

Box-wilson 실험계획법 기반 고강도 자기충전형 콘크리트의 최적설계방법

도정윤^{1*}, 김두기²

Box-Wilson Experimental Design-based Optimal Design Method of High Strength Self Compacting Concrete

Jeong-Yun Do^{1*}, Doo-Kie Kim²

Abstract: Box-Wilson experimental design method, known as central composite design, is the design of any information-gathering exercises where variation is present. This method was devised to gather as much data as possible in spite of the low design cost. This method was employed to model the effect of mixing factors on several performances of 60 MPa high strength self compacting concrete and to numerically calculate the optimal mix proportion. The nonlinear relations between factors and responses of HSSCC were approximated in the form of second order polynomial equation. In order to characterize five performances like compressive strength, passing ability, segregation resistance, manufacturing cost and density depending on five factors like water-binder ratio, cement content, fine aggregate percentage, fly ash content and superplasticizer content, the experiments were made at the total 52 experimental points composed of 32 factorial points, 10 axial points and 10 center points. The study results showed that Box-Wilson experimental design was really effective in designing the experiments and analyzing the relation between factor and response.

Keywords: Experimental design, Material design, High strength self compacting concrete, Response surface methodology, Canonical analysis, Optimization

1. 서 론

1.1 연구배경 및 목적

건설 구조물의 종류가 다양화, 대형화 그리고 고층화됨에 따라 건설재료는 복잡하고 다양한 성능을 요구받고 있으며, 그 수준 또한 매우 고도화되고 있다. 이에 따라 콘크리트 기술은 기본적인 성능을 훨씬 뛰어넘는 고강도화 및 자기충전형화를 실현하기 위해 연구 개발되고 있으며, 특히 자기충전형화 기술은 콘크리트의 고품질을 유지하면서도 시공편이와 급속시공 혹은 경제적인 시공을 실현하기 위해서 건설 공학적으로 매우 효과적인 기술이다(Fardis, 2012). 국내의 경우 Do and Kim(2013)은 여러 폴리머 디스퍼전을 사용한 고유동성 폴리머 개질 시멘트 모르타르에 관한 연구를 수행하였으며, Ko et al.(2015)은 고유동 고강도 콘크리트용 거푸집의 측압측성에 대한 연구를 발표하였다.

고유동성을 가지는 자기충전형 콘크리트(self compacting

concrete; SCC)는 다양한 재료를 사용하고, 성능에 대한 재료 함량의 민감도가 보통 콘크리트보다 높기 때문에 보다 정교하면서도 합리적인 공학적 재료설계가 이뤄져야 한다. 하지만 현재 SCC에 대한 재료설계과정은 명확하게 정립되어 있지 않고, 언어적(lexical) 표현으로 배합과정을 설명하거나 재료의 구성비율을 대략적인 범위로 제시하고 시험배합을 통하여 최종 배합비를 결정하는 과정을 따르고 있는 실정이다(EFNARC, 2002). 즉, 매우 높은 수준의 실현기술을 목표로 삼고 있음에도 불구하고 과학적 방법이라 할 수 없는 경험에 기초한 실험을 계획하고 있는 실정이며, 성능파악은 객관적인 절차에 따라 유효하게 시행되었음에도 불구하고 최종배합을 도출하는 과정은 주관적 수준에 머물러 있다. 이러한 방법으로 얻은 최종 배합비를 여러 제한조건과 목표성능을 만족하는 최적해로 받아들이기에는 공학적으로 확신을 주지 못하는 절차라는 것은 자명한 사실이다(Atcin, 2011).

즉, 한 개의 인자씩 순차적으로 배합구성비를 결정해나가는 기존 콘크리트배합설계과정-초보적인 인자결정법이라고 분류할 수 있음-은 간결한 구조라는 장점이 있지만, 인자와 성능 사이의 비선형적 관계를 각 과정 중에서 1개 인자씩만 고려하는 전형적인 one factor at a test의 단점을 가지고 있다(Baykasoglu et al., 2009).

¹정회원, 군산대학교 산학협력단, 연구교수, 교신저자

²정회원, 군산대학교 토목공학과, 정교수

*Corresponding author: arkido@gmail.com

•본 논문에 대한 토의를 2015년 10월 1일까지 학회로 보내주시면 2015년 11월호에 토론결과를 게재하겠습니다.

다변량 처리기술 면에서 뛰어난 성능을 보이는 ANN을 사용한 연구를 살펴보면, ANN의 구조적 특징으로 인해 실험인자(입력)와 성능(출력) 사이의 적합(fitting)은 매우 뛰어난 면을 보여주고 있다. 하지만 일정 수준 이상의 정확도를 유지하거나 확보하기 위해서는 매우 많은 수의 학습자료 및 검증자료가 필요하다. 이는 실험에 많은 인적 물적자원을 투입하고 전산해석비(computational cost)가 고가라는 단점이 있다 (Yeh, 1998; Khan, 2012).

또한 수집자료를 학습하는 과정에서 과도적합(overfitting)의 문제는 ANN의 예측성능을 좌우하는 고질적인 위험요인이다. 마지막으로 ANN은 입력과 출력 사이의 관계를 알 수 없는 소위 블랙박스(blackbox) 모델이기 때문에 ANN에 의해 도출된 예측값 혹은 최적해에 대해 그 과정에 대한 정보를 알 수 없어 근거를 설명하기 어렵다는 단점이 있다(Myers, et al., 2009; Siddique, et al., 2011).

이에 본 연구에서는 ANN의 본질적인 문제점을 극복할 수 있으면서 최소의 비용으로 최대의 정보를 얻는 목적으로 고안된 실험계획법 중 보통 중심합성계획으로 알려진 Box-Wilson 실험계획법을 활용하여 60 MPa급 고강도 자기충전형 콘크리트(high strength self compacting concrete; HSSCC)를 대상으로 다양한 성능에 대한 여러 배합인자들의 효과를 효율적으로 파악하고 최적배합을 찾는 과정에 대하여 연구를 수행하였다.

1.2 연구범위 및 절차

본 연구에서는 HSSCC의 배합인자(요인)와 물리적 성능

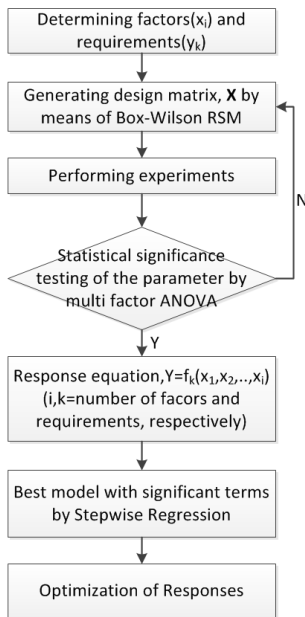


Fig. 1 Optimization procedure of HSSCC by box-wilson experimental design

(반응) 사이의 관계는 선형보다는 비선형성을 띠는 것이 알려져 있으므로(Ghafari, 2014) 이들의 관계를 Fig. 1에 설명되어 있는 연구절차에 따라 실험계획 및 성능시험을 실시하여 2차 다항식(second order polynominal)으로 근사화 모델링을 시도하였다. 각 요구성능 별 근사화 모델식의 통계적 타당성은 F-test(유의수준=0.05)를 통하여 검정하였으며, 각 모델식을 구성하는 구성항(term)들은 t-test(유의수준=0.05)를 통하여 통계적 유의성을 검정하였다. HSSCC에 요구되는 각 성능에 대한 최적해는 정준분석을 통하여 제시되었다. 또한 일정 범위의 요구성능을 갖는 일종의 다목적 최적해를 찾는 과정에 대해서는 도시적 해법(graphical solution)을 통하여 최적해를 제시하였다.

2. 중심합성계획

2.1 Box-Wilson 실험계획법

Box-Wilson 실험계획법을 사용하면 2차 모형의 제공항의 효율적인 추정이 가능하고, 실험계획의 바람직한 특성인 회귀계수의 변동을 최소화하기 위한 직교블록화(orthogonal blocking) 및 예측분산을 일정하게 하는 성능질을 가지고 있는 회전성(rotatability)의 구현이 용이하다.

Fig. 2에 도시적으로 표현된 3인자 Box-Wilson 실험계획법은 중심점(center point, n_c), 축점(axial point, n_a), 요인점(factorial point, 2k)으로 구성되어 있다. 만약 요인(독립변수)의 수가 k라면, 요인점의 수는 2^k이고, 축점의 수는 2k이고, 중

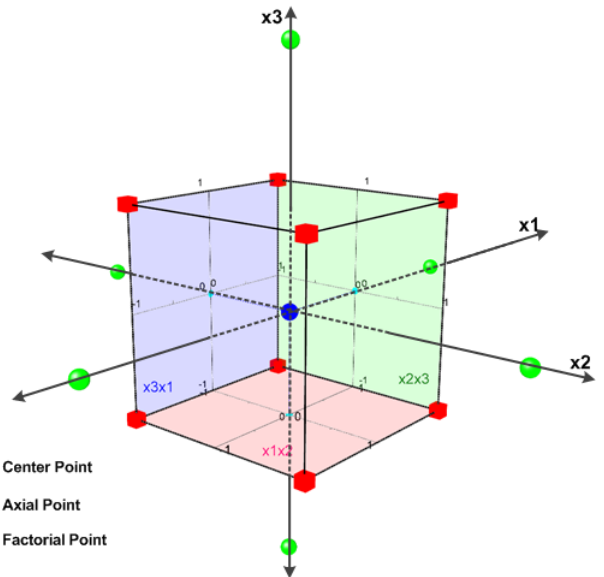


Fig. 2 Design points of 3factor Box-Wilson Response surface method

심점에서의 반복회수가 n_c 이라면, 총 실험횟수는 2^k+2k+n_c 가 된다(Montgomery, 2013).

만약 요인과 반응사의 관계로 구성되어지는 어떤 시스템에 곡률(curvature)이 존재한다면, 실험계획법에서는 보통 2차 다항식으로 다음과 같이 근사화모형을 추정한다. 근사화 반응 모델이 $y=f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_k)+\epsilon$, $\epsilon=N(0, \sigma^2)$ 이라면, $E(y)=f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_k)=\eta$ 이고, η 는 반응표면이다. 함수 f 를 $x=0$ 을 중심으로 2차 Taylor 급수전개를 하면,

$$f(x) = f(0) + \sum_{i=1}^k \left(\frac{\partial f}{\partial x_i} \right)_{x=0} \cdot x_i + \sum_{i=1}^k \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x_i^2} \right)_{x=0} \cdot \frac{x_i^2}{2!} + \sum_{i < j}^k \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j} \right)_{x=0} \cdot x_i x_j + (\text{remainder}) \quad \text{식(1)}$$

가 되며, $\left(\frac{\partial f}{\partial x_i} \right)_{x=0}$ 를 β_i , $\left(\frac{\partial^2 f}{\partial x_i^2} \right)_{x=0} / 2!$ 를 β_{ii} 로 놓고,

$\left(\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j} \right)_{x=0}$ β_{ij} 로 놓으면,

$$\eta = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_k) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i \leq j}^k \beta_{ij} x_i x_j + \epsilon \quad \text{식(2)}$$

이 된다. 따라서, 회귀계수는

$$y = X\beta + \epsilon \text{ 이고, } \beta = (X'X)^{-1}X'y \quad \text{식(3)}$$

이 된다.

2.2 정준분석(canonical analysis)

정준분석은 반응모델식의 곡면형태를 파악하고, 정상점(stationary point)이 최소점, 최대점, 혹은 안부점인지를 결정하는 데 유용하게 사용되는 RSM의 분석기법이다. 기본적인 원리를 기술하면 다음과 같다. 독립변수가 2개인 식(2)에 대하여 행렬을 이용하여 간략하게 바꾸어 쓰면

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + (x_1, x_2) \begin{bmatrix} \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \end{bmatrix} + (x_1, x_2) \begin{bmatrix} \hat{\beta}_{11} & \hat{\beta}_{12}/2 \\ \hat{\beta}_{12}/2 & \hat{\beta}_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \hat{\beta}_0 + x^T b + x^T B x \quad \text{식(4)}$$

으로 표현된다. 따라서 식(2)를 식(4)의 행렬 형식으로 표현하면, 항 열벡터 $x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_k]^T$, 계수 열벡터 $b = [\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3, \dots, \hat{\beta}_k]^T$ 이고

$$\text{계수행렬 } B = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_{11} & \hat{\beta}_{12}/2 & \hat{\beta}_{13}/2 & \dots & \hat{\beta}_{1k}/2 \\ & \hat{\beta}_{22} & \hat{\beta}_{23}/2 & \dots & \hat{\beta}_{2k}/2 \\ & & \hat{\beta}_{33} & \dots & \hat{\beta}_{3k}/2 \\ & & & \dots & \vdots \\ \text{sym} & & & & \hat{\beta}_{kk} \end{bmatrix} \text{ 과 같다.}$$

식(4)에서 \hat{y} 을 x 로 미분하면

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x} = \frac{\partial}{\partial x} (\beta_0 + x^T b + x^T B x) = b + 2Bx \quad \text{식(5)}$$

식(5)의 $b + 2Bx = 0$ 을 만족하는 임의의 어떤 점 x_0 를 정상점이라고 부르며,

$$x_0 = -\frac{1}{2} B^{-1} \cdot b \quad \text{식(6)}$$

정상점 x_0 의 특성은 계수행렬 B 의 고유벡터(eigenvector)에 영향을 받는다. 즉 고유치(eigenvalue)가 모두 음수(negative)이면 최대점, 모두 양수(positive)이면 최소점, 그렇지 않으면 최대 최소가 아닌 안부점(saddle point)이 된다(Myers, et al., 2009).

3. 실험계획

3.1 Box-Wilson 실험계획

본 연구에서는 HSSCC의 배합인자와 성능 사이의 관계가 비선형적이라는 특징을 고려하여 2차 다항식으로 근사화하는 5인자 2차 반응모델링을 실시하였으며, Fig. 3에 도시적으로 설명되어 있는 바와 같이 요인점=2⁵=32개, 축점=2k=10개, 중심점은 각 축에서 2번 씩 10개, 총 52개의 실험점에서 반응을 파악하기 위한 실험이 실시되었다. 각 실험점에서의 각 성능시험 별 시험은 1개씩 수행하였으며, 반복실험은 수행하지 않았다.

성능변수 즉 반응에 영향을 미치는 요인변수들로는 물결합재비, 시멘트량, 잔골재비, 플라이애시량, 자기충전형화제량이 배합인자로 선택되었다. 각 요인 수준들의 관심영역(interest region)이 Table 1에 나열되어 있으며, 각 uncoded 요인들은 수치계산이 편하도록 식(7)과 같은 방법으로 선형변환(linear transformation)을 시켜 coded variable(x_i)로 정의하였다(Ozby, et al., 2009).

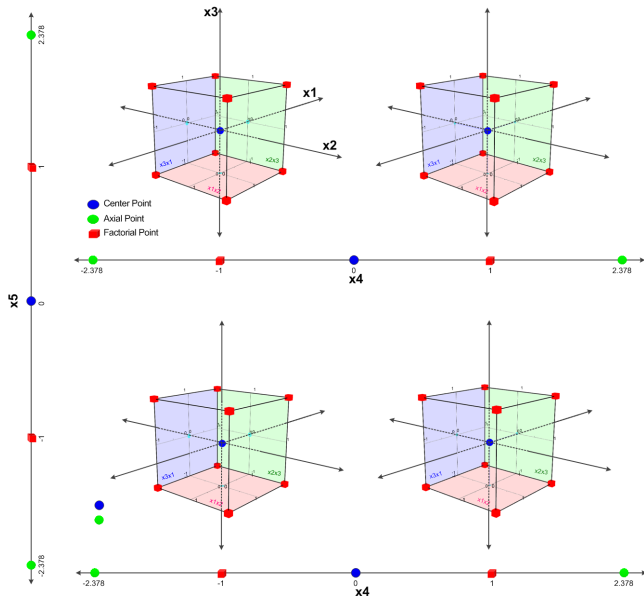


Fig. 3 Illustration of experimental point in this study

Table 1 Factors and interest region of this study

Factor	Units	low	Center	high
		-1	0	1
x1 Water/binder ratio (W/B)	%	35	40	45
x2 Cement content (Cement)	kg/m ³	420	480	540
x3 Fine aggregate percentage (S/a)	vol%	40	45	50
x4 Fly ash content (FlyAsh)	kg/m ³	45	75	105
x5 Superplasticizer (SP)	kg/m ³	4	6	8

$$x_i = \frac{\xi_i - \xi_{0i}}{c_i}, \quad \xi_{0i} = \text{평균}, \quad c_i = \text{상수} \quad \text{식 (7)}$$

3.2 사용재료 및 배합

고강도 자기충전형 콘크리트의 반응표면과 최적수준을 파악하기 위해 보통포틀랜드시멘트(밀도 3.15 g/cm³, 분말도 3,408 cm²/g)와 모래(밀도 2.62 g/cm³, 조립율 2.31), 부순 굵은 골재(최대치수 <19 mm, 밀도 2.63 g/cm³, 조립율 6.32), 플라이애시(밀도 2.19 g/cm³, 분말도 3,552 cm²/g), 폴리카보산계

(polycarboxylic type) 자기충전형화제(밀도 1.12 g/cm³, 액상형)가 사용되었다. 본 연구의 모든 혼합물은 Fig. 4에 보여지는 바와 같이 총 13분의 혼합시간동안 강제혼합믹서(rotating pan compulsory mixer)를 통하여 혼합되었다.

3.3 시험체 준비 및 시험방법

EFRNC(2002) 가이드라인에 따르면, 자기충진콘크리트(국내에서는 자기충전형 콘크리트로 칭함)의 기본 요구성능으로 압축강도, 탄성계수, 충전성능, 통과능력, 재료분리저항성, 시공연도 등을 제시하고 있다. 적용부위 및 사용조건 등에 따라 요구성능이 달라지겠지만, 본 연구에서는 편의상 압축강도와 통과능력, 재료분리저항성에 대한 재료특성 3가지 시험을 실시하였으며, 재료의 최적설계에 제조비용과 재료의 단위무게를 고려하기 위해 추가적인 요구성능으로 설정하여 최적화 설계를 실시하였다.

압축강도 시험용 공시체는 100 mm×200 mm 원통형 몰드에 타설 후 추가 다짐작업없이 제조되었으며, KS F 2405의 시험방법에 따라 수증양생 재령 28에서 측정되었다. 통과능력은 슬럼프 프로우, V-funnel 등의 SCC 유동특성값과 관련된 J-ring 시험의 플로우값을 측정하여 파악하였다. 재료분리저항성은 GTM test를 통하여 지름 350 mm의 5 mm체를 통과한 시료의 중량을 측정하여 그 비율을 계산한 값으로 사용하였다. 제조비용은 HSSCC 1 m³를 제조하는 필요한 각 재료비의 합계로 계산하였으며, 밀도는 KS F 2406의 시험방법에 따라서 측정되었다.

3.4 요인과 최적수준결정방법

HSSCC의 성능에 영향을 미치는 요인(factor)으로는 물결합재비, 시멘트량, 잔골재비, 플라이애시량, 자기충전형화제량의 배합인자가 선택되어 5인자 실험이 Box-Wilson 실험계획법에 따라 계획되었다. 본 연구에서 제작한 HSSCC의 각 성능(반응)과 배합인자(요인) 사이의 관계(반응함수 혹은 반응면)를 2차식으로 근사화(2차 반응모델)하고 모델식의 통계적 유의성과 적합성은 분산분석(ANOVA)을 통하여 검정하였다. 2차 반응모델의 각 항(term)의 계수가 통계적으로 유의한

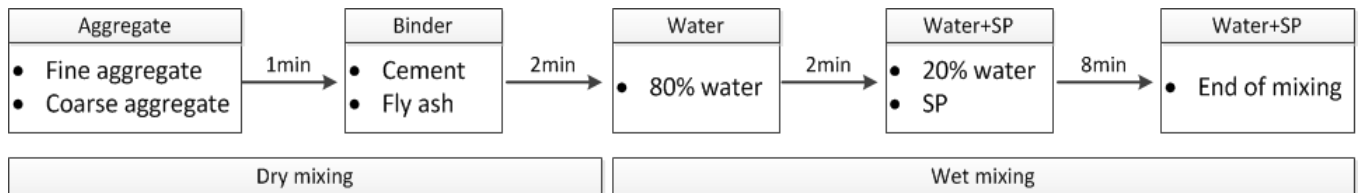


Fig. 4 Mixing procedure

지를 파악하기 위해 t-test를 통하여 검정값을 계산하고, 상수항, 1차항, 2차항, 2원 교차항으로 구성된 2차 반응모델식에서 유의수준 0.15에서 stepwise regression에 따라 유효한 항을 선택하였다. 각 성능에서 최적의 반응치를 얻을 수 있는 배합인자의 수준을 파악하기 위해 도시적 해석법(graphical solution)을 통하여 pareto optimality를 가지는 feasible region을 도시적으로 제시하는 방법과 정준분석(canonical analysis)과 같은 단일함수(single function) 최적화를 실시하였다.

4. 해석결과 및 토론

4.1 분산분석 및 통계적 검정

Table 2에는 Box-wilson 설계에 의해 생성된 표준설계점에서의 시험결과가 나열되어 있다. Table 2의 결과를 토대로 압축강도, 통과능력, 재료분리저항성, 제조비용, 밀도의 HSSCC 반응변수들은 요인에 대하여 1차항(linear), 2차항(quadratic), 교호작용항(interaction)을 가지는 2차식으로 근사화 모델링

Table 2 Test results obtained at factorial points of 52 experimental points(coded)

Box-wilson design (coded variables)					Responses				
x1	x2	x3	x4	x5	y1	y2	y3	y4	y5
-1	-1	-1	-1	-1	58.2	531.0	9.8	50.2	2418.8
1	-1	-1	-1	-1	54.7	579.2	12.6	49.4	2339.9
-1	1	-1	-1	-1	60.0	555.6	9.9	58.0	2373.5
1	1	-1	-1	-1	58.2	603.6	9.6	57.0	2266.3
-1	-1	1	-1	-1	60.9	599.9	7.4	50.2	2421.4
1	-1	1	-1	-1	59.2	657.9	11.3	49.4	2323.0
-1	1	1	-1	-1	65.1	622.7	7.6	58.0	2356.9
1	1	1	-1	-1	62.0	685.2	8.0	57.0	2275.2
-1	-1	-1	1	-1	60.6	565.5	10.9	55.3	2372.7
1	-1	-1	1	-1	57.0	616.9	15.7	54.4	2300.6
-1	1	-1	1	-1	62.2	598.1	9.2	63.1	2331.3
1	1	-1	1	-1	59.1	651.4	11.5	62.0	2203.9
-1	-1	1	1	-1	63.8	639.4	8.2	55.3	2369.6
1	-1	1	1	-1	59.8	692.3	14.7	54.4	2282.1
-1	1	1	1	-1	65.4	666.6	6.6	63.1	2319.3
1	1	1	1	-1	60.5	723.0	9.6	62.0	2210.6
-1	-1	-1	-1	1	60.5	565.0	9.0	50.8	2431.5
1	-1	-1	-1	1	55.3	595.4	16.5	49.9	2341.2
-1	1	-1	-1	1	60.6	612.0	7.2	58.6	2344.3
1	1	-1	-1	1	59.5	641.7	12.7	57.5	2270.2
-1	-1	1	-1	1	63.1	633.0	7.3	50.7	2419.6
1	-1	1	-1	1	58.0	675.8	15.0	49.9	2342.0
-1	1	1	-1	1	65.6	675.3	5.5	58.5	2372.5
1	1	1	-1	1	63.4	719.9	11.6	57.5	2279.6
-1	-1	-1	1	1	61.9	618.3	10.9	55.9	2383.5
1	-1	-1	1	1	55.3	648.4	22.4	54.9	2297.0
-1	1	-1	1	1	63.7	661.6	7.2	63.7	2313.9
1	1	-1	1	1	59.0	694.1	15.3	62.5	2213.6
-1	-1	1	1	1	63.9	684.1	8.8	55.8	2358.9
1	-1	1	1	1	58.2	729.9	19.3	54.9	2273.9
-1	1	1	1	1	66.6	729.9	5.2	63.6	2331.2
1	1	1	1	1	62.5	776.0	13.9	62.5	2194.9

을 하였으며, Table 3에 보이는 바와 같이 F검정을 통하여 모델의 유의성과 적합성 검정을 실시하였다. 압축강도, 통과능력, 재료분리저항성, 제조비용, 밀도의 각 모델식의 계수가 모두 0일 때 이것이 일어날 확률은 유의수준 0.05보다 낮으므로 ($p < 0.000$), 귀무가설(null hypothesis, H_0)은 기각되어 각 반응 모델식은 통계적으로 유의하다고 판정된다. 적합성결여(lack of fit)검정은 실험을 통하여 구한 반응모델식이 반응을 설명하는 데 적합하지 않아서 발생한 변동의 영향 여부를 판정하는 데 적용되며, 검정결과 제조비용을 제외한- 제조비용은 순수오차가 0이므로 적합성결여 검정을 수행할 수 없음- 모든 반응변수에서 각 반응모델식이 적합하지 않아 발생한 변동이 0일 확률이 유의수준 0.05보다 크다. 따라서 본 연구에서 제시하고 있는 각 2차 반응모델식은 적합성결여 검정의 귀무가설이 채택되므로 Table 3에 나열된 모든 반응변수의 모델식이 적합하다고 판정된다.

Table 4에는 각 반응변수들의 코딩되지 않은(uncoded) 회

귀함수가 제시되어 있으며, 각 회귀함수는 상당히 높은 결정 계수($y_1=94.7, y_2=95.8, y_3=94.3, y_4=92.3, y_5=95.3$)를 보이고 있어 각 반응 현상에 대한 충분한 설명력을 가지고 있다고 판단된다.

Table 5와 6에는 t-test를 통한 각 반응변수 2차 모델식의 상수항, 1차항, 2차항, 교호작용항의 계수의 통계적 유의성 검정을 수행한 결과가 나타나 있다. 각 반응변수 별로 선택된 모델식의 항이 다르다. 이는 완전2차모델식을 구성하는 상수항, 1차항, 2차항, 교호작용항 중에서 반응값에 기여가 높은 항을 선별하기 위해 forward selection(모델에 포함될 기준: $p\text{-value} \leq 0.15$) stepwise regression을 수행한 결과이며, 본 연구에서는 공정관리 및 품질관리를 위해 널리 사용되어 오고 있는 통계해석프로그램인 미니탭 17에서 이 과정이 수행되었다. stepwise regression을 수행한 결과 압축강도(y_1)의 경우 상수항을 포함하여 1차항과 2차항은 모두 반응값에 유의한 영향을 미치는 것으로 확인되었으며, x_1*x_2, x_1*x_5 와 x_3*x_4 의 교

Table 3 ANOVA results of the reduced RS quadratic model

Responses	Units	Sources	Sum of square	DoF	Mean Square	F-value	P>F	R
Compressive strength, y_1	MPa	Model	484.84	14	34.631	46.98	<0.000	Sign.
		Residual error	27.276	37	0.737			
		Lack of fit	21.465	28	0.767	1.19	0.415	Not-sign.
		Pure error	5.811	9	0.646			
		Sum	512.116	51				
Passing ability, y_2	mm	Model	129887	13	9991.3	66.75	<0.000	Sign.
		Residual error	5688	38	149.7			
		Lack of fit	5020	29	173.1	2.33	0.091	Not-sign.
		Pure error	668	9	74.2			
		Sum	135575	51				
Segregation resistance, y_3	%	Model	654.042	14	46.717	74.16	<0.000	Sign.
		Residual error	23.309	37	0.63			
		Lack of fit	20.816	28	0.743	2.68	0.061	Not-sign.
		Pure error	2.493	9	0.277			
		Sum	677.351	51				
Production cost, y_4	10^3 won	Model	859.743	10	85.974	48.89	<0.000	Sign.
		Residual error	72.106	41	1.759			
		Lack of fit	72.106	32	2.253	*	*	*
		Pure error	0	9	0			
		Sum	931.849	51				
Density, y_5	kg/m^3	Model	159400	10	15940	83.16	<0.000	Sign.
		Residual error	7859	41	191.7			
		Lack of fit	6378	32	199.3	1.21	0.402	Not-sign.
		Pure error	1481	9	164.5			
		Sum	167259	51				

Table 4 Regression functions of each reduced RS quadratic model of HSSCC response variables

Responses	Regression Function (Uncoded)	R ² (%)	R ² _{adj} (%)
Compressive strength, y1	$y_1 = -113.8 + 2.532x_1 + 0.1553x_2 + 2.861x_3 + 0.3034x_4 + 2.697x_5 - 0.03829x_1^2 - 0.000187x_2^2 - 0.02637x_3^2 - 0.000594x_4^2 - 0.1202x_5^2 + 0.001085x_1x_2 - 0.00278x_1x_4 - 0.0274x_1x_5 - 0.00186x_3x_4$	94.7	92.7
Passing ability, y2	$y_2 = -1974 + 34.71x_1 + 2.317x_2 + 41.04x_3 + 1.452x_4 + 23.3x_5 - 0.3490x_1^2 - 0.002372x_2^2 - 0.3817x_3^2 - 0.00743x_4^2 - 1.751x_5^2 + 0.411x_1x_2 + 0.0401x_2x_5 + 0.0567x_4x_5$	95.8	94.4
Segregation resistance, y3	$y_3 = 12.4 - 0.991x_1 + 0.1220x_2 - 0.1868x_3 + 0.0439x_4 - 4.05x_5 + 0.02039x_1^2 - 0.000543x_4^2 + 0.0634x_5^2 - 0.002570x_1x_2 + 0.00428x_1x_4 + 0.1358x_1x_5 - 0.000214x_2x_4 - 0.00398x_2x_5$	94.3	92.4
Production cost, y4	$y_4 = 57.7 - 0.720x_1 + 0.0431x_2 - 0.713x_3 + 0.2022x_4 - 1.633x_5 - 0.000115x_2^2 + 0.001338x_1x_2 + 0.001516x_2x_3 - 0.000252x_2x_4 + 0.00378x_2x_5$	92.3	90.4
Density, y5	$y_5 = 2484 + 4.55x_1 - 0.149x_2 + 1.46x_3 + 1.70x_4 + 13.42x_5 + 0.000840x_2^2 - 0.02422x_1x_2 - 0.0316x_1x_4 - 0.0303x_2x_5 - 0.0270x_3x_4$	95.3	94.2

Table 5 Statistical tests in the coded coefficients of the reduced RS quadratic models of y1 and y2

R	Terms	Effect	Coefficient	t-value	P> t
y1	Constant	-	64.007	241.23	<0.000
	x1	-3.827	-1.914	-14.56	<0.000
	x2	2.316	1.158	9.00	<0.000
	x3	3.481	1.74	13.24	<0.000
	x4	1.158	0.579	4.4	<0.000
	x5	0.641	0.321	2.44	0.02
	x1*x1	-1.914	-0.957	-8.54	<0.000
	x2*x2	-1.346	-0.673	-6.66	<0.000
	x3*x3	-1.318	-0.659	-5.88	<0.000
	x4*x4	-1.069	-0.534	-4.77	<0.000
	x5*x5	-0.962	-0.481	-4.29	<0.000
	x1*x2	0.651	0.326	2.19	0.035
	x1*x4	-0.835	-0.418	-2.72	0.01
	x1*x5	-0.547	-0.274	-1.78	0.083
x3*x4	-0.558	-0.279	-1.82	0.077	
y2	Constant	-	682.24	180.53	<0.000
	x1	43.28	21.64	11.55	<0.000
	x2	33.66	16.83	9.2	<0.000
	x3	66.86	33.43	17.85	<0.000
	x4	40.67	20.33	10.86	<0.000
	x5	37.42	18.71	9.99	<0.000
	x1*x1	-17.45	-8.72	-5.46	<0.000
	x2*x2	-17.08	-8.54	-5.94	<0.000
	x3*x3	-19.08	-9.54	-5.97	<0.000
	x4*x4	-13.37	-6.69	-4.19	<0.000
	x5*x5	-14.01	-7.00	-4.38	<0.000
	x1*x5	-8.22	-4.11	-1.88	0.067
	x2*x5	9.63	4.82	2.28	0.028
	x4*x5	6.8	3.4	1.56	0.128

효작용향이 압축강도의 반응값에 유의한 영향을 미치는 것으로 분석되었다. 마찬가지로 통과능력을 나타내는 반응변수 y2의 경우에는 상수항1개, 1차항, 5개, 2차항 5개, 교호작용항 10개 총 21개항의 완전2차식(full quadratic)에서 14개항이 선택되었고, 재료분리저항성(y3) 14개항, 제조비용(y4) 11개항, 밀도(y5) 11개항이 선택되어 각 반응모델식을 구성하고 있다. 분산분석 및 통계적 검정결과, HSSCC 성능영향요인들과 각 반응변수들 사이의 관계는 2차 반응모델이 매우 타당한 것으로 확인되었으며, 각 반응모델식 별로 반응값에 중요한 영향을 미치는(통계적으로 유의한) 항(term)을 선택함으로써 완전 2차식에 비해 단순하면서 매우 효과적인 반응모델식이 얻어졌다.

4.2 요인효과 분석

각 반응변수 별 반응값에 대한 HSSCC 배합요인의 효과는 Table 5와 6의 세 번째 열에 나열된 effect 값으로 확인할 수 있다. Table 5에 나열되어 있는 반응변수 압축강도에 대한 각 항(term)들의 영향을 나타내는 Effect 열의 값을 보면 x1요인 즉 W/B는 반응값에 대한 효과가 -3.827로써 다른 요인에 비하여 가장 높은 효과를 보이고 있다.

앞서 설명한 제조비용에 대한 요인들의 효과를 Table 5를 통하여 확인해보면 단위 플라이애시량 x4의 제조비용 반응값에 대한 효과는 4.874이며, x2변수 즉 단위시멘트량의 제조비용의 반응값에 대한 효과는 7.026으로 단위플라이애시량은 단위시멘트량의 약 70%수준이다. 따라서 시멘트를 플라이애시로 대체하는 경우 대체량의 약 30%정도의 제조비용을 절약할 수 있을 것으로 판단된다.

4.3 반응표면

5인자 실험에서 두 요인 사이의 관계에서 얻어지는 반응표면은 총 10개가 존재하지만, 대략적인 설명을 위해 각 반응변

Table 6 Statistical tests in the coded coefficients of the reduced RS quadratic models of y3, y4 and y5

R	Terms	Effect	Coefficient	t-value	P> t
y3	Constant	-	10.728	44.72	<0.000
	x1	5.425	2.712	17.95	<0.000
	x2	-2.483	-1.242	-8.5	<0.000
	x3	-1.868	-0.934	-6.18	<0.000
	x4	1.852	0.926	6.13	<0.000
	x5	0.93	0.465	3.08	0.004
	x1*x1	1.019	0.51	3.99	<0.000
	x4*x4	-0.978	-0.489	-3.83	0.001
	x5*x5	0.507	0.253	1.99	0.054
	x1*x2	-1.542	-0.771	-4.57	<0.000
	x1*x4	1.284	0.642	3.64	0.001
	x1*x5	2.716	1.358	7.69	<0.000
x2*x4	-0.771	-0.385	-2.28	0.028	
x2*x5	-0.954	-0.477	-2.83	0.007	
y4	Constant	-	56.701	246.02	<0.000
	x1	-0.780	-0.390	-1.91	0.063
	x2	7.026	3.513	17.76	<0.000
	x3	0.148	0.074	0.36	0.719
	x4	4.874	2.437	11.94	<0.000
	x5	0.724	0.362	1.77	0.084
	x2*x2	-0.826	-0.413	-2.6	0.013
	x1*x2	0.803	0.401	1.76	0.087
	x2*x3	0.910	0.455	1.99	0.053
	x2*x4	-0.907	-0.454	-1.98	0.054
x2*x5	0.907	0.454	1.98	0.054	
y5	Constant	-	2322.94	964.65	<0.000
	x1	-94.47	-47.23	-22.24	<0.000
	x2	-59.26	-29.63	-14.31	<0.000
	x3	-5.66	-2.83	-1.33	0.19
	x4	-46.59	-23.3	-10.97	<0.000
	x5	-4.45	-2.23	-1.05	0.301
	x2*x2	6.04	3.02	1.85	0.071
	x1*x2	-14.53	-7.27	-3.04	0.004
	x1*x4	-9.48	-4.74	-1.91	0.063
	x2*x5	-7.27	-3.63	-1.52	0.137
x3*x4	-8.09	-4.05	-1.63	0.11	

수의 반응모델의 항으로 선택된 교호작용에 대한 반응표면을 그래프로 표현하였다. 또한 각 반응변수의 반응표면을 도시적으로 표현하는 것은 3차원이 한계이므로 반응변수 1개에 요인2개만이 가능하다. 본 연구에서는 요인으로 5인자가 선

택되었으므로 각 반응변수에 대한 이들의 영향을 표현하기 위해서는 2개의 요인을 제외한 나머지 요인은 고정값으로 지정되어야 한다. Fig. 5에는 각 반응변수에 대한 코딩된(coded) 요인들의 영향을 나타내는 반응표면이 제시되어 있으며, 그래프의 x, y변수 이외의 요인들은 중심점으로 고정되었다.

각각 압축강도와 통과능력의 반응표면을 나타내고 있는 Fig. 5의 a)와 b)를 보면, 위로 볼록한 형태의 정상점(stationary point)이 존재하는 것을 확인할 수 있다. 그림 a)에서 보이는 반응표면을 보면 최고점이 자기충전형화제의 실험수준의 중간부분에서 발생하지 않고, +1(요인점)과 +2.378(축점) 사이에 존재하는 것으로 보인다. 나머지 재료분리저항성, 제조비용, 밀도의 반응표면을 나타내는 Fig. 5의 c), d), e)를 보면 반응모델의 구성항(term) 중 1차항과 2차항에 비하여 교호작용항의 효과(effect)가 큰 이유로 인하여 최댓값이나 최솟값과 같은 정상점이 뚜렷하게 보이지 않고, 최대도 아니고 최소도 아닌 안부점(saddle point)이 존재하고 있는 것으로 추측된다. 이런 각 반응모델의 정상점의 종류에 대한 판별은 이어지는 정준분석을 통하여 수치해석적으로 분석되었다.

4.4 정준분석 및 도시적 최적해

4.4.1 정준분석

앞서 설명한 바와 같이 반응모델에 대한 정준분석(canonical analysis)는 반응표면의 모양과 정상점을 찾기위해 실시된다. Table 7에는 각 반응모델의 정준분석의 결과가 나열되어 있으며, 반응모델 중 압축강도(y1)과 통과능력(y2)는 각 반응모델의 2차항과 교차항의 계수행렬의 고유벡터가 모두 음수이므로 최대점을 가진다는 것을 알 수 있다. 정준분석한 결과에 따르면 압축강도(y1)의 코딩되지 않은 정상점은 (x1, x2, x3, x4, x5)=(34, 515, 51, 95, 7)이었으며, 이 때의 y1 추정값은 66.8 MPa이었다. 통과능력(y2)의 코딩되지 않은 정상점은 (x1, x2, x3, x4, x5)=(44, 576, 54, 137, 10)이었다. 이 때의 y2 추정값은 776.3 mm이었다. 재료분리저항성(y3), 제조비용(y4), 밀도(y5)의 반응모델은 계수행렬의 행렬식(determinant)은 0이 되어 식 (6)에 따라 정상점을 계산할 수 없었다. 이는 앞선 설명한 재료분리저항성, 제조비용, 밀도는 반응모델을 구성하는 구성항(term)중 영향력이 높고 통계적 유의성이 있는 항을 선별하는 과정 중에 여러 항이 제거되어 반응값을 설명하기 위한 구성항이 줄어든 이유로 인하여 반응모델식의 계수행렬의 행렬식이 0이 되어, 역함수가 계산하지 못하는 결과가 초래되었다(Myers, et al., 2009). 이렇게 정준분석으로 정상점을 찾지 못하는 경우에는 도시적 방법을 통하여 타협점(compromise set)으로 구성되는 최적가능영역(feasible region)을 찾거나, 각 반응변수의 반응값을 0~1로 스케일링(scaling)하거나 반응특성-망대(larger-the-better), 망소(smaller-the-better), 망목

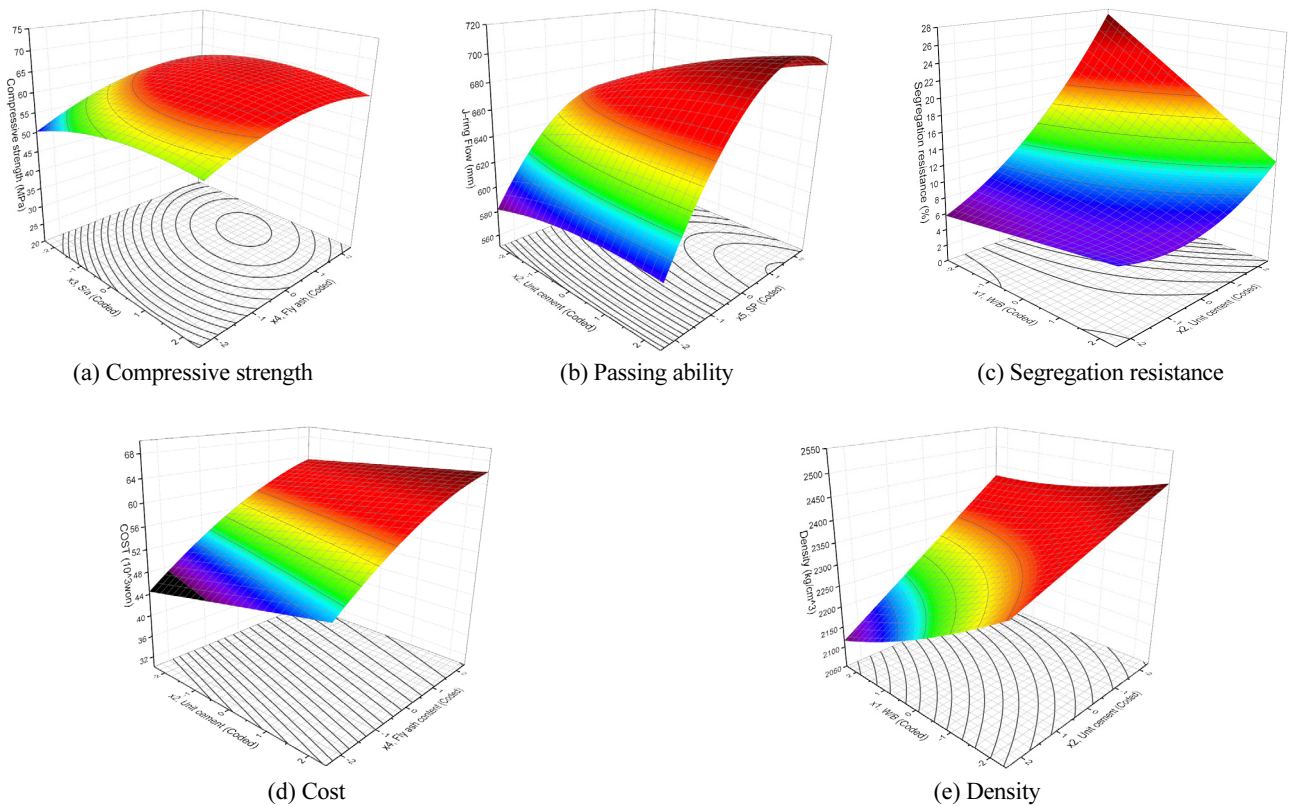


Fig. 5 Response surface of each response

Table 7 Canonical analysis results of compressive strength and passing ability

Ri	λ_i (Eigenvector of coef. Matrix of Variables)	Stationary point	det (B)	Stationary point (coded)					Stationary point (uncoded)					Response	
				x1	x2	x3	x4	x5	x1	x2	x3	x4	x5	\hat{y}_1	\hat{y}_2
y1	-1.13, -0.73, -0.62, -0.47, -0.35	Max. P	-0.09	-1.14	0.58	1.17, 0.68	0.66	34	515	51	96	7	66.8	707.6	
y2	-11.33, -9.54, -8.64, -7.11, -3.87	Max. P	-2.6E+04	0.73	1.6	1.75, 2.07	2.18	44	576	54	137	10	58.9	776.3	

(nominal-the-best) –에 따라 0~1로 변형(transform)해주는 만족도함수를 이용하여 국부최적점을 찾거나 전역최적해를 찾는 최적화알고리즘을 적용하는 방법을 이용할 수 있다.

4.4.2 도시적 분석

Fig. 6과 7은 각각 압축강도(y1)과 통과능력(y2)의 정상점을 도시적으로 찾아본 결과로써 x3, x4와 x5 요인들을 Table 7의 정준분석으로 얻은 수치로 고정한 후 W/B와 시멘트량의 등고선 그래프를 작성하여 확인하였다. 두 반응변수 모두 정준분석의 결과와 잘 일치하는 것을 확인할 수 있다. 다음으로 재료분리저항성의 반응변수에 대하여 도시적으로 분석한 결과 Fig. 8에 보이는 바와 같이 재료분리저항성은 본 연구의 관심영역(interest region)에서 안부점이 존재하고 있었다. 하지만, 같은 방법으로 제조비용과 밀도의 등고선을 파악한 결과 이 두 반응변수는 본 연구의 관심영역 밖에 안부점이 존재하

는 것으로 파악되었다. 즉 관심영역에서는 단조증가 혹은 감소의 경향을 보이고 있었다.

지금까지의 최적점을 찾거나 확인하는 과정은 모두 단일함수(singular function)를 대상으로 한 것으로써 여러 목적함수 중 오로지 하나의 목적함수만을 고려한 해석이었다. 이에 반하여 Fig. 9는 5개 반응변수 모두를 하나의 등고선지에 중첩되게 작성하여 여러 변수를 동시에 고려함으로써 2가지 이상의 다목적을 타협적으로 만족하는 해의 집합(compromise set) – 이른바 파레토 최적면 –을 도시적으로 제시하는 것이다. 즉 Fig. 9는 요인변수의 코딩하지 않은 값이 (x3, x4, x5)=(45, 75, 6)으로 고정되었을 때 $y_1 \geq 64$ MPa, $y_2 \geq 640$ mm 이상, $8 \leq y_3 \leq 10$, $y_4 \leq 57$ 천원, $y_5 \leq 2380$ kg/cm³을 만족하는 W/B(x1)과 시멘트량(x2)의 최적해가능영역(feasible region)이 그래프에서 하얀색으로 표시되어 있다. 따라서 이 하얀색 영역은 위의 요구성능조건을 만족하는 x1과 x2의 부분집합(subset)으로써

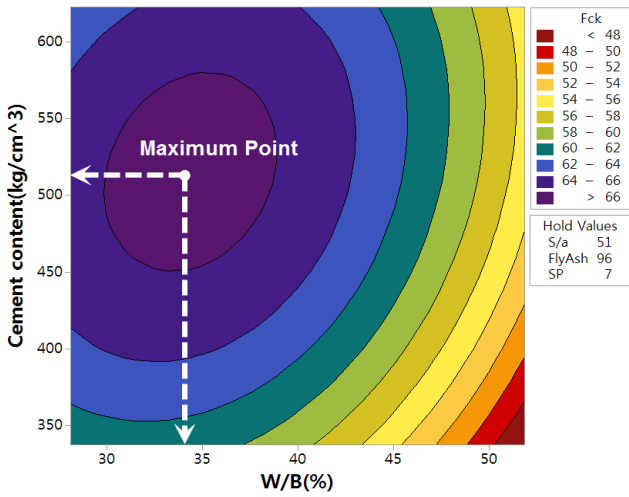


Fig. 6 Graphical solution to stationary point of compressive strength, y1

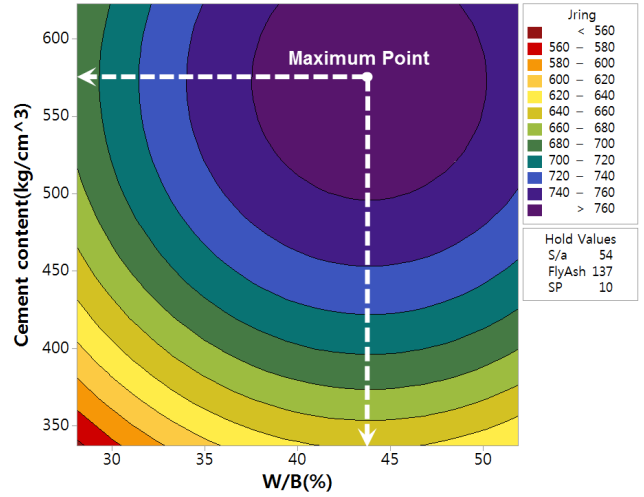


Fig. 7 Graphical solution to stationary point of Fluidity and passability, y2

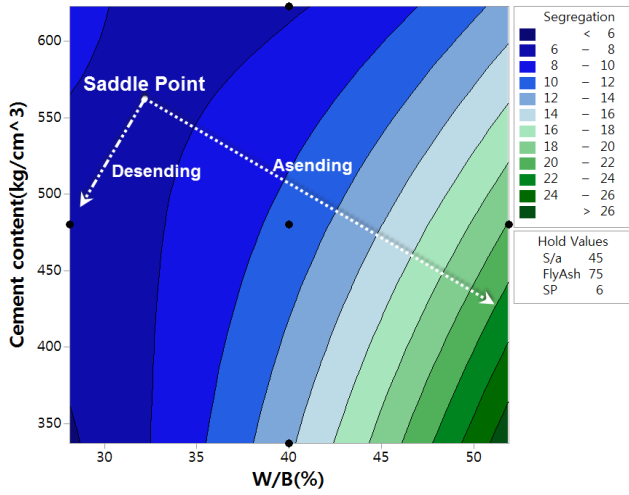


Fig. 8 Graphical analysis in stationary point of segregation resistance, y3

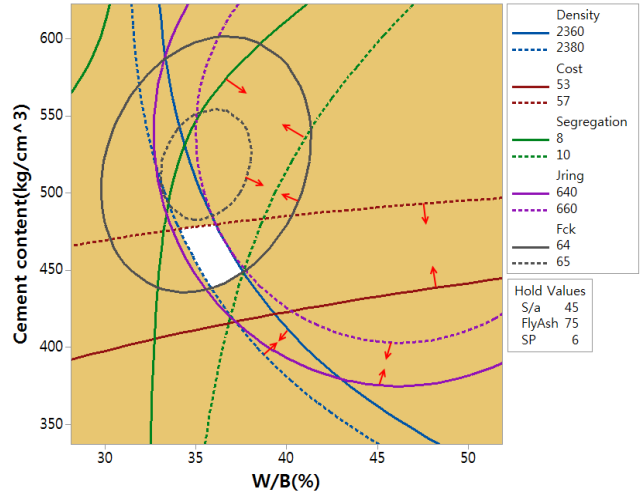


Fig. 9 Overlaid contour plots of responses dependent on W/B and cement content

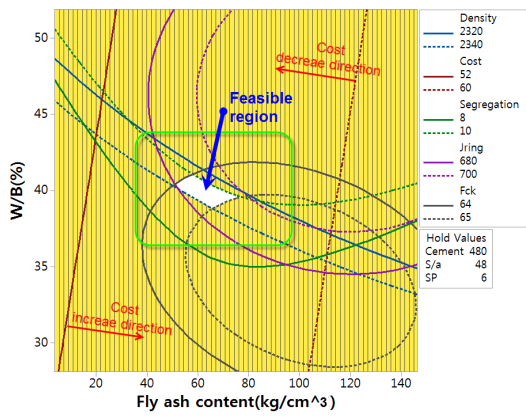
제조가 필요에 따라 적절한 대응집합을 선택하여 최종배합을 결정하면 된다.

5. 본 연구의 연구절차에 따른 HSSCC 최적화 예제

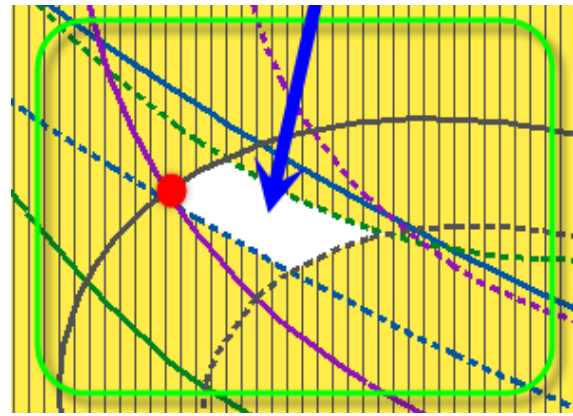
여기서는 지금까지 설명한 HSSCC의 반응모델과 최적화 과정에 대하여 아래와 같은 요구성능과 재료조건을 만족하는 가능 경제적인 HSSCC의 배합조건을 도시적 해결법을 통하여 결정하는 과정을 설명한다.

1. 요구성능조건
압축강도: 원형공시체 64 MPa이상, 통과능력: Jring flow 680이상, 재료분리저항성: 10이하, 밀도 2,340 kg/m ³ 이하
2. 재료배합조건
단위시멘트량: 480 kg/m ³ , 잔골재비: 48%, 고성능감수제량: 6 kg/m ³

만약 HSSCC에 대하여 위와 같은 성능이 요구되고, 재료배합조건이 경험이나 실적자료를 통하여 결정되었다면 이들 조건을 만족하는 플라이애시량과 물결합재비에 대한 최적가능해들의 집합은 중첩 등고선도를 작성함으로써 찾을 수 있다. 먼저, 등고선도는 2개의 요인변수만을 표현할 수 있으므로 나머지 3개의 요인변수는 위의 재료배합조건에서 제시된 값으로 고정하여 플라이애시량과 물결합재비에 대한 각 반응변수



(a) Overlaid contour plot of response variables



(b) Enlarged feasible region for optimal point

Fig. 10 Graphical solution to multiobjective optimization example of HSSCC

들의 등고선도를 그린 후 이를 중첩시켜 반응변수에 대한 5 가지 조건을 모두 만족하는 영역을 찾으려 한다. 그 영역이 최적가능영역으로써 Fig. 10의 하얀색 영역이다. 마지막으로 HSSCC는 최저의 비용으로 제조해야 하기 때문에 Fig. 9에 설명되어 있는 제조비용 영역의 비용증가방향과 비용감소방향을 확인하여 비용감소방향의 극값을 선택하면 된다. 본 예제에서는 그래프의 오른쪽에서 왼쪽으로 갈수록 제조비용이 감소하므로 Fig. 10의 (b)그림에 보이는 빨간색 점이 최저의 비용으로 HSSCC를 제조할 수 있는 최적점이 된다. 즉 압축강도: 64 MPa 이상, Jring flow: 680 이상, 재료분리저항성: 10 이하, 밀도 2,340 kg/m³ 이하의 다목적(multi objective)을 만족시키는 가장 경제적인 HSSCC배합은 (x1, x2, x3, x4, x5)=(40.5, 480, 48, 48, 6)이다.

6. 결론

본 연구에서는 Box-Wilson 실험계획법을 이용하여 HSSCC의 배합요인과 반응사이의 관계를 2차 반응모델로 근사화 모델링을 실시하고, 모델적합성, 효과분석, 반응면, 정준분석 및 도시적 분석을 통하여 얻은 HSSCC의 배합요인 특성을 파악하는 분석적 연구를 실시하였다.

기존 SCC설계기술이 경험적 재료설계법으로 공학설계로써 객관성과 합리성, 재현가능성 등의 기본적인 전제조건을 제대로 만족하지 못하는 설계기법이었다고 한다면, 본 연구는 Box-Wilson 실험계획법을 통하여 과학적인 방법으로 배합요인설계가 가능하였으며, 요인-반응사이의 관계를 수치해석적으로 모델링할 수 있었다.

최근 건설분야 각종 설계기술은 다양한 신재료, 신공법의 기술개발을 장려하는 차원에서 사용재료, 성분, 제조방법 등

의 세세한 부분까지 명시적으로 제시하는 사양규정형설계(Prescriptive)에서 목표성능만을 제시하는 성능기반설계의 개념으로 전환되고 있다. 본 연구의 방법은 목표 요구성능을 설정한 후 그 성능을 만족하는 재료구성비를 결정하기 위해 객관성과 합리적 근거를 바탕으로 실험점을 구성하는 실험설계를 하고, 통계적 방법으로 반응모델을 구성하며, 수치해석적인 방법으로 최적배합비를 계산하는 일련의 합리적인 과정을 제시하고 있어 성능기반설계의 개념에 효과적으로 대응할 수 있을 것으로 기대된다.

다만, 본 연구에서는 정준분석을 통하여 오로지 단일함수에 대한 최적해를 구하였다는 한계점이 있으며, 도시적 방법에 의해 다목적최적화를 시도하였지만, 변량요인으로 오로지 2개의 요인만이 고려될 수 있다는 구조적 한계가 있었으므로 이를 개선하기 위하여 여러 요구성능과 요인을 동시에 고려하는 이른바 다목적 최적설계(multiobjective optimum design) 기법을 적용하는 후속연구가 진행되어야 할 것이다.

감사의 글

본 연구는 한국연구재단 2014년도 도약연구지원사업(NRF-2014R1A2A1A10049538) 지원으로 수행되었음.

References

1. Atcin, P.-C. (2011), High performance concrete, CRC Press, 203-211.
2. Baykasoğlu, A., ztaş, A., & zbay, E. (2009), Prediction and multi-objective optimization of high-strength concrete parameters via soft computing approaches. Expert Systems with Applications,

- 36(3), 6145-6155.
3. Do, J., Kim, D. (2013), Effect of Substrate Surface Water on Adhesive Properties of High Flowable VA/VeoVa-modified Cement Mortar for Concrete Patching Material, *Journal of Korea Institute of Safety Inspection*, KSMI, 17(5), 94-104.(In Korean, with English abstract).
 4. Duan, Z., Kou, S., & Poon, C. (2013), Prediction of compressive strength of recycled aggregate concrete using artificial neural networks, *Construction and Building Materials*, 40, 1200-1206.
 5. EFNARC. (2002), Specification and Guidelines for Self Compacting Concrete, DFNARC, UK, 23-25.
 6. Fardis, M. N. (2012), Innovative Materials and Techniques in Concrete Construction, Springer, 45-49.
 7. Ghafari, E., Costa, H., & Jlio, E. (2014), RSM-based model to predict the performance of self-compacting UHPC reinforced with hybrid steel micro-fibers, *Construction and Building Materials*, 66, 375-383.
 8. Khan, M. I. (2012), Predicting properties of High Performance Concrete containing composite cementitious materials using Artificial Neural Networks, *Automation in Construction*, 22, 516-524.
 9. Ko, Y., Kim, C., Hwang, J., and Lee, S. (2015), Experimental Study on Lateral Pressure Characteristics of a Formwork for High-Flowable and High-Strength Concrete, *Journal of Korea Institute of Safety Inspection*, KSMI, 19(3), 130-138.(In Korean, with English abstract).
 10. Montgomery, D. C. (2013), Design and analysis of experiments, John Wiley & Sons, 478-544.
 11. Myers, R. H., Montgomery, D. C., & Anderson-Cook, C. M. (2009), Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments, John Wiley & Sons, 446-449.
 12. Ozbay, E., Oztas, A., Baykasoglu, A., & Ozbebek, H. (2009), Investigating mix proportions of high strength self compacting concrete by using Taguchi method, *Construction and Building Materials*, 23(2), 694-702.
 13. Siddique, R., Aggarwal, P., & Aggarwal, Y. (2011), Prediction of compressive strength of self-compacting concrete containing bottom ash using artificial neural networks. *Advances in Engineering Software*, 42(10), 780-786.
 14. Yeh, I.-C. (1998), Modeling of strength of high-performance concrete using artificial neural networks. *Cement and Concrete research*, 28(12), 1797-1808.

Received : 05/19/2015

Revised : 08/03/2015

Accepted : 08/17/2015

요 지 : Box-Wilson 실험계획법은 보통 중심합성계획법으로 알려져 있으며, 변동성이 존재하는 정보를 실험 계획적 방법으로 수집하는 설계 기법이다. 이 방법은 최소의 설계비용으로 가능한 많은 정보를 얻는 목적으로 고안되었다. 본 연구에서는 60 MPa급 고강도 자기충전형 콘크리트(HSSCC)를 대상으로 다양한 성능에 대한 여러 배합인자들의 효과를 효율적으로 파악하고 최적배합을 찾는 과정에 이 방법을 적용하였다. HSSCC의 배합인자(요인)와 물리적 성능(반응) 사이의 비선형적 관계는 2차 다항식으로 반응표면을 근사화 모델링하였으며, 요인점=25=32개, 축점=2k=10개, 중심점은 각 축에서 2번 씩 10개, 총 52개의 실험점에서 물시멘트비, 단위시멘트량, 잔골재비, 단위플라이애쉬량, 단위고성능감수량의 총 5개의 인자에 따른 압축강도, 통과능력, 재료분리저항성, 제조비용, 밀도 등의 총 5개의 반응을 파악하기 위한 실험이 실시되었다. 연구의 결과 Box-Wilson 실험계획법은 배합인자와 반응 사이의 관계를 과학적인 방법으로 계획하고 객관적으로 해석하는 데 매우 효과적이었으며, 수치해석적인 방법으로 최적배합을 계산할 수 있었다.

핵심용어 : 실험계획법, 재료설계, 고강도 자기충전형 콘크리트, 반응표면법, 중심합성계획, 정준분석, 최적화
