유로는 견적에 적용되는 DL의 단점을 보완하기 위한 것으로 사료된다. DL을 활용하여 견적을 실시할 경우 높은 견적정확도를 보인다는 강점이 있으나, 단일 값을 입-출력 한다는 점과 내부 연산이 Black Box처리 된다는 단점이 있다. 이 때문에 입력값에 변화를 주어 다양한 연산을 실시한 뒤 가장 적절한 값을 찾기 위해 Hybrid기법이

적용된 것으로 사료된다.

2.3 선행연구조사 고찰 결과 및 연구반영안

선행연구를 고찰한 결과는 다음과 같다. 첫 번째로, 공동주택 리모델링의 특성을 반영한 견적절차 수집이 필요하다. Kim and Cha (2018)의 연구는 지속가능성이 부족하지만 리모델링 특성을 감안한 개선견적절차를 제시하였다는 점에서 의의가 있다. 지속가능성이 부족한 이유는 Manual 견적절차에서 기인한 것으로 사료된다. 본 연구는 기존연구 견적절차방안을 도입하고자 한다. 두 번째로, DL이 데이터 기반 공사비 예측에 우수한 방법임이 다수의 연구에서 검증되었다. 회귀분석, 사례기반분석, 유전자 알고리즘 등의 방법도 최근까지 사용되고 있으나 정확성에서는 DL이 앞서는 것으로 판단된다. 세 번째로, DL에 다양한 기법을 적용하고자 하는 연구가 등장하고 있다. 이는 DL에 입력하는 정보의 불확실성을 상쇄하고자 하는 것으로 사료된다. 공사비 예측에는 다양한 정보가 입력이 되는데 입력하는 정보 또한 사람에게 의해서 선택이 되는 것이므로 존재할 수 있는 불확실성을 모두 예측하기에는 어려움이 있다. 이 때문에 입력값에 다양한 변화를 주는 방법이 적용되어 사용되는 것으로 판단된다(Lu et al., 2001). 네 번째로 정확한 견적을 위해서는 영향요인을 넣어야 하고 이를 위해서는 요인간의 관계를 밝혀야 한다(Ji et al., 2010). 극히 적은 사례를 활용할 경우 Kim and Cha (2018)의 연구와 같이 Rule-based Expert system을 구축하는 것이 적절하다. 그러나 사례가 누적이 되면 이 관계에서 설정된 값을 개정할 필요가 있음에도 불구하고, 그 개수와 개정에 요구되는 지식의 수준이 매우 높아서 사례가 추가될 때마다 개정하기가 용이하지 않다는 점이다. 따라서 사례의 축적이 지속적으로 발생될 때 이를 효과적으로 관리할 수 있는 방안을 제시할 필요가 있다.

3. DL-MCS Hybrid 리모델링 공사비 산출 시스템 개발

3.1 시스템 개념

본 연구에서 진행하고자 하는 공사비 산출시스템의 개념을 (Fig.4)에서 확인할 수 있다.

본 시스템은 총 14단계로 구성되며, ①~③단계는 데이터 추출 과정, ④~⑦단계는 데이터 연계 과정, ⑧~⑩단계는 DL-MCS과정, 마지막으로 ⑪~⑭단계는 측정 및 반영과정으로 구분된다.

3.1.1 데이터 추출 과정

①단계에서는 기존 리모델링 15개 사례에 있는 평당공사비와 공종별 공사비를 추출한다. 그 중 일부는 (Table 1)과

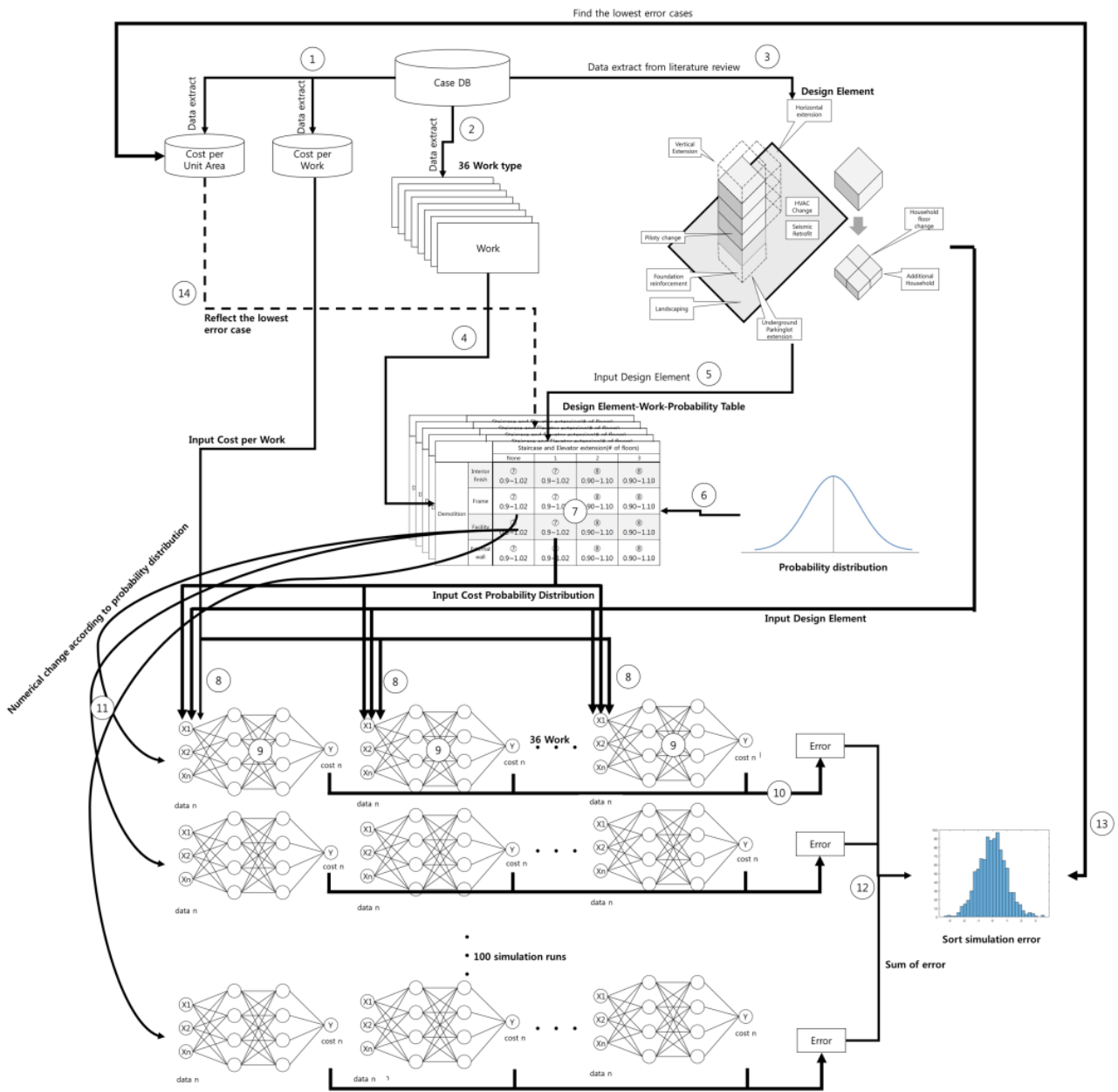


Fig. 4. Concept of DL-MCS Estimation process

같다. <Table 1>은 본 시스템 구축에 활용된 프로젝트 정보를 나타낸다. ②단계에서는 36개의 공종을 분류하였다. 이 내용은 Kim and Cha (2018)의 리모델링 연구를 인용하였다. ③단계는 각 사례에 해당하는 설계요소 정보를 추출하여 공종별 데이터베이스화 하였다.

3.1.2 데이터 연계 과정

④단계는 분류된 공종을 활용하여 프로젝트 데이터 테이블을 개발하는 것이다. ⑤단계는 ④단계에서 만들어진 테이블을 통합하여 체계를 구축하는 것이다. ④-⑤단계를 거쳐서 설계요소-공종 테이블이 완성된다. ⑥단계는 공종의 확률분포를 설계요소-공종 테이블에 입력하는 단계이다. 이

단계는 전문가의 자문을 얻어 시행된다. 연관되는 것으로 판단되는 설계요소와 공종의 공사비 확률분포를 산정한다. 확률분포는 삼각분포를 활용하였으며, 각 설계요소-공종 연계마다 값이 다르게 산정되었다. ④-⑥단계를 거침으로서 ⑦단계는 설계요소-공종-확률분포 테이블의 완성단계이다.

3.1.3 DL-MCS 적용 과정

⑧단계는 DL-MCS연계의 시작으로, 설계요소-공종-확률분포 테이블의 정보, 공종별 공사비 정보, 설계요소를 입력하는 단계이다. ②단계에서 분류된 공종별 36개의 DL절차를 거쳐야한다. ⑨단계는 DL의 작동단계이다. Python언어를 사용하여 프로그래밍 작업을 시도 한다. ⑩단계는 ⑨단

계까지 진행된 절차를 거쳐서 산출된 공종별 공사비를 통합하는 단계이다. 총 36개의 공종을 합하면 시물레이션 별 최적오차를 구하게 된다. ⑩단계는 MCS의 시작단계로, ⑦단계에서 구축된 확률분포에 따라서 각기 다른 수치를 가진 임의의 시물레이션을 따르는 100개의 DL을 만드는 것이다. 이 DL은 모두 진행되어 각각의 공종별 공사비와 합산된 오차값을 산출하게 된다.

3.1.4 측정 및 반영 과정

⑫단계는 모든 시물레이션의 오차값을 나열하는 단계이다. 마지막으로 ⑬단계와 ⑭단계는 검증과 반영단계로, ⑬단계에서는 오차값 중 최저오차값을 탐색한다. ⑭단계에서는 ⑬단계에서 비교된 값 중 가장 오차가 적은 값을 선택하여 설계요소-공종-확률분포의 테이블의 수정이 가능한 것이다.

3.2 데이터 추출 단계(1~3단계)

이 사례데이터에서 평당공사비와 리모델링 공종별 공사비 비율을 추출한다<Table 1>. 공사비는 3.3㎡당 400만원에서 700만원 사이에 분포함을 알 수 있다. 가장 작은 값은 D 사례로 3.3㎡당 428만원이고 가장 큰 값은 N 사례로 3.3㎡당 686만원이다. N 사례의 경우 지하주차장 증축으로 인해 많은 공사비가 투입되었음을 확인할 수 있었다.

Table 1. Unit Area Cost

Case	Won/㎡	Location	Size(No of Household)
A	1,412,000	Seoul	108
B	1,484,000	Seoul	120
C	1,360,000	Seoul	208
D	1,296,000	Seoul	1753
E	1,812,000	Seoul	288
F	1,460,000	Gyeonggi-do	770
G	1,815,000	Seoul	232
H	1,427,000	Seoul	822
I	1,396,000	Seoul	653
J	1,315,000	Seoul	299
K	1,551,000	Gyeonggi-do	902
L	1,421,000	Seoul	54
M	1,393,000	Seoul	298
N	2,078,000	Gyeonggi-do	563
O	1,315,000	Seoul	240

이때, 리모델링 공종별 공사비 비율 자료도 추출이 가능하다. 총 36개의 공종으로 크게 3종류로 구분된다. 지상, 지하, 공동으로 구분이 되며, 더 상세하게는 특수공종과 일반공종으로 구분된다. 특수공종은 리모델링에만 존재하는 공종이고 일반공종은 신축과 리모델링 둘 다에 해당되는 공종이다. 자세한 공종 분류체계는 기존 연구를 참고바란다(Kim & Cha, 2018). 설계요소 추출을 위해 리모델링 시공 전문가의

Table 2. Design Element

Classification	Detailed classification	Detailed option			
		None	1	2	3
Area	Number of core extensions	None	1	2	3
	Degree of balcony extensions	None	0-3%	4-7%	8-10%
Parking lot	Ground parking lot extension	None	~50 cars	~100 cars	~150 cars
	Deck parking lot extension	None	1 floor	2 floors	3 floors
	Underground parking lot extension	None	1 floor	2 floors	3 floors
	E/V - underground parking lot connection	None	1 floor	2 floors	3 floors
Structure	Structural safety diagnostic rating	A	B	C	
	Structure type	Rahmen	Wall	Rahmen+wall	
Complex configuration	Bearing wall demolition	None	~10%	~20%	~30%
	Piloty utilization	No	Yes		
	Degree of seismic reinforcement	None	Small	Medium	Large
	Foundation reinforcement type	None	Micro	SAP	PHC
Others	Degree of interior remodeling	None	Low	Medium	High
	Degree of exterior remodeling	None	Low	Medium	High
	Landscaping range	None	Low	Medium	High
	Facility replacement range	None	Low	Medium	High
	Insulation construction range	None	Low	Medium	High
	Change in the use of PIT layer	Maintain	Change		
	Improvement of floor impact noise	None	Low	Medium	High
	Change in the heating method	Maintain	Change		

조언 및 선행연구를 참고하여 각 사례별 설계요소를 추출하였다<Table 2>. 총 20개의 설계요소가 추출되었고, 각 설계요소마다 2~4개의 옵션이 존재한다.

3.3 데이터 연계 단계(4~7단계)

이 과정에서는 추출된 공종과 설계요소를 매트릭스 형태로 배열하여 테이블을 작성한다. 또한 전문가의 조언을 통해서 테이블의 내용을 수정, 보완하게 된다. 각 설계요소와 공종의 관계를 분석하여 연관이 있는 것으로 판단되는 공종-설계요소는 해당 확률분포를 연계하였다(Fig. 6). 예를 들어 지상-리모델링-철거-구조 공종의 경우 '추가되는 코어의

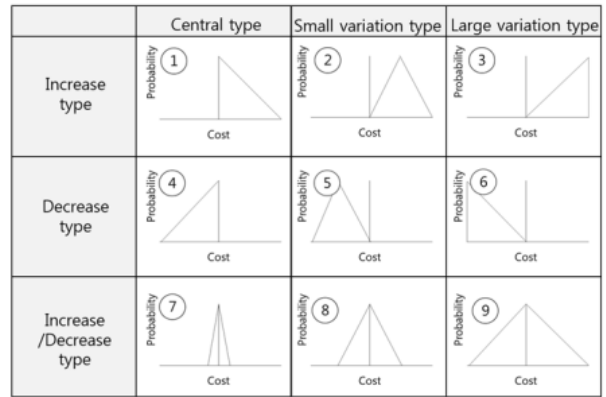


Fig. 5. Type of Probability Distribution

No.	Work				Design Element								
	LV.1	LV.2	LV.3	LV.4	Element .1	Probability type	Element .2	Probability type	Element .3	Probability type	Element .4	Probability type	
1	Ground	Remodeling	Demolition	Interior	Degree of interior remodeling	2							
2				Structure	Number of core extensions	7	E/V - underground parking lot connection	8	Bearing wall demolition	3	Piloty utilization	7	
3				MEP	Change the MEP	8							
4				Exterior	Degree of exterior remodeling	4							
5			Reinforce	Structure Type	Structural safety diagnostic rating	9	Structure type	9					
6				Structure	Structural safety diagnostic rating	8							
7				Seismic	Degree of seismic reinforcement	9							
8			Common	Temporary	Indirect								
9					Direct								
10				Common work	Structure	Degree of balcony extensions	2	Deck parking lot extension	7	E/V - underground parking lot connection	3		
11		Masonry			Degree of interior remodeling	4							
12		Plasterer			Degree of balcony extensions	5	Degree of interior remodeling	5	Improvement of floor impact noise	5			
13		Water proof			Degree of interior remodeling	7							
14		Tile			Degree of balcony extensions	7	Degree of interior remodeling	7					
15		Steel			Degree of interior remodeling	1							
16		Stone			Degree of interior remodeling	1							
17		Exterior			Degree of exterior remodeling	8	Insulation construction range	8					
18		Window	Degree of interior remodeling	4									
19		Paint	Degree of interior remodeling	4									
20		Finishing	Degree of interior remodeling	4									
21	Underground	Demolition	Structure	Number of core extensions	7	E/V - underground parking lot connection	8						
22			MEP										
23		Reinforce	Structure Type	Structural safety diagnostic rating	9	Structure type	8						
24			Structure	Structural safety diagnostic rating	9								
25			Seismic	Degree of seismic reinforcement	9								
26			Foundation	Foundation reinforcement type	2								
27		Earthwork	Pile	Underground parking lot extension	3								
28			Shoring	Underground parking lot extension	3								
29		Common	Common work	Structure	Underground parking lot extension	2	E/V - underground parking lot connection	3	Change in the use of PIT layer	7			
30				Masonry									
31	Plasterer												
32	Paint												
33	Common	common	MEP	Change the MEP	7								
34			Electric										
35			Landscape	Ground parking lot extension	7	Landscaping range	7						
36		Other											

Fig. 6. Design Element-Work-Probability Table

개수, '엘리베이터-지하주차장 연계', '내력벽 철거', '필로티 활용' 설계요소와 연관이 있다. 이 중에서 '추가되는 코어의 개수'는 공사비가 비교적 정확하게 예측될 것으로 판단되기 때문에 공사비 예측이 비교적 용이한 편이다. 추가되는 코어의 개수 확률분포는 다음 <Fig. 5>과 같이 총 9종류로 구분하였다.

즉, 설계와 공종을 분석하여 공사비가 증가할 가능성이 있는 타입, 공사비가 감소할 있는 타입, 공사비의 증감변동이 있는 타입으로 크게 3가지가 분류되었고, 이를 다시 세부적으로 3가지로 분류한다. 큰 변동이 없어서 중앙값에 치우칠 타입, 약간의 변동이 있을 타입, 크게 변동이 있을 타입으로 분류되었다. 총 9가지로 설계요소-공종을 분류하여 각 예상되는 확률분포를 입력하였다.

3.4 DL-MSC 단계(8~11단계)

이 과정의 내용은 <Fig. 7>에 구체적으로 표현된다. 표의 가로축은 공종, INPUT으로 구분이 되어 있으며 INPUT에는 앞 단계에서 설정한 설계-공종-확률분포의 기재내용(X1~X4), 공동주택의 전/후 일반정보(X5~X8) 마지막으로 평당 공종별 공사비(Y1)로 입력된다. 공종의 경우 총 36가지가 있다. 이를 기준으로 관련된 설계요소, 일반정보, 공종공사비가 DL의 INPUT에 설정된다. 이 데이터 중 MCS의 영향을 받는 것은 설계요소-공종-확률분포이다.

본 <Fig. 7>의 왼쪽은 총 15개 사례의 100가지 시뮬레이션 중 한 가지 경우를 표로 정리한 것이다. 따라서 위 표와 형태는 같지만 MCS가 적용되는 데이터부분만 데이터가 변경되고 나머지 데이터는 동일한 100개의 테이블이 생성된다.

딤러닝의 구체적인 내용은 다음 그림 <Fig. 8>과 같다. 데이터의 연산은 각 Layer를 통해서 이루어진다. 각 Layer는 그 다음 단계의 Layer와 연결이 되어 있다. 그림에서는 6개

의 인풋데이터를 넣는 Layer와 1개의 아웃풋데이터를 출력하는 Layer가 있다. 본 연구에서와 같이 '공사비'같은 하나의 데이터는 1개의 아웃풋데이터에 출력되도록 설계된다. 마지막으로 중앙의 Hidden Layer는 그림에서는 2개의 Layer로 구성되어 있고 각 7개의 정보를 받아서 처리하도록 되어 있다. 따라서 절차로 구분해보면 Input Layer에 6개의 정보가 입력이 되면 hidden Layer에서는 경사하강법, 시그모이드 함수 등의 연산을 통해서 output으로 데이터를 보내게 된다. 최종적으로 output에는 1개의 데이터가 산출이 된다.

앞서 설계한 내용을 코드로 입력하는 코딩하였다<Fig. 9>. 이 단계에서는 입력 중에 옵션으로 학습률, 옵티마이저, Loss, Epoch(학습회수)를 입력할 수 있다. 학습률 또한 0.1 부터 0.001 까지 다양하게 설정할 수 있으며 Adaptive Moment Estimation (ADAM) 등이 주로 사용된다. Loss는 주로 Mean square error가 사용이 된다. Epoch 또한 연구에 따라 1000~100000회 등 다양한 횟수를 사용한다. 본 연구에서는 학습회수를 1000회로 하였다.

3.5 측정 및 반영 단계(12~14단계)

측정 및 반영과정은 이전과정에서 구축한 DL-MCS를 통해 산출된 값의 정확도를 검증하고 적절한 사례를 반영하는 단계이다. 이 과정에서는 이전 단계에서 실시한 100가지의 시뮬레이션 결과를 정리한다. 정리된 값은 각 사례의 공종에서 나온 값을 모두 합하여 오차율을 산출한다. 이 절차를 100개의 Simulation결과를 통해 반복적으로 수행한다. 산출된 오차값을 각 사례의 simulation별로 합산한다(⑬단계) 산출된 값 중 가장 작은 값을 선택하여 그 값을 계산하기 위해서 입력된 input값을 찾는다(⑭단계). 본 연구에서는 13개의 사례를 적용한 결과 81번째 시뮬레이션 값이 오차율 3.60%로 가장 적절한 시뮬레이션으로 선정되었다. 이에 새로운 사

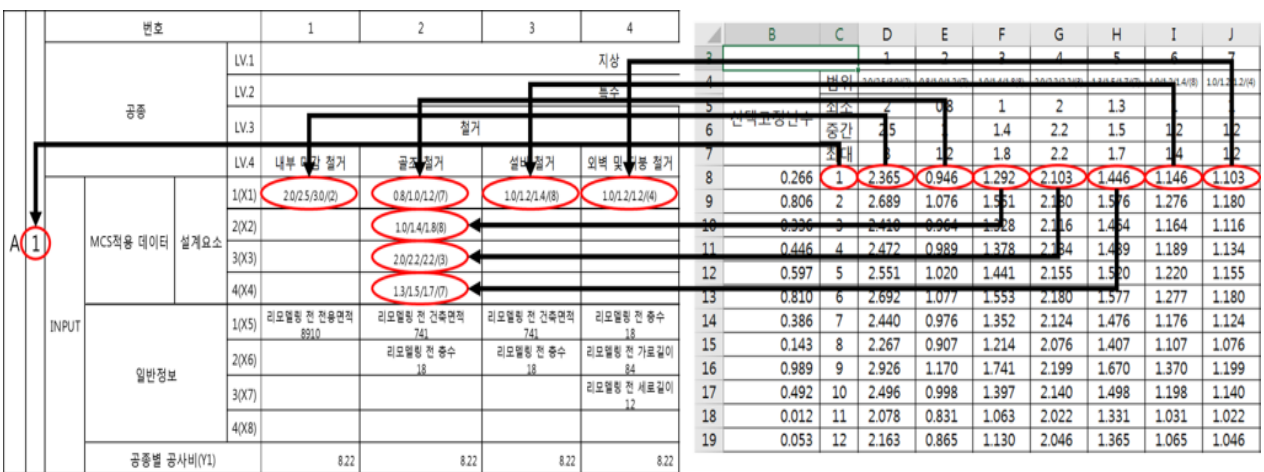


Fig. 7. Design Element-Work-Probability Table and MCS Table

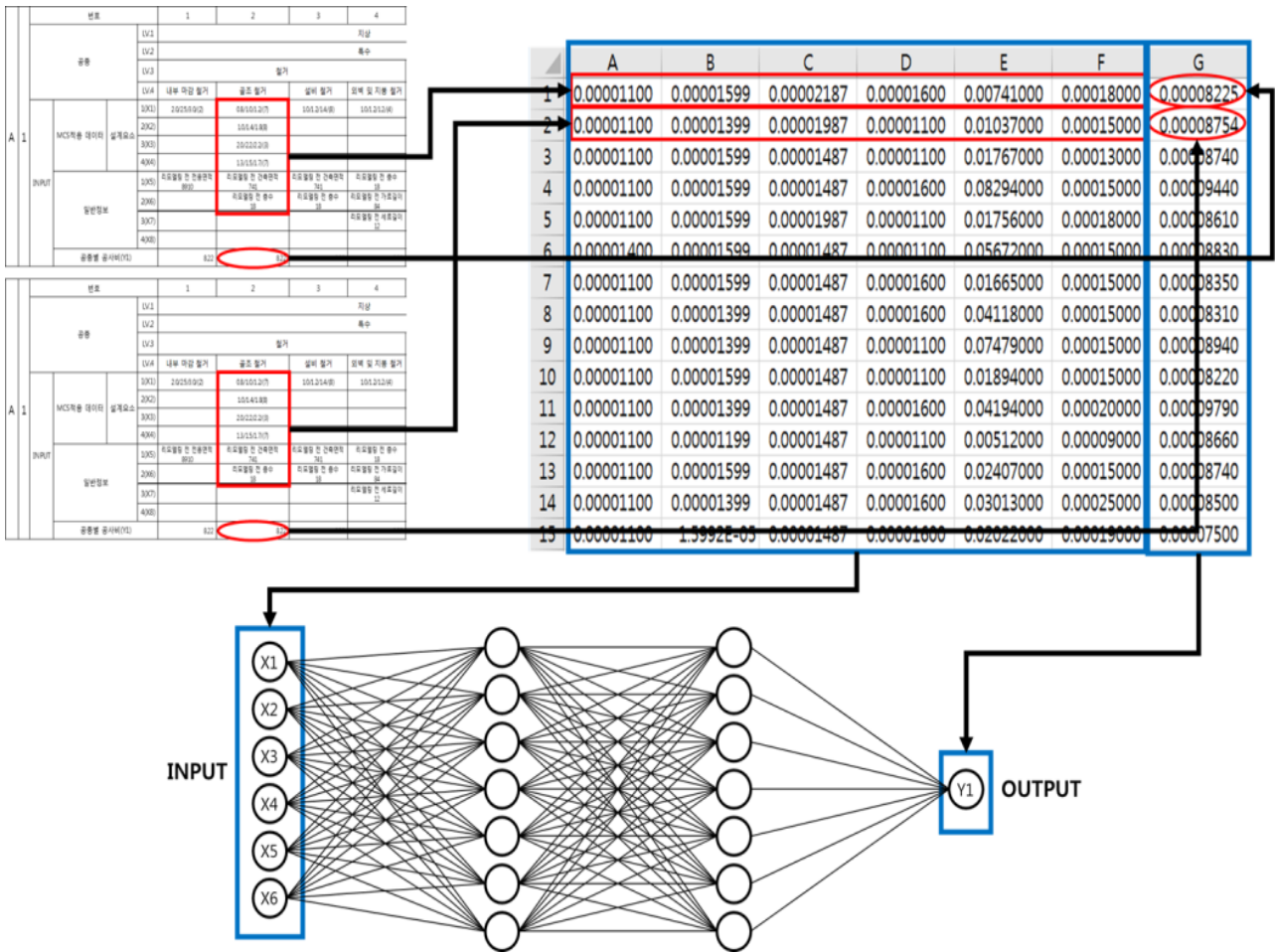


Fig. 8. Information from Excel data to DL

례를 추가적으로 입력하였다. 앞서 1~14단계를 반복적으로 수행하여 오차율이 작은 결과를 확인하여 검증하고자 한다.

4. 시스템 적용 및 유효성 검토

본 연구의 검증은 두 가지 관점에서 진행되었다. 1. 본 시스템의 유효성을 검증하기 위해 매뉴얼방식과의 정확도를 비교하였다. 2. 자동화 견적 절차에 따른 시스템 처리 단축 예상 시간을 산출하여 신속성 측면의 개선효과를 검증하고자 한다.

4.1 매뉴얼 기반 견적과의 정확도 비교

기존의 연구(매뉴얼 견적)에서 공동주택 리모델링 4개의 사례로 약 90% 공사비 견적 정확도를 보인 바 있다. 이때 사례가 추가될 때마다 견적의 정확도는 줄어들기 마련이다. 이 방법을 적용할 경우 15개의 사례에서 약 88%의 정확도, 즉 12%의 오차를 보이고 있다. 매뉴얼 기반으로 최적화된 값을 찾아서 정확도를 높이고자 하는 다수의 시도가 있었다. 그러

나 정확도가 88%이상으로 도출되는 사례는 아직 발견되지 아니하였다. 그 이유는 일부 사례에 최적화된 값이 다른 사례에는 적절하지 않기 때문인 것으로 사료된다. 이와는 다르게 본 연구에서 제시한 방법은 15개의 사례에서 현재 오차율 6.1%로 정확도 향상에 기여했다고 볼 수 있다.

4.2 자동화 견적의 견적절차 진행 요구시간 분석

본 시스템의 유효성을 평가하기 위하여 최적화 프로그램 MS Excel Solver와 이론상으로 비교를 하였다. MS Excel Solver는 각 수치의 최적화된 값을 산정하고자 지정된 함수에 조정된 값을 입력하여 모든 경우의 수를 탐색하는 프로그램으로, 현재 견적에도 사용이 된 바 있다(Hasan, 2019). 예를 들어 $X*Y*Z=A$ 라는 식에서 X,Y,Z를 찾고자 선입력된 수치(ex:1~10)을 지정된 간격(ex:0.1)으로 입력하여 A와 일치하는 사례를 찾는 것이다.

이를 위하여 본 연구에서 제시하는 사례의 존재가능한 경우의 수를 탐색하였다. <Fig. 7>의 좌측은 설계요소-공중-확률테이블의 일부로 여기에는 <Fig. 6>에서 제시된 바와 같

```

1
2
3 # -*- coding: utf-8 -*-
4 import plaidml.keras
5 plaidml.keras.install_backend()
6 from tensorflow.keras import optimizers
7 from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
8 from sklearn.model_selection import train_test_split
9 import pandas as pd
10 import keras
11 import numpy as np
12 import tensorflow as tf
13 import chardet
14 import pandas as pd
15 import keras
16 import os
17 from tensorflow.keras.models import Sequential
18 from tensorflow.keras.layers import Dense, Dropout
19 from numpy.core._multiarray_umath import ndarray
20 from glob import glob
21
22 seed = 8
23 np.random.seed(seed)
24 tf.random.set_seed(seed)
25
26 Data1= np.loadtxt('C:/Users/Aes14/Desktop/리모델링과신공법/공종별CSV파일용문2/사 별다 (8)/1.csv', delimiter=',')
27
28 dataset1=Data1
29 X1 = dataset1[:,0:2]
30 Y1 = dataset1[:,2]
31 model = Sequential()
32 model.add(Dense(9, input_dim =2, activation='relu'))
33 model.add(Dense(12, activation='relu'))
34 model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
35 model.compile(loss='mean_absolute_percentage_error', optimizer='adam', metrics=['mean_absolute_percentage_error'])
36 model.fit(X1, Y1, epochs=100, batch_size=1, verbose=0)
37 print("\n X1,Y1 Accuracy: %.4f" % (model.evaluate(X1, Y1)[1]))

```

Fig. 9. Coding

이 43개의 설계요소-공종간의 관계가 존재한다. A사례의 경우 0.8~1.2부터 시작하여 2.5~3.0으로 25가지의 확률분포가 사용되었다. 또한 각 확률분포는 소수점 14자리로 계산이 되어 MCS Table에 존재한다. 이러한 사례가 15개 존재한다. 이를 Solver로 구현하고자 할 경우 경우의 수는 다음과 같다. 계산식을 간략화하고자 확률분포는 2.5~3.0만이 있는 것으로 상정하였다.

- ①-설계요소 2.5~3.0의 경우의 수=5×10¹³
- ②-설계요소의 개수=①⁴³
- ③-사례의 개수=②¹⁵
- ④-총 경우의 수 = 6.8×10⁸⁸³⁵

이 경우의 수는 현재 컴퓨터의 계산성능을 넘는다고 볼 수 있다. 일례로, 2016년 Alpha-Go가 바둑의 경우의 수 (361!=1.43×10⁷⁶⁸)를 모두 탐색하는 것이 불가능한 것으로 판단하여 슈퍼컴퓨터와 DL을 도입한 바 있다(Chen, 2016).

이와 같이 본 연구에서 제시된 방법은 모든 경우의 수를 탐색하는 것보다 빠르게 견적을 자동적으로 진행할 수 있다. 본 연구의 경우 13개 사례에 추가로 2개의 사례를 대입하는 것에 약 3일(24hour, 8x3 hour)의 시간이 소모되었다.

5. 결론

본 연구에서는 향후 다수의 사례가 발생할 것으로 사료되는 리모델링의 자동화된 공사비 견적모델을 구축하였다. 이를 위해 기존의 공동주택 리모델링 사례 15개를 분석하여 20개의 설계요소와 3~4개의 세부옵션을 도출하였다. 도출된 설계요소와 공종을 연계함과 동시에 사례가 누적되어도

자동으로 최적의 연계를 찾아낼 수 있는 방안을 제시하였다. 연산을 위해서 딥러닝을 활용하였고, 공종의 불확실성 및 공사비 신뢰성을 향상하고자 MCS를 적용하여 단위면적당 공사비의 오차분포분석을 실시하였다. 특히 본 모델은 사례가 누적될 경우 매뉴얼방식에 비해 정확도와 신뢰성이 높아진다는 특징이 있다. 이를 통해서 조합원은 기존의 시공사-사업성분석 전문가의 조언을 얻어 공사비를 분석하는 절차에서, 본 절차를 활용하여 신속하게 공사비를 산출할 수 있게 되었다.

본 연구의 한계점과 차후 연구를 위한 제언은 다음과 같다.

첫째, 본 연구에서는 공동주택 리모델링으로 연구의 범위를 한정하였다. 공동주택은 다른 건축물에 비해 상대적으로 정형적인 형상을 띄고 있다. 이러한 특성으로 인해 설계요소를 용이하게 추출 할 수 있었다. 차후의 연구에서 기타 건축물을 활용하여 연구를 할 경우, 건축물의 공사비에 크게 영향을 미치면서 건축물간 공통분포가 되는 설계요소를 분석하여 연구를 할 필요가 있다.

둘째, 본 연구에서는 DL-MCS 연계방안을 적용하여 설계요소와 공종, 그리고 공사비 간의 관계를 찾고자 하였다. DL 기법은 지금도 새로운 기법이 지속적으로 개발되고 있다. 추후 더 발전된 기법을 활용할 경우 정확도 및 계산속도가 크게 향상될 것으로 사료된다.

셋째, 본 연구에서는 공사비 산정의 불확실성을 완화하고자 전문가의 도움을 얻어 설계요소-공종별 공사비 분포를 설정하였다. 이 또한 사례가 충분히 축적된 이후 다시 설정을 할 경우 정확도가 더욱 향상될 것으로 사료된다.

위와 같은 한계점을 토대로 향후 연구를 진행할 경우 본 개산견적의 정확도 및 사용용이성, 신속성이 크게 증대될 것이다. 연구의 대상이 리모델링뿐만 아니라 더 다양한 프로젝트의 개산견적에 적용될 수 있을 것이고, 궁극적으로는 건설산업의 업무효율성 및 정보활용성이 크게 증대될 것으로 예상된다.

감사의 글

본 연구는 국토교통부 주거환경연구사업 결과의 일부임 (20RERP-B100473-06).

References

Ahn, S. (2006). "Development of Case-based Reasoning Model for Evaluating Reliability of Conceptual Cost Estimates in Construction Projects." Ph.D. dissertation,

- Korea University, Korea.
- Alex, D.P., Al Hussein, M., Bouferguene, A., and Fernando, S. (2010). "Artificial neural network model for cost estimation: City of Edmonton's water and sewer installation services." *Journal of construction engineering and management*, 136(7), pp. 745-756.
- Al-Tabtabai, H. (1998). "A framework for developing an expert analysis and forecasting system for construction projects." *Expert Systems with Applications*, 14(3), pp. 259-273.
- Chae, S., Kim, K., Cha, H., Kim, K., and Han, J. (2010). "Constructability Analysis in Aged-Housing Remodeling Demolition Work for Maximizing Waste Recycling." *Korean Journal of Construction Engineering and Management*, KICEM, 11(3), pp. 13-23.
- Chen, Z., and Suen, C.Y. (1994). Measuring the complexity of rule-based expert systems. *Expert Systems with Applications*, 7(4), pp. 467-481.
- Chen, J.X. (2016). "The evolution of computing: AlphaGo." *Computing in Science & Engineering*, 18(4), pp. 4-7.
- Choi, S., Son, J., Lee D., and Choe, M. (2010). "Management A Study on the Application of the Cost Data Guide in Remodeling Works." *Journal of the Regional Association of Architectural Institute of Korea*, 12(4), pp. 343-352.
- Elmousalami, H.H. (2020). Artificial intelligence and parametric construction cost estimate modeling: state-of-the-art review. *Journal of Construction Engineering and Management*, 146(1), 03119008.
- Gu, H. Seo, J., and Choo, S. (2019). "Development of Facade Dataset Construction Technology Using Deep Learning-based Automatic Image Labeling." *Journal of the Architectural Institute of Korea Planning & Design*, 35(12), pp. 43-54.
- Hasan, S.A. (2019). Optimal Alternatives by Controlling Time and Cost of a Multi-Level Car Park Using Excel-Solver Program, *Journal of Southwest Jiaotong University*, 54(6).
- Hegazy, T., and Ayed, A. (1998). "Neural network model for parametric cost estimation of highway projects." *Journal of construction engineering and management*, 124(3), pp. 210-218.
- Higa, K., and Lee, H.G. (1998). "A graph-based approach for rule integrity and maintainability in expert system maintenance." *Information & management*, 33(6), pp. 273-285.
- Ji, S.H., Park, M., and Lee, H.S. (2010). "Data preprocessing - based parametric cost model for building projects: case studies of Korean construction projects." *Journal of Construction Engineering and Management*, 136(8), pp. 844-853.
- Karaca, I., Gransberg, D.D., and Jeong, H.D. (2020). "Improving the Accuracy of Early Cost Estimates on Transportation Infrastructure Projects." *Journal of Management in Engineering*, 36(5), 04020063.
- Kim, H., Kang, L., Lee, D., and Kim, C. (2014). "Development of a Computer System and Suggestion of Man-Hours for Demolition Cost Estimation." *Journal of The Korean Society of Civil Engineers*, 34(3), pp. 1007-1015.
- Kim, J., and Cha, H. (2018). "Development of Estimation System for Housing Remodeling Cost through Influence Analysis by Design Elements." *Korean Journal of Construction Engineering and Management*, KICEM, 19(6), pp. 65-79.
- Kim, K., and Baik, H. (2015). "Comparative Analysis between RSMs and Standard Estimating System for Selective Finish Demolition in Remodeling Projects." *Journal Of The Architectural Institute Of Korea Structure & Construction*, 31(3), pp. 73-80.
- Kim, G.H., Kim, G.H., An, S.H., and Kang, K.I. (2004). "Comparison of construction cost estimating models based on regression analysis, neural networks, and case-based reasoning." *Building and environment*, 39(10), pp. 1235-1242.
- Lee, J., and Lee. S. (2017). "Deep Learning for Structural Analysis." *Korean Association for Spatial Structures*, 17(4), pp. 10-16.
- Lu, M., AbouRizk, S.M., and Hermann, U.H. (2001). "Sensitivity analysis of neural networks in spool fabrication productivity studies." *Journal of Computing in Civil Engineering*, 15(4), pp. 299-308.
- Park, M., Han, K., Lee, H., and Leem, D. (2008). "Sustainable Cost Estimating Model for Construction Projects." *Journal Of The Architectural Institute of Korea Structure & Construction*, 24(10), pp. 167-179.
- Rafiei, M.H., and Adeli, H. (2018). "Novel machine-learning model for estimating construction costs considering economic variables and indexes." *Journal of construction engineering and management*, 144(12), 04018106.
- Seo, J., Kim, S, Cho, J., and Chun, J. (2010). "Supporting Model of Cost Planning using Case-Based Reasoning in Pre-design Phase - Focused on the Case of Public Office Building -" *Journal Of The Architectural Institute Of Korea Structure & Construction*, 26(4), pp. 159-169.
- Tijanić, K., Car-Pušić, D., and Šperac, M. (2019). Cost estimation in road construction using artificial neural network. *Neural Computing and Applications*, pp. 1-13.
- Wang, W.C., Wang, S.H., Tsui, Y.K., and Hsu, C.H. (2012). "A factor-based probabilistic cost model to support bid-price estimation." *Expert Systems with Applications*, 39(5), pp. 5358-5366.

- Watson, I., Basden, A., and Brandon, P. (1992). "The client - centred approach: expert system development." *Expert Systems*, 9(4), pp. 181-188.
- Yau, N.J., and Yang, J.B. (1998). "Case - based reasoning in construction management." *Computer - Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 13(2), pp. 143-150.

요약 : 노후화된 공동주택을 리모델링을 통하여 성능개선을 하고자 하는 사회적 움직임이 포착되고 있다. 이를 위해 리모델링의 공사비 분석, 구조 분석, 정치제도적 검토등이 진행되어 리모델링을 활성화방안이 제시되고 있다. 그러나 현재 공동주택 리모델링의 공사비 분석방법이 연구상으로 제시되고 있으나, 실무적 활용가능성에서 한계점이 존재하는 상황이다. 구체적으로, 실무적으로 활용되기 위해서는 현재 진행되었거나 진행 중인 사례에는 적용가능하지만 향후 발생할 사례 또한 공사비분석에 활용되기에 분석방법의 지속가능성이 결여되어 있다. 따라서 본 연구에서는 공동주택 리모델링 공사비견적의 지속가능성을 위해 자동화된 견적방법을 제시하고자 한다. 공사비견적의 지속가능성을 위해서 Deep-Learning을 견적절차에 도입하였다. 구체적으로, 공동주택 리모델링에서 발생할 수 있는 설계요소,공종, 공사비 상승계수의 관계를 자동적으로 찾는 방안을 제시하였다. 추가적으로 Artificial Neural Network기반 견적의 태생적인 한계점인 불확실성 미반영을 보완하고자 Monte Carlo Simulation을 견적절차에 산입하였다. 사례가 누적될수록 더 높은 정확도를 제시하기 위하여 견적결과를 기존의 누적데이터와 비교를 하여 더 높은 정확도를 산출하는 방안 또한 제시되었다. 본 연구에서 제안한 자동화된 개산견적의 지속가능성을 검토하고자 13개 사례의 학습절차와 추가 2개 사례의 누적절차를 거쳤다. 결과적으로 추가된 2개 프로젝트의 특성이 반영된 새로운 공사비견적절차가 자동적으로 제시되었다. 본 연구에서는 15개의 사례를 활용하여 개산견적의 방안을 활용하였으나, 사례가 누적되어 반영될 경우 본 연구의 기대효과는 더욱 높아질 것으로 사료된다.

키워드 : 견적 자동화, 개산 견적, 노후 공동주택, 리모델링, 딥러닝기반 견적
