

고성능 콘크리트 배합 설계에서의 유전자 알고리즘의 적용

Genetic Algorithm in Mix Proportioning of High-Performance Concrete

임 철 현*

Lim, Chul hyun

윤 영 수**

Yoon, Young Soo

이 승 훈***

Lee, Seung Hoon

손 유 신****

Sohn, Yu Shin

ABSTRACT

High-performance concrete is defined as concrete that meets special combinations of performance and uniformity requirements that cannot always be achieved routinely using conventional constituents and normal mixing, placing, and curing practices. Ever since the term high-performance concrete was introduced into the industry, it had widely used in large-scale concrete construction that demands high-strength, high-flowability, and high-durability. To obtain such performances that cannot be obtained from conventional concrete and by the current method, a large number of trial mixes are required to select the desired combination of materials that meets special performance. In this paper, therefore, using genetic algorithm which is a global optimization technique modeled on biological evolutionary process-natural selection and natural genetics-and can be used to find a near optimal solution to a problem that may have many solutions, the new design method for high-performance concrete mixtures is suggested to reduce the number of trial mixtures with desired properties in the field test. Experimental and analytic investigations were carried out to develop the design method for high-performance concrete mixtures and to verify the proposed mix design.

1. 서론

고성능 콘크리트는 일반적인 재료의 사용, 혼합, 타설, 그리고 양생방법으로써는 얻을 수 없는 특별한 성능의 혼합과 균일성을 만족시키는 콘크리트로 정의할 수 있다. 이러한 고성능 콘크리트를 이용 전 세계의 많은 기술자들은 합리적인 가격에 좀 더 사용성이 좋은 건물을 짓기 위해서 노력해오고 있으며, 그 우수한 품질과 특별한 성능 덕분에 고성능 콘크리트는 그 쓰임이 점차 넓어지고 있는 추세이다.

현장에서 요구하는 특별한 성능을 만족하는 고성능 콘크리트를 얻기 위해서는 많은 수의 시험배합이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 시험배합 수를 최소로 하는 경제적인 고성능 콘크리트 배합을 얻기 위해 자연의 진화원리(자연선택, 자연유전)를 이용한 전역적인 최적화 기법인 유전자 알고리즘을 이용 새로운 설계법이 시도되었다.

* 고려대학교 방재과학기술센터 연구원

** 정희원, 고려대학교 토목환경공학과 교수

*** 정희원, 삼성물산(주) 건설부문 기술연구소 선임연구원

**** 정희원, 삼성물산(주) 건설부문 기술연구소 주임연구원.

2. 유전자 알고리즘

Holland (1975)에 의해 개발된 유전자 알고리즘은 고차원, 비선형 및 복잡한 문제를 풀기 위한 전역적인 최적화 기법으로서 자연 선택 및 자연 유전의 원리를 기초로 하고 있다. 토목공학 분야에서 범용성이 점점 확대되고 있는 유전자 알고리즘은 일반적인 탐색 기법과는 달리 초기의 집단이라고 불리는 임의의 해의 집단을 형성함으로써 해를 찾아내기 시작한다. 집단 내 개체들 각각은 염색체라 하며 문제의 해를 나타낸다. 유전자 알고리즘에서 진화의 이론은 그림 2.1에서 볼 수 있듯이 초기의 생성된 개체에서 선택, 교배, 변이의 과정을 거쳐서 그 해에 대한 근접도가 점점 상승하는 원리를 가지고, 적합도가 가장 큰 값을 최종해로 도출한다.

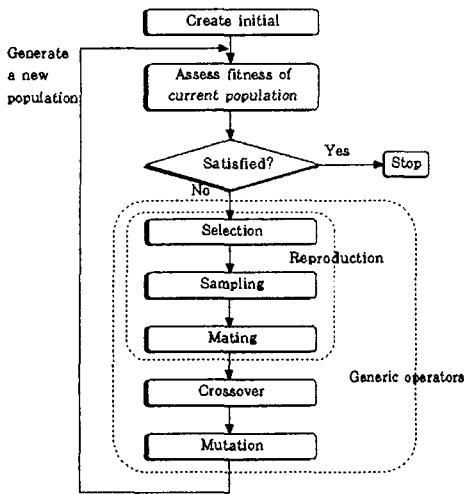


그림 2.1 General Structure of Genetic Algorithm

2.1. 선택

유전자 알고리즘은 선택 과정에서부터 시작된다. 즉, 탐색구역에서 임의의 해의 집단을 형성하여 교배 과정으로 전달해 주는 역할을 하고 있다. 선택의 방법으로는 Roulette wheel selection (Proportional Selection), Ranking Selection, Tournament Selection 등이 있다.

2.2 교배

교배의 과정은 선택과정에서 전달된 해의 집단내에 있는 해들을 서로 나누어 접목시키는 과정을 통해 새로운 값들을 가진 해의 집단을 만들어가는 과정이라 할 수 있다. 교배의 방법에는 임의의 한 점을 기준으로 해를 이루는 값을 바꾸는 Single-Point Crossover, 임의의 두 점을 기준 한 Two-Point Crossover 및 일정한 점만을 기준으로 한 Uniform Crossover가 있다.

2.3. 변이

변이의 과정은 집단내 임의의 해의 값을 새로운 값으로 바꾸는 과정을 말하며 이는 유전자 알고리즘이 지역 해에 빠지는 것을 막아주며 전체 영역의 탐색을 가능하게 해준다. 변이 속도는 개체군 내의 총 유전자 수에 대한 새로운 유전자의 퍼센트 비로 정의된다.

3. Material Properties and Test of HPC

3.1. Material Properties

이번 연구에서는 강도 $400\sim 800\text{kg/cm}^2$ 대의 실험이 이루어졌고, 강도 $800\sim 1200\text{kg/cm}^2$ 대의 실험은 삼성건설기술 연구소에서 이루어진 실험의 데이터를 토대로 하고 있다.

이번 실험에서 쓰인 시멘트는 제1종 보통 포틀랜드 시멘트이다. 굵은 골재는 비중 2.70, F/M비 7.20의 화강암을 사용하였으며, 잔골재는 세척사로서 비중 2.61, F/M비 2.94의 국내에서 생산되고 있는 재료를 사용하였다. 플라이 애쉬는 보령산이며 미국의 표준인 ASTM C 618-78과 국내의 표준인 KS L 5405를 만족시키는 것을 사용하였다. 동남기업에서 생산되고 있는 유동화제를 강도 $400\sim 800\text{kg/cm}^2$ 대에, 진동화학에서 생산되고 있는 유동화제를 강도 $800\sim 1200\text{kg/cm}^2$ 대에 사용하였다. 또한 동남 기업에

서 생산되고 있는 공기연행제를 사용하였고 실리카 흙은 노르웨이 Elkem사에서 생산된 것을 사용하였다.

3.2 Method for Test

ACI에서는 대표적으로 중량법과 절대 용적법으로 나뉘어지는 두 가지 방법이 있다. 중량법에서는 재료의 비중 등의 정보를 고려하지 않는 반면에 절대 용적법에서는 비중 등의 정보를 정확히 고려하고 있다. 이번 실험에서는 절대 용적법을 바탕으로 다음의 표 3.1과 같이 배합을 하여 실험하였다.

표 3.1 Mixing Proportions

Remarks	400~800kg/cm ²	800~1200kg/cm ²
W/B ratio (%)	30, 35, 40, 45	18, 20, 22, 23, 25, 27
Replacement ratio of Mineral admixtures (%)	Fly ash, 0, 10, 20	Silica fume, 5, 10, 15, 20, 25
G _v (%), S/a (%)	G _v : 32, 34, 36	S/a : 35, 37, 39
Water content (kg/m ³)	160, 170, 180	140, 145, 150, 155, 160, 165
Superplasticizer content (%)	0~2	2~5
Air-entraining admixture content (%)	0~0.013	-

4. Test Results and Analysis

4.1 Test Results and Consideration

28일 압축강도는 375kg/cm²~1208kg/cm², 슬럼프는 3cm~27cm, 공기량 0.8%~8.2%로 측정되었다.

4.1.1. Consideration on Compressive Strength

널리 알려진 바와 같이 W/B의 감소는 강도를 증가시켰고, 같은 W/B에서는 물량이 줄어들수록 그 강도의 증진을 이룰 수 있었다. S/a가 증가할수록 강도의 증진이 보였으며 플라이 애쉬 치환율이 증가할수록 강도가 소폭 감소하였다. 실리카 흙 치환율의 증가는 강도의 증가를 일으켰다.

4.1.2. Consideration on Slump

W/B가 증가할수록 슬럼프는 증가하였다. 같은 W/B에서는 물량이 증가할수록 슬럼프도 증가하였다. S/a의 값이 적을수록 슬럼프가 증가하였으며, 플라이 애쉬와 실리카 흙 치환율의 증가는 슬럼프를 소폭 감소시켰다. 유동화제량의 증가는 잘 알려진 바와 같이 슬럼프를 증가시켰다.

4.1.3. Consideration on Air-content

W/B와 물량의 증가는 상대적으로 공기량을 증가시켰다. 또한, 플라이 애쉬와 실리카 흙 치환율의 증가는 공기량을 감소시켰다. 전체적으로 공기량의 증가는 슬럼프를 증가시키고, 강도를 감소시키는 것으로 나타났다. 공기량이 지나치게 많을 때는 골재분리현상도 관찰되었다.

4.2 Analysis Procedure

189개 배합이 이번 실험을 통해 수행되었다. 이중 181개의 배합을 토대로 하여 SPSS Ver. 10을 이용 유전자 알고리즘 적용의 필수 항목인 목적함수를 선형 다중 회귀분석법으로 도출하였다.

4.3 Multiple Regression Modeling and Fitness Function

이번 실험에서는 181개의 배합을 이용하여 강도와 슬럼프에 대한 목적함수를 선형 다중 회귀분석법을 적용 도출하였다. n개의 독립변수와 하나의 종속변수를 가지는 선형 다중 회귀분석법의 기본식은

다음과 같다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n$$

이 논문에서 강도를 구하기 위한 독립변수는 W/B, W, S/a, FA, SF, AE이며 슬럼프를 위한 독립변수는 W/B, W, S/a, FA, SF, SP, AE로 정하였다.

5. Application and Verification of GA

5.1 Basic Structure of Genetic Algorithm Program

유전자 알고리즘의 기본 구조는 다음과 같다. (Goldberg, 1989).

- 1) 초기개체형성
- 2) 목적함수를 이용 초기개체의 적합도 판단
- 3) 선택 가능성 부가
- 4) 교배, 변이과정
- 5) 다음 세대 형성을 위한 부모 선택 및 자손 생성
- 6) 형성된 세대로 다음 개체형성
- 7) 적합도 만족 때까지 2번부터 반복

5.2 GA Program for High-Performance Concrete

고성능 콘크리트에의 유전자 알고리즘의 적용을 위해서는 4개의 프로그램과 MATLAB Ver. 5.1이 사용되었다. 첫 번째 프로그램인 GAST1에서는 강도 400~800kg/cm² 에서의 W/B, W, S/a, FA, AE의 양이 결정되었다. 두 번째 프로그램인 GASLUMP1에서는 GAST1의 결과를 이용하여 임의의 슬럼프를 만족시키는데 필요한 SP의 양이 결정되었다. 이와 같은 원리로 세 번째 프로그램인 GAST2에서는 강도 800~1200kg/cm² 에서의 W/B, W, S/a, SF의 양이 결정되었다. 네 번째 프로그램인 GASLUMP2에서는 GAST2의 결과를 이용하여 임의의 슬럼프를 만족시키는데 필요한 SP의 양이 결정되었다.

이번 연구에서는 랭킹 방법을 이용한 선택법이 사용되었으며, 교배의 방법으로는 Two-point crossover, Uniform crossover, Simple crossover가 사용되었다. 변이의 방법으로는 Boundary mutation, Multi-non-uniform mutation, Non-uniform mutation, Uniform mutation 이 적용되었다.

W/B, W, S/a, FA, SF, AE, SP로 구성된 스트링들의 합으로 이루어진 초기개체를 형성 후 선택, 교배, 변이의 과정을 거쳐서 적합도의 상승이 이루어지며 적합도가 일정 수준으로 맞을 경우 그 반복은 종료된다. 이번 실험에서 쓰인 적합도의 판정을 위한 적합도 함수가 표 5.1에 차례로 나타나있다.

표 5.1 Fitness Functions

Remarks	Fitness Function	
400~800kg/cm ²	Strength	$f_{ck}=1198.188-8.224W/B-4.082W+3.360S/a-0.857FA+3568.537AE$
	Slump	$Slump=-46.321-0.305W/B+0.521W+0.054S/a+0.011FA-654.117AE+4.167SP$
800~1200kg/cm ²	Strength	$f_{ck}=1671.349-18.354W/B-4.955W+11.733S/a-4.811SF$
	Slump	$Slump=-38.701+1.694W/B+0.058W+0.123S/a-0.377SF+1.163SP$
f_{ck} : Compressive strength (kg/cm ²) W/B : Water to binder ratio (%) S/a : Fine aggregate ratio (%) SF : Silica fume replacement ratio (%) AE : Air-entraining admixture content (kg/m ³)		Slump : Slump of concrete (cm) W : Water content (kg/m ³) FA : Fly ash replacement ratio (%) SP : Superplasticizer content (kg/m ³)

5.3 Verification

유전자 알고리즘의 정확성과 효율성을 검증하기 위해서 8개의 실제 배합이 유전자 알고리즘에 의한 배합과 비교되었다. 유전자 알고리즘과 실제 배합과의 최소에러를 갖는 배합을 찾아내기 위해서 초기 개체수를 15개에서 75개로 변환시켰다. 이는 과대하거나 과소한 초기개체수는 지역해에 빠지게 하거나 해를 못찾게 하는 경향이 있기 때문이다. 결과로 30개, 35개의 초기개체수일 때 최소의 에러를 갖는 결과가 나오는 것으로 나타났다. 그림 5.1과 그림 5.2에서는 초기개체수와 평균에러 사이의 관계를 보여주고 있다. 최소의 에러를 갖는 최적의 배합이 표 5.2와 표 5.3에 나타나있다.

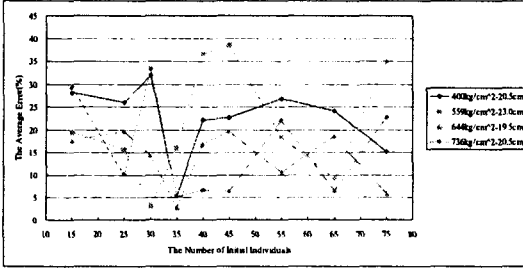


그림 5.1 The Relation between the Average of Error and the Number of Initial Individuals. (400~800kg/cm²)

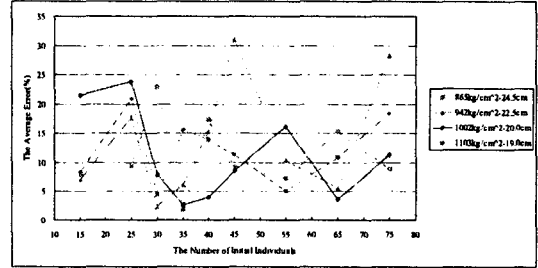


그림 5.2 The Relation between the Average of Error and the Number of Initial Individuals. (800~1200kg/cm²)

표 5.2 The Optimum Mixtures (400~800kg/cm²)

f _{ck} (kg/cm ²)	Slump (cm)	W/B (%)	W (kg/m ³)	S/a (%)	FA (%)	AE (kg/m ³)	SP (kg/m ³)	Number of Initial individuals	The avg. of error(%)
400	20.5	44	179	46	10	0.045	2.30	35	5.40
559	23.0	35	171	42	10	0.065	5.56	30	3.03
644	19.5	31	164	46	10	0.070	8.15	35	2.73
736	20.5	30	160	53	0	0.075	9.17	35	5.25

표 5.3 The Optimum Mixtures (800~1200kg/cm²)

f _{ck} (kg/cm ²)	Slump (cm)	W/B (%)	W (kg/m ³)	S/a (%)	SF (%)	SP (kg/m ³)	Number of Initial individuals	The avg. of error(%)
865	24.5	27	161	37	10	14.30	35	1.88
942	22.5	24	163	38	15	16.24	30	2.35
1052	22.0	22	147	36	20	20.30	30	1.55
1195	20.0	18	140	37	22	29.67	35	4.66

6. Conclusions

이 논문의 목적은 자연의 선택과 진화의 원리를 이용한 유전자 알고리즘을 고성능 콘크리트의 배합 설계에 적용하는 것이다.

현장의 실험 배합 횟수를 줄이기 위해서 유전자 알고리즘을 이용한 고성능 콘크리트 배합 설계법이 시도되었으며 이를 위해 실험과 해석의 방법이 병행되었다. MATLAB, ver.5.1을 사용하여 임의의 강도와 슬럼프에 맞는 배합을 찾아내기 위해서 초기개체수의 변화를 주었으며 세부적 결과는 다음과 같다.

(1) 현재 정확한 규정이 없는 고성능 콘크리트 배합설계방법의 새로운 대안으로서 이 연구에서는

유전자 알고리즘을 이용한 방법을 제시하였다.

- (2) Genetic Algorithm을 고성능 콘크리트 배합설계에 적용하여 그 적용 가능성 및 효용성을 입증하였다.
- (3) 파소 또는 파대의 초기 개체수는 목적 함수가 지역해를 갖도록 만들며, 전역해인 소요 배합을 도출하기 위한 최적의 개체수는 30, 35개로 관찰되었으며, 반복횟수 임계값은 100회로 나타났다.
- (4) 개체수의 변화는 특히 혼화제량의 변화를 일으켰다.
- (5) 혼화제(AE제;공기연행제 와 SP제;유동화제)의 큰 오차범위는 미세한 양을 조절해야 하는 그 민감성에 기인하는 것으로 사료되며 이를 제어하기 위해 개체수의 변화에 주의가 요구된다.
- (6) 콘크리트의 고강도화에 따라 실재배합과 Genetic Algorithm에 의한 배합의 전체적인 오차율은 줄었으며 이는 유동화제의 오차율의 감소에 따른 것으로 관찰되었다.
- (7) 본 연구에서 고려하지 않은 제품 특성에 따른 차이를 고려하기 위한 다각적 연구가 필요하다.
- (8) 본 연구결과에 따라 일정한 물성의 획득을 위해 수행하는 현장시험배합의 수를 감소시킬 것으로 판단된다.

감사의 글

이 논문은 국가지정연구실(National Research Laboratory, NRL)의 연구비 지원으로 수행되었으며, 이에 깊은 감사를 드립니다

참 고 문 헌

1. ACI Committee 363, Guide to Quality Control and Testing of High Strength Concrete, ACI, Detroit, 1998.
2. B. H. Bharatkumar, R. Narayanan, B. K. Raghuprasad and D. S. Ramachandramurthy, Mix proportioning of high performance concrete, Cement and Concrete Composites, Volume 23, Issue 1, pp.71-80, February 2001.
3. Pilar Alaejos Gutierrez and Manuel Fernandez Canovas, High-Performance Concrete: Requirements for Constituent Materials and Mix Proportioning, ACI Material Journal, pp.233-241, May-June 1996.
4. Erick Cantú-Paz and David E. Goldberg, parallel genetic algorithms: theory and practice, Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, Volume 186, Issue 2-4, pp. 221-238, June 2000.
5. D. Goldberg, Genetic algorithms in search, optimization and machine learning, Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.