

사례기반 추론과 인공지능망을 적용한 순환골재콘크리트 강도 추정에 관한 비교 연구

A Study on the Prediction of Recycled Aggregate Concrete Strength Using Case-Based Reasoning and Artificial Neural Network

김대원*
Kim, Dae-Won

최희복**
Choi, hee-Bok

강경인***
Kang, Kyung-In

Abstract

It is necessary for prediction of recycled aggregate concrete(RAC) strength at the early stage that facilitate concrete form removal and scheduling for construction. However, to predict RAC strength is difficult because of being influenced by complicated many factors. Therefore, this research suggest optimized estimation method that can reflect many factors. One way is Case-Based Reasoning(CBR) that solved new problems by adapting solutions to similar problems solved in the past, which are solved in the case library. Other way is Artificial Neural Networks(ANN) that solved new problems by training using a set of data, which is representative of problem domain.

This study is to propose comparing accuracy of the estimating the compressive strength of recycled aggregate concrete using Case-Based Reasoning(CBR) and Artificial Neural Networks(ANN).

키워드 : 순환골재콘크리트, 신경망, 사례기반 추론, 콘크리트 압축강도

Keywords : Recycled Aggregate Concrete, Neural Networks, Case-Based Reasoning, Concrete Compressive Strength

1. 서론

1.1 연구의 배경 및 목적

최근 국내에서 발생하는 모든 폐기물의 약 40%를 건설폐기물이 차지하고 있으며, 타 폐기물의 발생량은 일정한 수준을 유지하는데 반해 건설폐기물은 매년 그 발생량이 증가하고 있고, 향후 현재보다 약 3~4배로 그 발생량이 증가할 것으로 예측하고 있다.¹⁾ 또한 천연골재도 바다모래 채취제한을²⁾ 통해 앞으로 부족할 수밖에 없는 실정이다. 이에 건설교통부 및 환경부 그리고 각 대학 연구소에서는 순환골재에 대한 많은 연구가 진행되어 왔고, 순환골재의 국내생산 품질이 우수함을 인식시켜주고 있다.³⁾ 이와 더불어 정부에서는 법을 제정함으로써 품질기준 제정 및 활용 정책 등을 추진⁴⁾하고 있으며, 지반개량에 필요한 매립용과 비구조용 콘크리트로 대부분 사용되던 것을 2005년부터 공공 공사에서도 순환골재를 사용⁵⁾할 것을 의무화 하고 있으며, 점차 민간 공사에도 확대 될 것으로 사료된다.

따라서 순환콘크리트를 이용한 건설현장에서는 거푸집탈형의 시기조정이나 지주제거 시기결정, 공사일정 수립 및 조정

을 위하여 조기에 강도를 추정할 필요⁶⁾가 있다. 순환콘크리트의 강도는 시공방법, 양생 및 시험방법 뿐만 아니라 물시멘트비와 단위수량, 시멘트량, 순환골재의 치환율 등의 많은 인자의 유기적인 결합에 의해 결정이 된다. 보통 콘크리트의 강도를 추정하는 방법은 물 결합재비 그리고 평균양생온도만을 이용한 적산온도를 이용한 방법⁷⁾이 가장 많이 사용되지만 두 인자가 같더라도 다양한 재료 배합에 대한 한계를 가지고 있다.

따라서 이러한 한계를 극복하기 위한 방안으로 콘크리트 강도 추정에 있어서 사례를 통한 반복학습을 통해 오차를 줄여나가는 인공지능 기술의 하나인 인공 신경망(Artificial Neural Networks)을 이용하는 방법과 경험지향적인 해결기법인 사례기반추론(Case-based Reasoning)을 이용한 방법을 제시하여⁸⁾, 두 가지 예측기법을 동시에 적용한 후 예측결과를 통해 정확성을 비교 평가하고자 한다.

1.2 연구의 방법 및 절차

본 연구는 사례기반추론기법과 인공지능망을 이용한 순환골재콘크리트의 강도추정의 정확도를 평가하는데 목적이 있다.

본 연구에서는 사례기반추론기법과 인공지능망을 적용하여 순환골재의 콘크리트 강도를 추정하기 위해 순환골재의 치환율에 따른 실험을 통해 데이터를 수집하였다.

* 고려대학교 건축공학과 석사 과정, 정회원

** 고려대학교 건축공학과 박사 과정, 정회원

*** 고려대학교 건축공학과 정교수, 정회원

연구의 절차는 두 기법에 대한 이론을 고찰한 후, 사례기반 추론 기법의 시스템구축은 ESTEEM⁹⁾ 프로그램 내에 있는 경사하강법을 통한 가중치를 계산한 후 예측값을 산출하고, 인공지능망은 Neuro Shell¹⁰⁾ 프로그램에 데이터를 입력하여 시스템 학습을 통해 적절한 변수를 설정하여 예측을 한 후 두 시스템의 정확도를 비교분석 한다(그림 1).

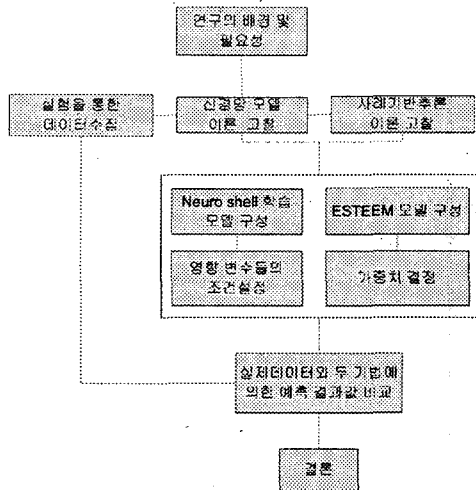


그림 1. 사례기반추론의 절차

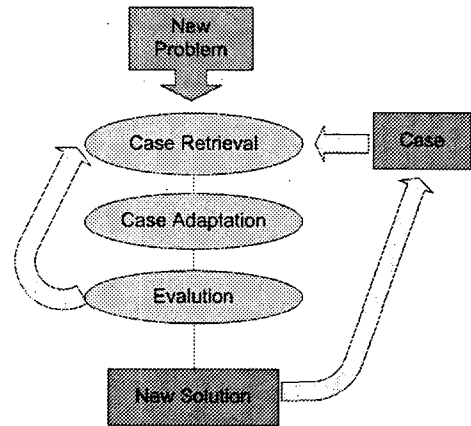


그림 2. 사례기반추론 개념도

2. 이론적 고찰

2.1 사례기반추론(Case-Based Reasoning, CBR)

1) 사례기반 추론 정의

사례기반 추론은 새로운 요구에 부응하기 위해 과거 해를 적용시키고, 새로운 상황을 설명하기 위해 과거 사례를 사용하고, 새로운 해를 평가 하기위해 과거 사례를 사용하거나 새로운 문제에 대한 유용한 해를 도출하기 위해 과거 사례로부터 추론하는 기법이다.¹¹⁾ 즉, 김광희(2004)의 논문에 따르면 전혀 새로운 문제의 해를 얻는 것보다는 현재 문제와 유사한 문제를 해결하기 위해서 사용되어졌던 과거의 해를 이용하는 것이 문제를 해결하기에 가장 적절하다는 것이다. 사례기반 추론 기법은 지식을 처리하는 방법으로 문제에 연관된 지식들을 해당 문제와 연계시켜 그룹화 한다. 이와 같이 하나의 문제를 기준으로 지식을 구축하여 그룹화한 것을 사례(case)라고 한다. CBR프로세스는 새로운 문제에 대해 과거의 사례를 조회하고 적용하여 새로운 해결안을 도출하는 과정으로써, 여기서 도출된 해결안(Solution)은 새로운 사례로 저장된다¹²⁾ (그림2).

일반적인 추론과정은 4단계로 구성이 된다¹³⁾.

1단계 Retrieve(조회)는 현재의 문제와 가장 유사한 사례를 조회하는 것이고, 2단계 Reuse(재사용)는 새로운 문제를 해결하기 위해서 조회된 사례를 재사용하는 것이다. 3단계 Revise(수정)는 적합하지 않을 경우에는 새로운 문제에 적절하게 검색된 해를 수정하는 것이고, 4단계 Retain(저장)은 새로 도출된 해를 새로운 사례로 다시 저장하는 것이다.

2) 사례기반추론 절차

사례기반추론의 수행절차는 표1과 같다.

표 1. 사례기반추론의 절차

수행절차	내용
(1) 사례의 표현	사례의 특정결과에 대한 특성을 배열함
(2) 색인부여	유사사례의 신속한 조회를 위해 대표할 만한 색인(Index)를 결정
(3) 조회	기억된 사례 속에 저장되어 있는 유사한 과거사례를 파악
(4) 적용	과거사례를 새로운 상황에 맞춰 적절하게 변형
(5) 테스트	추론과정을 통해 해결하고자 하는 대상에 적용하여 타당성 검토
(6) 색인부여 및 저장	성공한 해결책의 경우 색인생성규칙에 의해 색인을 부여하고 다른 문제 해결할 때 조회용임
(7) 설명, 교정, 테스트	실패한 해결책의 경우 실패이유와 설명과정에서의 근본 원인을 규명한다. (Kolodner, 1993)

3) 유사사례 조회방법

사례기반추론에서 저장되어있는 사례들과 새로운 사례 사이에서 유사한 사례를 추출하는 방법은 크게 두 가지로 다음과 같다.

(1) 최근린 조회방법(nearest-neighbor retrieval method)

사례수가 적을 때 가장 많이 하는 방법으로 일정한 유사성 척도에 의해 저장되어 있는 사례들 중에서 추출한 후에 가중 합계를 하여 대응시키는 것이다.

(2) 귀납적 조회방법(inductive retrieval method)

추출의 목표가 잘 정의된 경우에 쓰는 방법으로 사례는 데이터 자체에서 귀납된 결과에 대한 중요 영향 요소에 의해 색인화 되며, 이것은 의사결정수를 통해 추출되므로 속도 면에서 전자의 방법보다 빠른 것이 장점이다.

그리고 앞서 말 한 최근린 조희방법은 색인되는 특성들 사이에 적합도를 판단하기 위해서는 그 특성들이 자료 유형(문자열, 문자, 단어, 수치 등)중 어떤 것으로 되어있는가에 따라 존재방법이 달라진다. 자료 유형은 표2와 같다(김광희 2004).

표 2. 적합도 점수 부여방법의 예

자료유형	적합도 점수 부여 방법
문자열	대조되는 두 사례의 특성이 완전히 동일한 경우에만 점수를 부여함
문자	한 단어에서 가능한 모든 연속적인 3자를 대상으로 비교하여 부합하는 비율에 의해 점수를 부여함
단어	대조되는 두 사례의 특성이 공통으로 갖는 단어의 수와 제시된 새로운 사례의 단어의 수의 비율에 의해 점수를 부여
수치	두 수간의 거리에 의해 그 유사성이 결정되어 점수를 부여함

2.2 인공신경망(Artificial Neural Networks, ANN)

1) 인공신경망의 정의

인공신경망(Artificial Neural Network)은 인간의 뇌와 가장 유사한 병렬 연산 모델(동시에 복수의 명령이나 데이터를 계산 또는 처리 하는 것)로 인간의 두뇌를 수학적으로 모델링한 정보처리 시스템의 한 형태 14)로 정의할 수 있다.

즉, 인간이 경험으로부터 학습해 가는 두뇌의 신경망 활동처럼 자신이 가진 데이터로부터의 반복적인 학습과정을 거쳐 패턴을 찾아내고, 이를 일반화함으로써 특히, 향후를 예측하고자 하는 문제에 있어서 유용하게 이용되는 기법이다.

2) 인공신경망의 구조

인공신경망은 정보가 들어오는 입력층, 뉴런에 미치는 영향의 크기를 조절하는 연결강도(weight, 가중치), 입력과 연결강도를 결합하는 결합함수(Combining function), 그리고 결합함수로부터 나온 결과를 변환하여 출력값을 결정하는 활성화함수(activation function)로 구성된다. 활성화 함수로는 시그모이드 함수, 선형함수, 지수 함수가 있다. 그 중에서 시그모이드 함수는 선형함수와 역치 함수, 두 가지 특성을 모두 가지고 있으며 다층효과를 얻을 수 있는 비선형함수이고, 미분이 가능한 동시에 함수 값의 범위가 0~1인 s형태를 가지고 있다는 점 때문에 가장 많이 쓰인다.

뉴런은 처리요소(Processing Elements), 노드(nodes), 유닛(units) 또는 셀(cells)로 칭하기도 한다.15)

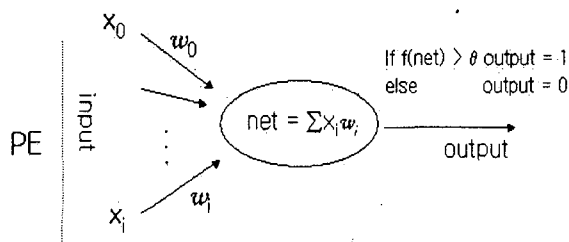


그림 3. 신경세포 PE(Processing Element)

그림 3에서처럼 각 처리 요소는 많은 다른 처리요소의 출력을 입력으로 받고 그것 중에서 한 처리 요소는 다른 처리 요소로부터 받은 입력들의 가중치 합을 계산하고 계산된 값을 활성화 함수를 통하여 출력하게 된다.

3) 인공신경망의 학습 방법

소프트 컴퓨팅(soft computing)분야16)로 대표되는 인공 신경망(Artificial neural network)은 불확실성을 내재한 부정확한 정보를 다루는데 효율성이 있기 때문에 실험 데이터로부터 강도에 영향을 미치는 다양한 변수를 고려하고 학습된 데이터에 의해 추정함으로써 경험적 지식을 객관화 시키고 새로운 데이터를 계속적으로 재학습하여 환경적 변화에 능동적으로 적응하는 장점을 지녔다.

입력과 출력 패턴으로 문제해결 능력을 얻을 수 있으며 처리과정은 크게 학습(learning) 모드와 회상(recall)모드로 분류할 수 있다. 학습모드에서는 학습패턴을 반복적으로 학습하고, 반복시마다 연결강도(가중치, weight)를 변화 또는 적응시킴으로서 학습과정을 표현하고 저장한다. 회상 모드는 학습된 신경망으로부터, 다시 말해 학습이 완료된 연결강도로부터 새로운 데이터에 대한 결과를 연산하는 과정17)으로 이뤄진다.

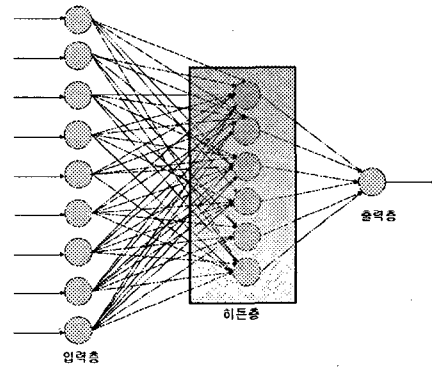


그림 4. 신경망 구조

3. 시스템 구축

3.1 사례 수집

표 3. 실험한 순환골재의 재료특성

	순환 굵은 골재		순환 잔골재	
	1종	2종	1종	2종
비중	2.54	2.45	2.43	2.31
흡수율(%)	3.16		13.3	
중량(kg)	3.88		0.87	

사례기반 추론 기법을 이용해 강도를 추정하기 위해 순환골재를 이용한 배합설계로 데이터 값을 수집하였다. 시멘트의 비중은 3.15이고 물시멘트비는 50%, s/a는 42%이고, 천연골재와 순환골재의 치환율은 0%, 30%, 50%, 70%, 100%로 하였으며, AE제는 천연골재 100%일때는 4.9g이고, 그 외는 2.45g으로 하였다. 또한 AE감수제는 196g으로 동일하게 하였다. 공

시체는 $\varnothing 10 \times 20$ 을 사용하여 각 시리즈당 공시체 3개씩 총 231개를 만들었다.

순환골재의 기계적인 특성은 표 3과 같다.

3.2 사례기반추론 시스템구축

사례기반추론의 학습은 상업용 Software "ESTEEM"을 구축하여 새로운 사례에 대한 속성을 입력하여 유사성을 파악하고 저장된 사례들에서 조회를 실시하였다.

1) 시스템의 입력과 출력변수의 설정

일반 콘크리트처럼 순환골재를 이용한 콘크리트의 강도에 영향을 미치는 다양한 변수들이 존재하므로 모든 것을 체크하는 것은 어렵고 실험한 자료 값을 기준으로 하였다.

입력변수는 단위수량, 단위시멘트량, 천연잔골재량, 굵은골재량, 순환잔골재량, 순환굵은골재량의 수치량으로 설정하였고, 출력변수는 이 연구에서 최종적으로 추측하고자 하는 28일 압축강도로 설정하였다.

2) 유사도 평가 및 중요도 가중치 계산¹⁸⁾

본 연구에서는 사례기반에 있는 사례와 새로운 사례의 유사도를 계산하는데 식(1)을 적용하였다.

$$SI = \frac{\sum_{i=1}^n (W_i \times SSC_i)}{\sum_{i=1}^n W_i} \times 100 \quad (1)$$

여기에서 SI=유사성지수, n=각 사례속성수, W= 사례의 속성에 대한 중요도 가중치, SSC=사례별 각 속성의 유사성 점수이다. 유사성 지수(SI)는 사례기반의 사례와 새로운 사례의 유사정도를 0-100의 수치로 비교가 용이하게 하였다.

중요도가중치(W)는 ESTEEM에서 제공되는 경사하강법을 사용하였는데 미리정한 출발점에서 시작해서 새로운 점을 만족하며 탐색해 나가는데 다음탐색의 방향의 결정짓기 위해 함수의 구배를 사용한다. 이를 방향성 탐색이라고 한다. 현재 위치의 구배가 정해지면 최소점을 찾는 경우에 알고리즘은 탐색곡면을 하강하게 된다. 이와 같은 과정은 구배가 모두 0 일때 정지되어 더 이상 진행되지 않는다.

유사성 점수(SSC)는 속성의 문자열이 완전히 일치할 때만 점수를 부여 하게 된다. 본 연구에서는 속성타입이 수치로 하기 때문에 다음(2)식을 만족해야한다. 여기서 Range(%)는 10%로 설정한다(ESTEEM의 권장).

$$\left| \frac{V_{\text{사례기반사례}} - V_{\text{새로운사례}}}{V_{\text{새로운사례}}} \right| \times 100 \leq Range(\%) \quad (2)$$

표 4. 가중치 계산값

변수	가중치계산값
천연잔골재	0.238
천연굵은골재	0.240
순환잔골재	0.214
순환굵은골재	0.237
AE제	0.062

표 4는 경사하강법에 의해 계산된 중요도 가중치 계산 값이다.

3) 사례 조회

새로운 사례에 대한 해결책을 찾기 위해 새로운 대상 즉 변수들을 입력한 후 가중치를 계산하고 사례기반에서 유사한 사례를 조회하게 된다. 조회된 사례 중에서 새로운 변수에 대한 사용가능성을 보고 판단하여 선택을 하게 된다. 선택된 사례의 압축강도는 문제해결에 적용이 되고 의사결정과정에서 수정을 거친 후 다시 사례기반에 저장이 되는 것이다.

3.3 인공 신경망 시스템구축

1) 입력변수 및 출력변수 설정

신경망과 사례기반추론의 정확도를 비교하기 위한 것이 연구의 목표이므로 신경망 학습을 위한 데이터는 사례기반추론 학습 시스템과 동일하게 적용하였다.

데이터분류는 배합비율에 따라 실험이 정하는 양식에 따라 분류를 하여 학습용 데이터(Training Data)와 검증용 데이터(Production Data)는 신경망 시스템을 구축하는데 적용하고 나머지는 평가하는데 사용하였다.

표 5. 실적 데이터의 분류

구분	데이터 수	비율(%)
학습용 데이터	67	87
평가용 데이터	10	13
합 계	77	100

여기서 입력변수는 콘크리트의 물성에 해당하는 단위수량, 단위시멘트량, 단위천연잔골재량, 단위천연굵은골재량, 단위순환잔골재량, 단위순환굵은골재량을 기준으로 하였으며, 콘크리트의 궁극적인 목적은 28일 압축강도의 획득이기 때문에 출력변수는 28일 압축강도로 하였다.

2) 학습 패턴

학습 패턴을 생성하기 위하여 앞서 말한 실험 데이터 77를 수집하여 그 중에서 67개를 학습패턴을 생성하기 위한 학습데이터로 사용하고 나머지는 평가 패턴용으로 사용하였다.(표5)

3) 제어변수 결정

신경망설계에서 중요한 구조적 변수는 학습율(learning rate)와 모멘텀(momentum) 그리고 은닉층의 노드수이다. 학습율의 경우 몇 번의 시행착오를 통하여 이값을 구하게 되는데 보통 1보다 작은 양수를 사용하며 모멘텀의 경우 0.7-0.9

정도의 값을 사용하게 된다. 은닉층의 노드수는 기존 Hegazy
의 2인(1994)¹⁹⁾의 한 개로 설정하는 것을 3개로 설정하여 보
다 오차율을 줄인 사례(김광희, 2004)를 기반으로 본 연구에
서도 3개로 설정을 하였다.

그 결과로 표6에서 보는 것처럼 학습용 데이터에 대한 오
차율이 가장 작은 학습율은 0.6 모멘텀 0.9로 결정되었고 학
습회수의 정지조건은 학습오차 변화가 없는 50,000회로 하였
다. 전체적으로 한 개를 제외하고는 은닉층이 3일때의 경우가
오차율이 가장 적은 것으로 나타났다.

표 6. 학습율과 모멘텀에 따른 에러율 변화

학습율	모멘텀	은닉층		
		1	2	3
0.6	0.7	7.9	6.1	4.5
	0.8	10.1	6.3	4.7
	0.9	9.1	8.5	3.7
0.7	0.7	9.9	7.6	4.3
	0.8	10.6	6.2	4.7
	0.9	9.5	6.4	10.9
0.8	0.7	9.9	6.1	3.9
	0.8	10.5	6.1	4.8
	0.9	13.5	6.4	5.2
0.9	0.7	9.9	6.1	4.2
	0.8	10.3	6.1	4.8
	0.9	12.7	6.4	5.1

4) 평가용 데이터 결과 및 분석

실제 실험값과 추정한 예측값 사이의 정확도를 나타내는
척도로 R squared를 사용하는데 평가용 데이터 결과값이
0.9994로 두 값은 친밀성이 크다고 볼 수 있다. 상관계수 r의
값 역시 선형적인 상관관계를 잘 나타내주는 +1에 가까운 값
을 가지는 것으로 해석된다.(표8)

표 8. NNS결과 값

특성	값
R squared	0.9994
r squared	0.9994
Mean squared error	0.006
Mean absolute error	0.051
Min absolute error	0
Max absolute error	0.171
상관계수 r	0.9997

4. 사례기반 추론과 인공지능망 시스템의 평가 및 비교

사례기반 추론과 신경망의 시스템을 구성하고 실제 배합비
율에 따른 데이터를 적용하여 예측 결과의 정확도를 비교하
기 위해 평가용 데이터에 대하여 예측을 실시하였다.

표 9. 사례기반 추론과 신경망의 강도예측 결과비교

	실제값 (MPa)	CBR		NNS	
		예측값 (MPa)	오차율(%)	예측값 (MPa)	오차율(%)
1	28.255	25.609	9.36	28.26	0.02
2	25.544	24.531	3.97	25.58	0.13
3	23.817	22.076	7.31	23.82	0.02
4	32.505	26.953	17.08	32.49	0.04
5	34.762	28.55	17.87	34.52	0.69
6	26.174	25.76	1.58	26.26	0.33
7	27.516	27.244	0.99	27.42	0.37
8	27.788	26.276	5.44	27.96	0.62
9	27.13	27.028	0.38	27.12	0.03
10	28.435	30.425	7.00	28.34	0.32
평균			7.10		0.26

표 7. 평가용 데이터

No.	입력변수								출력변수
	물 (kg/m ³)	시멘트 (kg/m ³)	천연잔골재 (kg/m ³)	천연굵은골재 (kg/m ³)	순환잔골재 (kg/m ³)	순환굵은골재 (kg/m ³)	AE감수제	AE제	28일 압축강도 (MPa)
1	175	350	652.33	504.34	64.9	504.34	196	2.45	28.255
2	175	350	507.37	504.34	194.69	504.34	196	2.45	25.544
3	175	350	362.4	504.34	324.48	504.34	196	2.45	23.817
4	175	350	217.44	504.34	454.27	504.34	196	2.45	32.505
5	175	350	0	504.34	648.96	504.34	196	2.45	34.762
6	175	350	652.33	0	64.9	1008.68	196	2.45	26.174
7	175	350	507.37	0	194.69	1008.68	196	2.45	27.516
8	175	350	362.4	0	324.48	1008.68	196	2.45	27.788
9	175	350	217.44	0	454.27	1008.68	196	2.45	27.13
10	175	350	0	0	648.96	1008.68	196	2.45	28.435

평가용 데이터는 표7 에서 보는 것처럼 실험 데이터값 중 에서 10개로 하였으며, 그 결과값은 CBR의 경우 실제값에 대해 오차율이 7.10%이었으며(표9참조), ANN의 경우 실제값에 대해 오차율이 0.26%으로써 ANN이 CBR에 비해 정확성이 다소 높은 것으로 나타났으며, 오차율의 계산식은 다음 식(3)과 같다.

$$\text{오차율(Error, \%)} = \left| \frac{\text{실제값} - \text{예측값}}{\text{실제값}} \right| \times 100 \dots \dots \dots (3)$$

5. 결 론

본 연구에서는 순환골재를 사용한 건설현장에서 콘크리트의 조기강도 예측함에 있어 사례기반추론과 인공신경망을 이용한 정확도를 비교 평가하고자 하였다. 적용 결과를 요약하면 다음과 같다.

- 1) 명목적인 변수를 포함하여 예측할 수 있는 사례기반추론과 거의 수치적인 변수에 사용되어왔던 인공신경망을 압축강도 예측에 적용한 결과 인공신경망이 정확한 것으로 나타났다.
- 2) 사례기반추론의 경우 사례기반 사례가 새로운 사례의 해결책을 찾는 데는 사례수가 적어 오차율이 작은 것과 큰 것의 편차가 크다.
- 3) 사례기반추론의 소프트웨어인 ESTEEM의 경우 컴퓨터 사양과 OS설치의 영향을 받는다는 점과 중요도 가중치를 결정하는 과정이 명확히 정립되어 있지 않아 복잡하다는 단점이 있다.
- 4) 신경망의 경우는 적절한 제어변수를 찾는 시행착오적인 방법으로 많은 회수를 반복 시행하여야 하는 단점이 있지만 몇 개의 변수로 압축강도를 예측하는데 사례기반추론보다 우수하였음을 보여준다.

따라서 두 기법 중에서 사례기반 추론은 가중치 결정방법의 정립과 다양한 사례기반 축척이 우선 이뤄진다면 보다 우수한 예측시스템을 구축할 수 있을 것이고, 인공신경망의 경우 효과적인 제어변수를 설정함으로써 순환골재를 이용한 콘크리트의 조기강도를 보다 더 정확하게 예측할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- 1) 2003년 전국 폐기물 발생 및 처리현황, 2004
- 2) 최재선, 바다모래 실태와 정책 대응방향, 한국해양수산 개발원 2002. 12
- 3) 송수환, 순환골재의 합리적 이해 및 활용방안, 2004
- 4) 전성철, 건설폐기물 재활용 정책방향, 건설교통부 건설환경과 2004. 4.

- 5) 건설폐기물재활용 촉진에 관한 법률, 환경부, 2005. 1.
- 6) 이승창 외 1인, 모듈화된 신경망 모델을 이용한 콘크리트 강도 추정 시스템 개발, 대한건축학회, 19(4), 2003. 4
- 7) 김무한 외 4인, 적산온도 방법에 의한 강도예측모델 개발 및 건설 생산현장에서의 강도관리에 관한 연구, 한국콘크리트학회, 15(1), 2003. 1, pp87-94
- 8) 김광희 외 2인, 공동주택 공사비 예측 정확도 비교에 관한 연구-사례기반추론 기법과 신경망을 중심으로, 대한건축학회, (20)5, 2004. 5
- 9) Esteem Software, Inc에서 개발하여 판매하는 사례기반 프로그램.
- 10) 1982년 설립된 Ward Systems Group에서 판매하는 상업용 소프트웨어(www.wardsystems.com)
- 11) Kolodner, I., Case-based Reasoning, Morgan Kaufmann Publisher, Inc., 1993
- 12) 송화철 외 1인, 사례기반추론을 이용한 초고층 건물의 개념구조설계법, 대한건축학회 학술발표논문집, 2004, 10
- 13) Watson, I., Applying Case-Based Reasoning : Techniques for Enterprise Systems, Morgan Kaufmann Publishers, Inc. San Francisco, California, 1997
- 14) 임영도, 이상부, 퍼지-신경망-유전진화, 도서출판 연과일, 1999 pp.563-566
- 15) Lawrence, J "Introduction to neural network", California Scientific Software Press, 1994
- 16) J. -S. Jang, C.-T. Sun And E. Mizutami, Neuro-Fuzzy And Soft Computing, Prentice-Hall, 1997, pp 1-9
- 17) 이승창, 신경망 이론을 이용한 콘크리트 강도 추정 시스템 개발, 대한건축학회 논문집, 18(6), 2002
- 18) 김광희 외 1인, 사례기반추론 기법을 이용한 공동주택 초기 공사비 예측에 관한 연구, 대한건축학회 논문집 20(5), 2004, 5
- 19) Hegazy, T., Fazio, P., & Moselhi, Developing Practical Neural Network Applications Using Back-Propagation, Journal of Microcomputers in Civil Engineering, Blackwell Publisher, 9(2), 1994