

데이터베이스의 영역 특성을 고려한 콘크리트 최적 배합 선정 기법

Optimum Technique for Concrete Mix-proportion Considering the Region Characteristics of Database

이 방 연* 김 재 홍* 김 진 근**
Lee, Bang Yeon Kim, Jae Hong Kim, Jin-Keun

ABSTRACT

This paper presents a novel optimum technique for optimum mix-proportion using database-based prediction model of material properties for an object function or a constraint condition. The proposed technique provides high reliability of results introducing effective region model, which assesses whether the prediction model is effective or not, in optimization process. In order to validate the proposed technique, a genetic algorithm was adopted as a optimum technique, and an artificial neural network was adopted as a prediction model for material properties and as a model for assessing effective region. The mix-proportion obtained from the proposed technique is more reasonable than that obtained from a general optimum technique.

1. 서론

콘크리트의 배합은 콘크리트의 강도나 작업성을 만족하도록 설계되어 왔으며, 일반적으로 경험식과 시험 배합을 통해 최종 배합이 결정되었다. 그러나 근래에 고성능 콘크리트에 대한 요구가 높아짐에 따라 콘크리트의 성능을 향상시키기 위하여 사용되는 배합 재료의 종류나 특성이 증가하고 있기 때문에 일반적으로 사용되어 왔던 경험식과 시험 배합만을 통해 성능과 경제성을 모두 극대화할 수 있는 콘크리트를 제조하기 어렵다. 이러한 콘크리트를 만들기 위해서는 배합과 요구 성능 사이의 다차원 상의 비선형 관계를 파악하고, 이 관계로부터 최적 배합을 찾을 수 있는 최적화 기법이 필요하다. 최적 배합이란 주어진 구속 조건(콘크리트의 재료적 특성 또는/그리고 제조 가격)을 만족하면서 원하는 요구 성능(구속 조건으로 주어지지 않은 이외의 성능)을 극대화 할 수 있는 배합을 뜻한다. Yeh⁽¹⁾는 인공신경회로망과 구속조건을 고려할 수 있는 비선형 프로그래밍을 이용하여 고성능 콘크리트의 최적 배합 설계 기법을 제시하였으며, Lim 등⁽²⁾은 다중선형회귀모델(Multiple Linear Regression Model)과 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)을 이용하여 고성능 콘크리트의 배합 설계 기법을 제시하였다. 최적화 기법을 이용하여 최적 배합을 찾기 위해서는 콘크리트의 재료적 특성을 예측할 수 있는 모델과 구속 조건을 고려할 수 있는 최적화 기법이 필요하다. 특히 최적화 기법을 통해 구한 결과의 신뢰성은 콘크리트의 재료적 특성을 예측할 수 있는 모델의 정확성에 따라 결정되기 때문에 정확한 예측 모델

* 정회원, 한국과학기술원 건설및환경공학과 박사과정

** 정회원, 한국과학기술원 건설및환경공학과 교수

을 사용하여야 한다. 최근 콘크리트의 재료적 특성을 예측하기 위한 모델로서 인공신경회로망(Artificial Neural Network)을 이용한 연구가 많이 수행되었다^(4,9). 최적화 기법에서 인공신경회로망을 이용하여 재료적 특성을 예측하기 위해서는 인공신경회로망을 학습하기 위한 데이터베이스가 필요하다. 이 때 실험을 통하여 구축한 콘크리트 배합과 재료적 특성 사이의 관계에 대한 데이터베이스가 배합으로 고려할 수 있는 모든 영역에 대하여 반영을 하지 못할 경우 데이터베이스가 구축되어 있지 않는 영역에 대해서는 예측 모델의 예측 성능이 낮아질 확률이 높아진다. 특히 콘크리트의 배합은 물, 시멘트, 굵은골재, 잔골재, 혼화재료 등 고려하여야 하는 변수가 많기 때문에 모든 영역을 반영할 수 있는 데이터베이스를 구축하기 어렵다. 따라서 이 논문에서는 한정된 데이터베이스에서 데이터베이스의 영역 특성을 고려함으로써, 보다 정확한 콘크리트 배합을 제시할 수 있는 기법을 제안하고 제안된 기법의 타당성에 대하여 고찰하고자 한다.

2. 데이터베이스의 영역 특성을 고려한 최적 배합 선정 기법

2.1 개요

이 논문에서 제시하고 있는 최적 배합 선정 기법은 직접 탐색법(Direct Search Method)에 기초한 방법을 사용한다. 구속 조건(콘크리트의 재료적 특성, 제조 가격, 결정된 배합의 유효성 여부, 그리고 구성 재료의 총 부피의 합=1m³)을 만족하는 배합이 생성되면, 구속 조건으로 주어지지 않은 성능이나 가격에 대한 평가 함수(또는 목적 함수)를 이용하여 배합을 평가한다. 만약, 결정된 배합이 구속 조건을 만족하고 평가 함수 결과가 최적 배합이라고 판단되는 조건을 만족하면, 이 배합이 최적 배합으로 결정되고, 구속 조건을 만족하지 않거나 평가 함수 결과가 최적 배합 조건을 만족하지 못하면, 새로운 배합을 생성한 후 다시 평가하는 과정이 반복된다. 여기서 구속 조건은 평가 함수 내에 벌칙 함수(Penalty Function) 형태로 들어가게 된다(그림 1). 그림 2는 배합을 평가하거나 구속 조건을 만족하기 위해 필요한 콘크리트의 재료적 특성을 예측할 수 있는 재료 예측 모델, 가격 예측 모델 및 생성된 배합이 유효한 영역 안에 있는가를 평가할 수 있는 모델을 나타낸다. 여기서 예측 모델들은 예측 성능을 보장할 수 있다면 어떠한 모델도 가능하다.

2.2 데이터베이스의 유효 영역 평가 모델

콘크리트의 재료적 특성에 대한 예측 모델의 정확성을 보장할 수 있는 영역(즉, 유효 영역 DCR^n)과 정확성을 보장할 수 없는 영역을 수식으로 표현하면 식 (1)과 같다. 이 때 유효 영역을 판별해 주는 판별함수 $y_D(x)$ 는 그림 3의 $y_{DI}(x)$ 과 같이 데이터베이스의 데이터를 모두 포함하면서 크기가 작을수록 예측 모델의 정확성을 보장할 확률이 높아진다. 따라서 이러한 조건을 만족하는 판별함수 $y_D(x)$ 는 x 와 비선형 관계를 갖게 된다. $y_D(x)$ 가 서로 독립인 x_i 의 범위만으로 결정된다면 그림 3에서 $y_{DI}(x)$ 도 유효 영역으로 포함되게 되어 앞서 전술한 바와 같이 D_2 에 해당하는 배합 조건에 대해서는 콘크리트의 재료적 성질을 예측하는 모델의 정확성을 보장할 수 없다. 결론적으로 모든 가능한 영역에 대하여 탐색을 하게 되는 최적화 문제에서 결과의 신뢰성을 확보하기 위해서는 재료적 특성의 예측 성능을 보장할 수 있는 유효 영역을 구속 조건으로 줄 수 있는 유효 영역 평가 모델이 필요하다.

$$y_D(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \in D \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

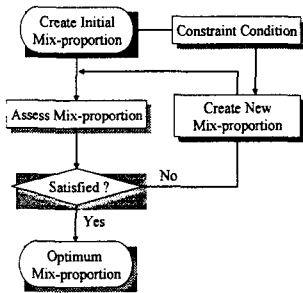


그림 1 최적 배합 선정 개요도

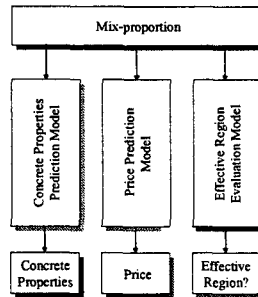


그림 2 평가 및 구속 조건 모델

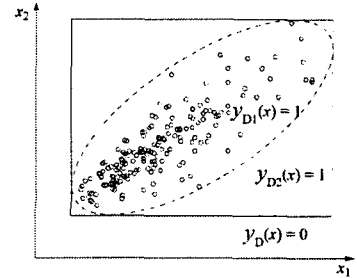


그림 3 데이터베이스의 유효 영역

3. 제안된 기법의 적용 및 고찰

제안된 기법의 타당성을 확인하기 위하여 이 논문에서는 콘크리트 배합 요소로서 시멘트, 물, 굵은 골재, 잔골재를 사용하였고, 콘크리트의 재료적 특성으로는 강도만을 고려하였다. 또한 유전자 알고리즘을 최적화 기법으로 사용하였고, 강도 예측 모델과 유효 영역 평가 모델은 인공신경회로망을 사용하였다. 유전자 알고리즘에서 선택법은 룰렛 휠 선택법(Roulette Wheel Selection)을 사용하였고, 교배 방법은 이점 교차법(Two-point Crossover)을 사용하였으며, 10%의 돌연변이(Mutation)를 허용하였다. 반복이 종료되는 최적 배합이라고 생각되는 조건은 최적 유전자(최적해)가 50세대 동안 일정한 시점으로 하였다. 강도 예측 모델과 유효 영역 평가 모델로 사용된 인공신경회로망은 다층 역전파 신경망(Multi-layer Feed-forward Backpropagation Network)로서 학습 방법은 과적합(Over-fitting) 문제를 피하기 위하여 가중치 감쇠법(Weight Decay)을 적용한 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 사용하였다. 신경회로망의 구조는 하나의 은닉층을 갖도록 하였고, 은닉 노드의 수는 10회 교차검증법(10-fold Cross Validation)에 따라 은닉층의 수를 한 개부터 1개씩 증가시켜가면서 검증 데이터의 RMSE(Root Mean Squared Error)를 검토하여 RMSE가 최소가 되는 구조를 최적 구조로 결정하였다. 이 과정에서 가중치의 초기값에 대한 영향을 최소화하기 위하여 동일 데이터 쌍에 대하여 20회씩 반복하여 검토하였다. 이 논문에서 사용한 데이터베이스에 대한 강도 예측 모델인 인공신경회로망은 검증 데이터에 대한 RMSE가 최소가 되는 4-4-1구조가 최적 구조로 결정되었으며, 이 때 예측 성능을 나타내는 지표 중의 하나인 R^2 은 0.953로 나타났다. 데이터베이스는 총 178배치를 사용하였으며, 데이터베이스의 분포는 그림 6과 같다. 표 1은 강도를 구속조건으로 주어 두 가지 강도에 대하여 가격을 목적함수로 두어 이 논문에서 제안한 방법론에 따라 데이터베이스의 영역 특성을 반영한 경우와 그렇지 않은 경우의 배합 설계 결과를 비교한 것이다. 표 1에서 알 수 있듯이 영역 특성을 반영하지 않는 경우, 물/시멘트 비는 가능한 범위라고 생각할 수 있으나 물과 시멘트의 단위량이 일반적인 경우와 비교해 볼 때 매우 작은 것으로 판단된다. 반면, 영역 특성을 반영한 경우, 물/시멘트 비, 물과 시멘트의 단위량 모두 적용 가능한 것으로 판단된다.

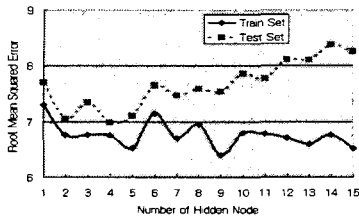


그림 5 은닉노드의 수에 따른 RMSE

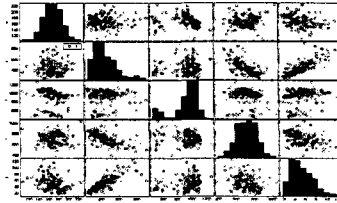


그림 6 데이터베이스의 분포도

표 1 결과 비교

구속 조건 (강도)	목적 함수 (가격)	데이터베이스의 영역 특성을 반영한 최적 배합 설계 (kg/m ³)						데이터베이스의 영역 특성을 반영하지 않은 최적 배합 설계 (kg/m ³)					
		w/c	물	시멘트	굵은 골재	잔골재	가격(원)	w/c	물	시멘트	굵은 골재	잔골재	가격(원)
50 MPa	최저	0.45	200	441	853	888	41,485	0.37	124	337	1071	954	34,348

4. 결론

이 연구를 통하여 최적화 기법을 사용하여 콘크리트의 최적 배합을 구할 때 데이터베이스를 기반으로 콘크리트의 재료적 특성에 대한 예측 모델을 목적함수로 사용하는 경우, 데이터베이스의 영역 특성을 고려할 수 있는 유효 영역 평가 모델을 최적화 과정의 구속 조건으로 추가함으로써 보다 정확한 최적 배합을 구할 수 있음을 확인하였다.

감사의 글

이 연구는 건설교통부가 출연하고 한국건설교통기술평가원에서 위탁시행한 2004년도 건설핵심기술연구개발사업(과제번호: 04핵심기술C02)의 연구비 지원에 의하여 수행되었으며, 이에 감사드립니다.

참고문헌

1. I.C. Yeh, Design of High-Performance Concrete Mixture Using Neural Networks and Nonlinear Programming, *Journal of Computing in Civil Engineering*, 13(1), 36-42, 1999.
2. C.H. Lim, Y.S. Yoon, and J.H. Kim, Genetic Algorithm in Mix Proportioning of High-Performance Concrete, *Cement and Concrete Research*, 34, 409-420, 2004.
3. W.P.S. Dias, and S.P. Pooliyadda, Neural Networks for Predicting Properties of Concretes with admixtures, *Construction and Building Materials*, 15, 371-379, 2001.
4. H.G. Ni, and J.Z. Wang, Prediction of Compressive Strength of Concrete by Neural Networks, *Cement and Concrete Research*, 30, 1245-1250, 2000.
5. J.I. Kim, D.K. Kim, M.Q. Feng, and F.Y. Yazdani, Application of Neural Networks for Estimation of concrete Strength, *Journal of Materials in Civil Engineering(ASCE)*, 16(3), 257-264, 2004.
6. D.K. Kim, J.J. Lee, J.H. Lee, and S.K. Chang, Application of Probabilistic Neural Networks for Prediction of Concrete Strength, *Journal of Materials in Civil Engineering(ASCE)*, 17(3), 353-362, 2005.
7. A. Oztas, M. Pala, E. Ozbay, E. Kanca, N. Caglar, and M. A. Bhatti, Predicting the Compressive Strength and Slump of High Strength Concrete Using Neural Network, *Construction and Building Materials*, In Press, 2005.