

## 혼합물 신제품 개발을 위한 선별실험에 관한 연구

김정숙·변재현

경상대학교 산업시스템공학부, 공학연구원

### A Study on Screening Experiment for the Development of New Mixture Products

Jeong-Suk Kim·Jai-Hyun Byun

Department of Industrial and Systems Engineering and Engineering Research Institute  
Gyeongsang National University, Jinju, 660-701

#### Abstract

Many products, such as gasoline, polymer plastics, alloys, and ceramics are manufactured by mixing two or more ingredients or components. When we are to develop new mixture products, we must deal with a long list of potentially important component variables. This paper introduces some design methods for many mixture variables and some analysis tools for screening important variables out of the many candidate variables. The results of this paper will be helpful to engineers who work in the research and development sector of chemical, polymer, alloys, and electro-material industries.

#### 1. 서론

잉크, 타이어, 페인트, 석유제품 등과 같이 두 가지 이상의 성분혼합으로 이루어진 제품의 특성은 각 성분의 혼합량이 아니라 혼합비율에 의해 영향을 받는다. 이와 같이 인자가 혼합물의 성분이나 구성요소가 되고 반응변수는 각 성분 비율의 함수이며, 반응변수를 최대 또는 최소화하는 혼합비율을 찾기 위한 실험을 혼합물 실험이라고 한다. 혼합물 실험계획은 성분비율의 합이 항상 일정하다는 제약조건을 가지며 실험영역은 심플렉스 형태이다. 심플렉스의 각 꼭지점, 선분 또는 면으로 이루어진 심플렉스 공

간에서 실험점을 선정하여 실험을 실시한 후 분석을 통해 혼합모형을 도출한다. 일반적으로 혼합물 생산을 위한 공정개선 실험에서는 제품의 특성에 영향을 주는 성분으로 3~4가지를 고려하여 실험을 실시함으로써 적은 실험점으로 최적 혼합비율을 찾는 경우가 많다. 그러나 신제품을 개발하는 경우, 고려해야 하는 성분의 수가 많기 때문에 성분들의 최적 혼합비율을 구하는 것이 쉽지 않다. 그리고 경제적인 이유뿐만 아니라 신제품이 출시되는 시기를 앞 당겨야 하므로 많은 수의 성분을 대상으로 다양한 조건에서 실험을 실시하는 것은 불가능하다. 따라서 신제품 개발을 위하여 성분의 수가 많은 경우, 짧은 시간 내에 적은 실험 횟수로 중요한 성분을 우선 선별하는 것이 필요하다. 본 논문에서는 제품에 영향을 줄 수 있는 잠재적 원인 변수가 많은 경우 이용할 수 있는 선별실험계획법과 제품의 특성에 중요한 영향을 주는 성분을 선별하기 위한 방법을 소개하고 각 방법을 상황에 알맞게 적용할 수 있도록 하고자 한다.

#### 2. 혼합물 실험의 개요 및 선별 실험계획의 종류

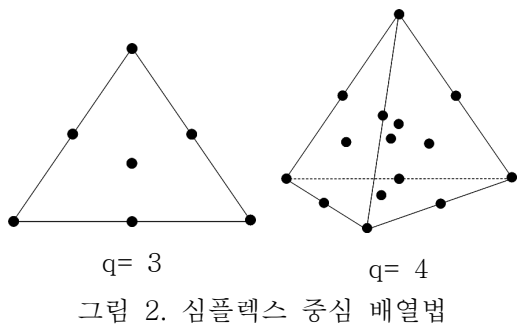
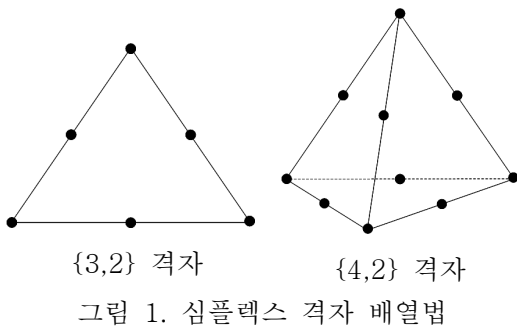
##### 2.1 혼합물 실험의 개요

$q$ 개의 성분으로 이루어진 혼합물에서  $x_i$ 를  $i$ 번째 성분의 비율이라 하면 이들  $q$ 개의 성분은 다음과 같은 제약조건을 가진다.

$$x_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, q \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^q x_i = x_1 + x_2 + \dots + x_q = 1 \quad (2)$$

식 (2)의 제약으로 인해  $x_i$ 는 서로 독립이 아니고, 식 (1)과 (2)에 의해 혼합물 실험의 실험영역은 심플렉스라고 하는  $(q-1)$  차원의 정다면체가 되며,  $q$  개의 꼭지점을 가진다. 예를 들면,  $q=3$ 인 경우의 실험영역은 정삼각형이 되고  $q=4$ 인 경우는 정사면체가 된다. 혼합물 실험을 위한 대표적인 실험계획법으로는 그림 1과 같이 심플렉스의 모든 영역에 실험점을 균일하게 배치한 심플렉스 격자 배열법과 그림 2와 같이 꼭지점 외에 모서리, 면, 그리고 심플렉스의 중심에 실험점을 추가하여 배치한 심플렉스 중심 배열법이 있다. 이러한 실험계획법을 이용하여 실험을 실시하고 데이터의 분석을 통해 적합한 모형과 반응표면의 형태를 추정한다.(Cornell, 2002; Myers and Montgomery, 2002)



### 2.2 선별 실험계획의 종류

제품을 이루는 성분의 수가 많은 경우, 실험을 통하여 반응변수의 값에 중요한 영향을 주는 성분을 선별해야 한다. 혼합물 실험은 모든 성분비율의 합이 일정하다는 제약조건을 가지므로 성분을 선별하기 위한 실험이 일반적인 요인실험에 근거한 선별 실험과는 다르다. 2.2절에서는 혼합물의 성분을 선별

하기 위한 실험계획의 종류 및 절차를 소개한다. 성분의 수가 많은 경우, 일반적인 혼합물 실험계획법을 적용하면 실험점의 수가 많아지기 때문에 실험을 실시하는데 어려움이 따른다. 따라서 실험점의 수를 최소화하면서 각 성분의 효과를 구할 수 있는 실험계획법을 이용해야 한다. 혼합물 신제품 개발을 위한 선별 실험계획은 크게 두 가지 경우로 나누어 볼 수 있다. 첫째는 성분비율에 제약이 없거나 제약이 있더라도 실험가능 영역이 심플렉스 형태를 이룰 때이다. 이 경우 실험점의 수를 최소화하면서 각 성분의 효과를 구할 수 있는 심플렉스 선별계획법을 이용한다.(Snee and Marquardt, 1976) 심플렉스 선별계획법은 실험가능영역이 심플렉스이거나 심플렉스 영역 내에 작은 심플렉스 형태이며, 실험점은 꼭지점, 모서리점, 내부점, 중심점으로 이루어진다.  $q$ 개의 성분으로 이루어진 혼합물의 경우, 표 1과 같이  $3q + 1$ 개의 실험점을 가진다.

표 1. 심플렉스 선별계획법의 실험점

분류	실험점의 수	실험조건
꼭지점	$q$	$x_i = 1, x_j = 0, j \neq i$
모서리점	$q$	$x_i = 0, x_j = \frac{1}{q-1}, j \neq i$
내부점	$q$	$x_i = \frac{q+1}{2q}, x_j = \frac{1}{2q}, j \neq i$
중심점	1	$x_i = \frac{1}{q}, i = 1, 2, \dots, q$

예를 들어  $q=6$ 인 경우, 꼭지점, 모서리점, 내부점에는 각각 성분의 수와 동일한 6개, 중심점 1개로 총 19개의 실험점이 필요하다. 두 번째는 성분비율에 제약이 있고 실험가능 영역이 심플렉스 형태를 이루지 않을 때이다. 이 경우에는 XVERT(Extreme Vertices Design) 알고리즘과 XVERT 알고리즘을 수정한 MXMSDs를 이용할 수 있다.(Snee and Marquardt, 1974; Piepel, 1990) XVERT는 제한된 영역의 모든 꼭지점, 또는 일부 꼭지점을 이용하여 실험을 계획하는 것으로, 일반적인 선별 실험에 이용되는 일부 실시법 또는 Plackett-Burman 계획법을 혼합물 실험에 적용한 것이다. 성분의 상한에서 하한을 뺀 값에 순위를 매긴 후 가장 작은 값을 가지는 성분부터 나열하여  $X_1, X_2, \dots, X_q$ 로 다시 정의한다.  $X_1, X_2, \dots, X_{q-1}$ 을 대상으로 그들의 하한과

상한을 수준으로 하여  $2^{q-1}$ 개의 수준조합으로 실험 계획을 생성한다. 표 2는  $q=4$ 인 경우, XVERT 알고리즘을 이용하여 생성된 실험점이다. 성분  $X_1, X_2, X_3$ 을 이용하여  $2^{4-1} = 8$ 개의 실험점을 생성하고, 4번째 성분인  $X_4$ 의 수준은 모든 성분 비율의 합 ( $X_1 + X_2 + X_3 + X_4$ )이 1이 되도록 계산된 값을 입력한다.  $X_4$ 열에 입력된 값이  $X_4$ 의 상한 또는 하한을 벗어난 경우,  $X_1, X_2, X_3$ 의 값을 조절하도록 한다.

표 2.  $q=4$ 인 경우 XVERT 알고리즘을 이용한 실험 계획

실험조건	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$
1	$L_1$	$L_2$	$L_3$	—
2	$L_1$	$L_2$	$U_3$	—
3	$L_1$	$U_2$	$L_3$	—
4	$L_1$	$U_2$	$U_3$	—
5	$U_1$	$L_2$	$L_3$	—
6	$U_1$	$L_2$	$U_3$	—
7	$U_1$	$U_2$	$L_3$	—
8	$U_1$	$U_2$	$U_3$	—

MXMSDs(Modified XVERT Mixture Screening Designs)는 XVERT 알고리즘을 수정한 계획법으로 XVERT 알고리즘에서  $q$ 번째 성분의 비율이 상한 또는 하한을 벗어날 때  $X_1, X_2, \dots, X_{q-1}$ 의 값을 계산하는 방법이 다르다. XVERT 알고리즘에서는  $q$ 번째 성분 비율을 계산하기 위해 나머지  $(q-1)$ 개 모두 고려하지만, MXMSDs에서는 우선  $X_{q-1}$  열에 입력되어 있는 값을 조절하여 제약조건을 만족하도록  $X_{q-1}$ 의 값을 정한다. 만일  $X_{q-1}$ 의 값을 조절하여도 제약조건을 만족할 수 없으면 그 다음 성분인  $X_{q-2}$ 의 값을 조절한다. 이러한 방법을 순차적으로 적용하여 제약조건이 만족되도록 한다. 위와 같은 실험 계획에 의해 생성된 실험점에서 실험을 실시하고, 데이터를 분석하여 반응변수에 유의한 영향을 주는 성분을 선별한다.

### 3. 성분 선별 방법

#### 3.1 성분의 효과 계산방법

성분 선별을 위한 혼합물 모형은 식 (3)과 같이 Scheffe의 1차 혼합물 모형을 이용한다. (Cornell, 2002)

$$E(y) = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_q x_q \quad (3)$$

실험으로 얻은 데이터를 이용하여 각 성분의 효과는 성분비율의 변화에 따른 반응값의 변화량으로 구할 수 있다(Cornell, 2002; Myers and Montgomery, 2002). 이 방법은 성분비율의 범위가 동일한 경우와 동일하지 않은 경우 모두 이용할 수 있다. 성분  $i$ 의 효과는 다른 성분의 비율을 일정하게 한 후  $x_i$ 축을 따라  $i$ 번째 성분비율의 차이에 따른 반응값의 변화량으로 계산된다.  $x_i$ 축은 성분  $i$ 의 꼭지점에서 대응하는 선분 혹은 면의 중심에 수직으로 그은 직선이다. 그림 3은 성분이 3개일 경우에 각 성분의 축을 나타낸다.

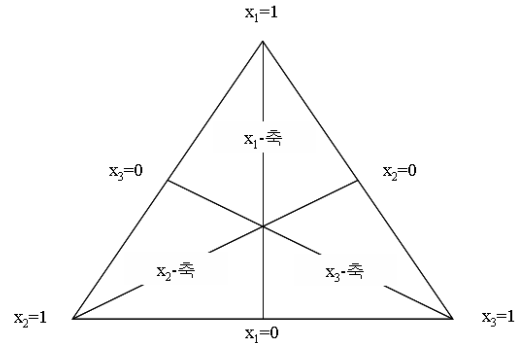


그림 3.  $x_i$  축,  $i = 1, 2, 3$

성분  $i$ 가 1인 경우의 반응값과 0인 경우의 반응값의 차이를 성분  $i$ 에 대한 효과라고 하며, 식 (4)로 나타낼 수 있다.

$$Effect = b_i - (q-1)^{-1} \sum_{j \neq i}^q b_j \quad (4)$$

위의 식 (4)는 성분비율에 제약이 없거나 제약이 있더라도 실험가능영역이 심플렉스인 경우에 이용한다.

성분비율에 제약이 있는 경우에는 대부분 실험가

능영역이 심플렉스 형태가 아니며 각 성분의 범위가 동일하지 않다. 이 경우 성분의 효과는 식 (4)에 성분  $i$ 에 대한 가중치  $R_i$ 를 곱한 값이 되며, 다음과 같이 식 (5)로 나타낼 수 있다. 여기서,  $R_i$ 는 성분  $x_i$ 의 상한  $U_i$ 와 하한  $L_i$ 의 차이인  $U_i - L_i$ 이다.

$$Effect = R_i \left( b_i - (q-1)^{-1} \sum_{j \neq i}^q b_j \right) \quad (5)$$

일반적으로 혼합물 실험에서는 성분비율에 제약이 있는 경우가 많으며, 이때 각 성분별로  $R_i$ 가 서로 다르므로 성분의 효과를 구하는 데에는 식 (5)가 주로 이용된다.

### 3.2 효과의 유의성 검정

3.1절의 식 (4)와 식 (5)에 의해 계산된 효과의 유의성 검정을 위해 t-검정을 이용한다. t-검정을 위한 귀무가설은 ‘모든 성분의 효과가 0이다.’ 라는 의미로  $H_0 : E_1 = E_2 = \dots = E_q = 0$ 으로 표현할 수 있다. t-검정 통계량은 다음과 같이 식 (6)을 이용하여 구할 수 있다(Cornell, 2002).

$$t = \frac{C_i b}{\{s^2 c_{ii}\}^{1/2}} \quad (6)$$

여기서,  $C_i$ 는 C행렬  $\frac{1}{q-1} [qI_q - J_q]$ 의  $i$ 번째 열,  $b$ 는 각 성분 계수의 추정치,  $s^2$ 은 데이터의 오차분산의 추정치,  $c_{ii}$ 는  $C(X'X)^{-1}C'$ 의  $i$ 번째 대각선 요소이다. t-검정을 실시하면 각 성분의 t-통계량과 p-값을 얻을 수 있으며, p-값으로 중요한 성분을 판단한다. p-값이 유의수준 0.05보다 작은 경우에는 반응값에 중요한 영향을 주는 성분으로 선별하고, 유의수준 0.05보다 큰 경우에는 중요하지 않은 성분으로 선별한다.

### 3.3 추가적 선별 방법

t-검정 결과 모든 성분의 p-값이 유의수준 0.05보다 커서 중요한 성분을 선별할 수 없는 경우가 있다. 이는 상대적으로 큰 분산을 가지는 성분이 존재하기 때문이다. 이 때 중요한 성분을 선별하기 위한 방법으로는 각 성분 효과의 공분산을 이용하는 방법

과 Response trace plot을 이용하는 방법이 있다.

공분산을 이용하는 경우, 그 절차는 다음과 같다(Cornell, 2002). 먼저 각 성분 효과의 분산-공분산 행렬을 구한다. 분산-공분산 행렬에서 가장 큰 공분산을 찾고 그 값과 관계있는 두 성분을 선택한다. 선택된 두 성분을 합하여 하나의 성분으로 만들고, 만들어진 성분과 나머지 성분으로 다시 t-검정을 실시한다. 이러한 과정을 반복하며 중요하지 않은 성분을 제외하고 남은 성분들을 유의한 성분으로 선별한다. 이 방법은 상관관계가 큰 두 성분을 결합함으로써 각 성분 효과의 분산과 공분산이 작아지도록 하여 유의한 효과를 찾을 수 있게 하는 장점이 있다. 이 방법의 단점으로는  $R_i$ 의 범위가 처음과 달라져 실험가능영역이 이동하게 되어 경우에 따라서는 실험가능영역이 존재하지 않을 수도 있다.

두 번째로 각 성분비율의 변화에 따른 반응값을 Response trace plot이라는 그래프로 나타내어 분석하는 방법이 있다(Myers and Montgomery, 2002). 그래프를 그리는 절차는 다음과 같다. 먼저 그래프를 그리기 위하여 Reference blend와  $\Delta_i$ 를 정한다. Reference blend는 일반적으로 실험가능영역의 중심점을 이용하고,  $\Delta_i$ 는 실험자가 임의로 정하며 Reference blend를 중심으로 하여 등 간격으로 증가 또는 감소한다. 각 성분의 축을 따라 Reference blend  $r_i$ 에서  $\Delta_i$ 만큼 이동한 점을 구하여 그 점을 적합된 모형에 대입한다.  $\Delta_i$ 만큼 이동한 점은 식 (7)을 이용하여 구할 수 있으며, 그림 4는 성분비율에 제약이 없고,  $q=3$ 인 경우 Reference blend에서  $\Delta_i$ 만큼 이동한 점을 나타낸다.

$$\begin{aligned} x_i &= r_i + \Delta_i \\ x_j &= r_j - \frac{\Delta_i r_j}{(1 - r_i)}, \quad j \neq i \end{aligned} \quad (7)$$

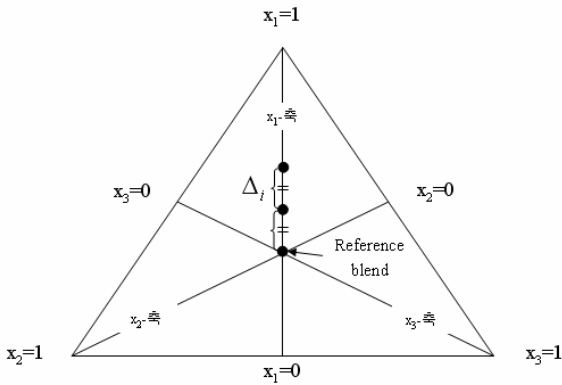


그림 4. q=3인 경우  $\Delta_i$ 의 이동 거리

식 (7)에 의해 계산된 실험점을 적합된 모형의  $x_i$ 에 대입하여 반응값을 구한다. 그 반응값을 그래프에 타점하고 성분별로 점을 이어 하나의 선으로 나타낸다. 그래프의 가로축은  $\Delta_i$ 이고 세로축은 반응값이다. 각 성분의 반응값에 대한 선은 직선 혹은 곡선으로 나타나며, 그래프에 나타난 선으로 중요한 성분을 판단한다. 선의 경사가 클수록 반응값에 중요한 영향을 주는 성분이 되며, 선이 수평선이거나 수평선과 비슷하면 효과가 0에 가까운 것으로 판단하여 중요하지 않은 성분으로 선별된다. 그리고 그래프에서 두개 이상의 성분에 대한 선이 비슷하거나 겹치는 경우에는 반응값에 동일한 영향을 주는 성분으로 간주한다. 이 방법은 성분비율의 변화에 따른 반응값을 그래프로 나타내어 실험자가 중요한 성분을 쉽게 선별할 수 있도록 한다. 그러나 일반적인 실험계획법에서는 Normal probability plot을 이용하여 반응변수에 영향을 주는 인자를 명확하게 알 수 있지만, Response trace plot에서는 중요한 성분을 선별하는 기준이 실험자의 판단에 의한 것이므로 상당히 주관적이라는 단점이 있다.

#### 4. 예 제

지금까지 성분의 효과를 계산하는 과정과 성분을 선별하는 방법에 대해 설명하였다. 예를 두 가지 경우 즉, p-값으로 성분이 선별되는 경우와 그렇지 않은 경우로 나누어 각 방법으로 성분을 선별하였다. 먼저 p-값으로 성분이 선별되는 경우이다.

우선 3.2절에 있는 t-검정을 이용할 수 있는 경우를 보도록 한다. 어떤 혼합물 신제품을 개발하기 위하여 6개의 혼합성분이 사용된다. 이 제품을 구성하는 성분은  $x_1, x_2, \dots, x_6$ 이고, 성분비율의 상·하한은

다음과 같다.

$$\begin{aligned} 0.40 \leq x_1 \leq 0.57 & & 0.10 \leq x_2 \leq 0.27 \\ 0.10 \leq x_3 \leq 0.27 & & 0.05 \leq x_4 \leq 0.15 \\ 0.15 \leq x_5 \leq 0.25 & & 0.03 \leq x_6 \leq 0.08 \end{aligned}$$

이 실험의 목적은 제품의 반응값을 최적화하기 위하여 중요한 성분을 선별하는 것이다. 6가지 성분의 제약조건을 만족하는 실험가능영역이 심플렉스 형태가 아니므로 실험점은 제한된 영역의 꼭지점을 이용한다. Design-Expert(Stat-Ease, 2003)를 이용하여 12개의 꼭지점에 1개의 중심점을 포함하여 총 13개 실험을 생성하였으며, 각 실험점에서 실험을 실시하여 데이터를 얻었다. 데이터를 분석한 결과, 적합된 모형은 식 (8)와 같다.

$$y = 74.56x_1 - 29.09x_2 - 21x_3 - 6.52x_4 + 24.19x_5 - 203.03x_6 \quad (8)$$

성분비율에 제약이 있으므로 식 (5)를 이용하여 각 성분의 효과를 계산해야 한다. 표 3은 Design-Expert를 이용하여 데이터를 분석한 결과이다.

표 3. 각 성분에 대한 효과 및 t-검정 결과

Component	Effect	t-value	p-value
X <sub>1</sub>	19.9	4.26	0.0037
X <sub>2</sub>	10.63	1.96	0.0909
X <sub>3</sub>	0.41	0.089	0.9312
X <sub>4</sub>	3.54	0.86	0.4194
X <sub>5</sub>	-0.14	-0.031	0.9759
X <sub>6</sub>	-10.8	-3.04	0.0189

표 3을 보면  $x_1$ 과  $x_6$ 의 p-값이 각각 0.0037, 0.0189로 유의수준 0.05보다 작으므로 반응변수에 중요한 영향을 주는 성분이 되며,  $x_2, x_3, x_4, x_5$ 의 p-값이 각각 0.0909, 0.9312, 0.4194, 0.9759로 유의수준 0.05보다 크므로 중요하지 않은 성분이 된다. 여기서  $x_2$ 는 유의수준 0.1에서는 유의하므로 중요한 성분이 된다. 따라서  $x_1, x_6, (x_2)$ 는 반응값에 중요한 영향을 주는 성분으로 판단되며 이 성분들을 이용하여 최적 혼합비율을 찾기 위한 실험을 실시해야 할 것이다.

다음은 모든 성분 효과에 대한 p-값이 유의수준

0.05보다 커서 중요한 성분의 선별이 어려운 경우에 대한 예이다. 옥탄가를 결정하는 가솔린 혼합 성분이 7가지 있으며, 1.5mL Pb/gal 모터법 옥탄가를 최적화하기 위한 성분을 선별하고자 한다. 실험에 고려하는 성분은  $x_1, x_2, \dots, x_7$ 이고, 성분비율의 상·하한은 다음과 같다.(Cornell, 2002)

$$\begin{aligned} 0 \leq x_1 \leq 0.21 & \quad 0 \leq x_2 \leq 0.62 \\ 0 \leq x_3 \leq 0.12 & \quad 0 \leq x_4 \leq 0.62 \\ 0 \leq x_5 \leq 0.12 & \quad 0 \leq x_6 \leq 0.74 \\ 0 \leq x_7 \leq 0.08 & \end{aligned}$$

총 12개의 실험점에서 실험을 실시하였으며, 데이터를 분석한 결과, 적합된 모형은 식 (9)에, 각 성분에 대한 효과와 t-검정 결과는 표 4에 나타내었다..

$$y = 34.32x_1 + 85.92x_2 + 141.25x_3 + 77.18x_4 + 87.75x_5 + 100.3x_6 + 116.92x_7 \quad (9)$$

표 4. 각 성분에 대한 효과 및 t-검정 결과

Component	Effect	t-value	p-value
X <sub>1</sub>	-14.12	-0.25	0.8099
X <sub>2</sub>	-4.36	-0.32	0.7594
X <sub>3</sub>	6.90	0.14	0.8957
X <sub>4</sub>	-10.68	-0.84	0.4385
X <sub>5</sub>	-0.59	-0.23	0.8251
X <sub>6</sub>	7.21	0.47	0.6563
X <sub>7</sub>	2.33	0.28	0.7923

표 4를 보면 p-값이 모두 유의수준 0.05보다 크다. 이 경우에는 성분 효과의 공분산을 이용하여 성분을 선별해야 한다. 각 성분 효과의 분산-공분산 행렬을 구한 결과, X<sub>1</sub>과 X<sub>3</sub>의 공분산이 -3968로 가장 크다. 따라서 성분 X<sub>1</sub>과 X<sub>3</sub>을 합하여 하나의 성분 (X<sub>1</sub>+X<sub>3</sub>)으로 만들고 다시 분석을 실시하였으며, 분석 결과는 표 5에 있다.

표 5. 각 성분에 대한 효과 및 t-검정 결과

Component	Effect	t-value	p-value
X <sub>1</sub>	-7.45	-1.36	0.2224
X <sub>2</sub>	-4.04	-0.83	0.4404
X <sub>3</sub>	-11.32	-1.13	0.3005
X <sub>4</sub>	-0.57	-0.42	0.6885
X <sub>5</sub>	7.59	0.93	0.3894
X <sub>6</sub>	3.35	-0.68	0.5208

표 5를 보면 표 4의 결과와 같이 p-값이 모두 유의수준 0.05보다 크다. 공분산을 이용하기 위하여 분산-공분산 행렬을 다시 계산한 결과, (X<sub>1</sub>+X<sub>3</sub>)과 X<sub>7</sub>의 공분산이 -688.0으로 가장 컸다. 따라서 성분 (X<sub>1</sub>+X<sub>3</sub>)과 X<sub>7</sub>을 합하여 하나의 성분 (X<sub>1</sub>+X<sub>3</sub>+X<sub>7</sub>)로 만들고 다시 분석을 실시하였으며, 분석 결과는 표 6에 있다.

표 6. 각 성분에 대한 효과 및 t-검정 결과

Component	Effect	t-value	p-value
X <sub>1</sub> +X <sub>3</sub> +X <sub>7</sub>	-4.24	-5.05	0.0015
X <sub>2</sub>	-1.26	-1.20	0.2697
X <sub>4</sub>	-4.41	-3.53	0.0096
X <sub>5</sub>	0.24	0.43	0.6793
X <sub>6</sub>	13.51	-10.24	0.0001

표 6을 보면 (X<sub>1</sub>+X<sub>3</sub>+X<sub>7</sub>), X<sub>4</sub>, X<sub>6</sub>의 p-값이 각각 0.0015, 0.0096, 0.0001로 유의수준 0.05보다 작으므로 반응변수에 중요한 영향을 주는 성분이 되며, X<sub>2</sub>, X<sub>5</sub>의 p-값이 각각 0.2697, 0.6793으로 유의수준 0.05보다 크므로 중요하지 않은 성분이 된다. 따라서 선별 실험 결과 유의한 3가지 성분 (X<sub>1</sub>+X<sub>3</sub>+X<sub>7</sub>), X<sub>4</sub>, X<sub>6</sub>을 이용하여 최적 혼합비율을 찾기 위한 실험을 실시해야 할 것이다.

다음으로 Response trace plot을 이용하여 위 예제를 분석해 보도록 하자. 그림 5는 Reference blend (0.08, 0.25, 0.05, 0.25, 0.05, 0.29, 0.03)에서  $\Delta_i$ 의 변화에 따른 각 성분의 반응값을 나타낸 것이다. 그림 5를 보면 A(X<sub>1</sub>), C(X<sub>3</sub>), D(X<sub>4</sub>), F(X<sub>6</sub>), G(X<sub>7</sub>) 직선의 기울기가 상대적으로 크며, B(X<sub>2</sub>),

$E(X_5)$  직선의 기울기는 0에 가까움을 알 수 있다. 3.3절에서 그래프에 나타난 선이 수평선이거나 수평선과 비슷하면 중요하지 않은 성분으로 선별된다고 하였으므로 성분  $X_2, X_5$ 는 중요하지 않은 성분이 된다. 따라서 반응값에 영향을 주는 성분은  $X_1, X_3, X_4, X_6, X_7$ 이 되며, 이 5가지 성분을 이용하여 최적 혼합비율을 찾기 위한 실험을 실시해야 할 것이다.

발을 위하여 중요한 성분을 경제적으로 신속하게 선별할 수 있다.

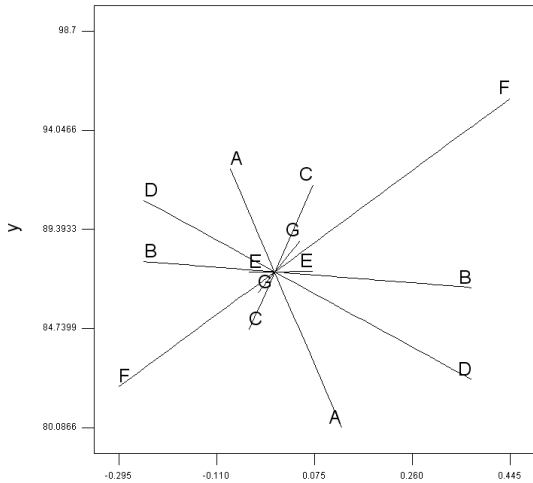


그림 5. 옥탄가에 대한 Response trace plot

## 5. 결론

본 논문에서는 제품을 구성하는 성분의 수가 많은 경우 제품의 특성에 중요한 영향을 주는 성분을 선별하기 위한 방법을 설명하고 각 방법이 이용될 수 있는 상황을 제시하였으며, 예제를 통하여 각 방법을 적용한 결과를 보여 주었다. 혼합물의 성분 선별 실험에서 성분비율에 제약이 없고 실험가능영역이 심플렉스인 경우에는 3.1절의 식 (4)를 이용하여 효과를 구할 수 있으며, 성분비율의 제약으로 인하여 실험가능영역이 심플렉스 형태가 아닌 경우에는 3.1절의 식 (5)를 이용하여 각 성분의 효과를 구할 수 있다. 성분의 효과에 대한 유의성 검정을 위해 t-검정을 이용하며, 반응변수에 중요한 영향을 주는 성분은 검정 결과 구한 p-값을 이용하여 선별한다. t-검정 결과 모든 성분의 p-값이 유의수준 0.05보다 클 경우, 중요한 성분을 선별하기 위하여 각 성분 효과의 공분산을 이용하거나, Response trace plot을 이용할 수 있다. 혼합물 신제품을 개발 하는 경우, 본 논문에서 제시한 지침을 따르게 되면 신제품 개

## 참고문헌

- Cornell, J. A. (2002), *Experiments with Mixtures, Designs, Models, and the Analysis of Mixture Data, 3rd Edition*, Wiley, New York.
- Myers, R. H. and Montgomery, D. C. (2002), *Response Surface Methodology, Process and Product Optimization Using Designed Experiments, 2nd Edition*, Wiley, New York.
- Piepel, G. F. (1982), Measuring Component Effects in Constrained Mixture Experiments, *Technometrics*, Vol. 24, No. 1, 29-39.
- Piepel, G. F. (1990), Screening Designs for Constrained Mixture Experiments Derived from Classical Screening Designs, *Journal of Quality Technology*, Vol. 22, No. 1, 23-33.
- Snee, R. D. and Marquardt, D. W. (1974), Extreme Vertices Designs for Linear Mixture Models, *Technometrics*, Vol. 16, No. 3, 399-408.
- Snee, R. D. and Marquardt, D. W. (1976), Screening Concept and Designs for Experiments with Mixtures, *Technometrics*, Vol. 18, No. 1, 19-29.
- Stat-Ease (2003). Design-Expert Software for Design of Experiments, Version 6.0.10. Stat-Ease, Inc., Minneapolis, MN.