

反應表面 分析을 위한 實驗計劃과 그 應用  
 統計的 模型의 最適化手法論을 중심으로  
 (Application of Analysis of Response Surface  
 and Experimental Designs ;  
 Optimization Methodology of Statistical Model)

李 明 周\*

Abstract

The problem considered in this paper is to select the vital factor effect to the product quality through the experimental design and analysis of response surface, so as to control the quality improvement of industrial product.

In this time, even through the mathematical model is unknown it could be applicable to control the quality of industrial products and to determine optimum operating condition for many technical fields, particularly, for industrial manufacturing process. When a set of data is available from an experimental design, it is often of interest to fit polynomial regression model in independent variables (eg, time, temperature, pressure, etc) to optimize the response variable (eg, yield, strength etc).

This paper proposes a method known to obtain the optimum operating condition, and how to find the condition by using table of orthogonal array experiments, and optimization methodology of statistical model.

A criterion can be applied determining to optimum operating conditions in manufacturing industry and improving the fit of response surface which may be used for prediction of responses and quality control of industrial products.

I. 序 論

最適化手法(Optimization method)이란 在庫로 인한 費用을 最小로 하는 在庫管理 system을 設計하는 問題, 新製品의 品質特性을 最高로 하기 위한 製造條件을 決定하는 問題, 操業中の Plant의 取率을 더욱 높이기 위하여 操業條件을 고치는 問題, 등 흔히 直面하는 問題들이다. 이러한 問題들은 System 과 Process를 最適의 狀態에서 運用하기 위한 方法을 찾기 위한 것으로서 이를 解決하는 手法의 하나로 Search Method(探索法)가 있다. 이 探索法은 問題의 對象이

되는 것을 試行, 혹은 實驗하여, 그 對象의 特性을 알고, 보다 좋은 方策을 探索하는 手法이다. 最適化 問題를 利用하는 對象으로는 數理計劃과 같이 確定的인 既知의 情報를 근거로 하여 最適의 計劃을 세워 問題를 解決하는 OR적인 方法과 自動制御 理論과 같이 시스템의 動特性을 數式化하여 最適制御를 行하는 方法 및, 比較的 誤差函數의 影響이 많은 것에 測定을 하여 結果를 보면서 統計적인 應用으로 最適操業條件을 求하는 方法등이 있다. 이 중에서 反應

\* 韓國工業標準協會 專問委員

表面分析의 實驗計劃을 통한 應用에는 工業製品의 質의 向上을 管理하기 위해 技術的, 혹은 科學的으로 影響을 미치고 있는 多數要因을 直交配列表(Orthogonal array table)로 Vital 要因을 抽出한 다음 이 要因을 中心으로 統計的인 最適操業條件을 探索하는데 意義가 있다.

특히 反應表面分析을 통해서 우리가 成就할 수 있는 重要한 것을 적어보면 다음과 같다.

1. 獨立變數(independent variables)와 從屬變數(dependent variables)間的 函數關係를 糾明하여 獨立變數들의 값의 變化에 따라서 反應量이 어떻게 달라지는 가를 예측하고자 할때.
2. 어떤 값의 獨立變數가 從屬變數인 反應量을 最適化(Optimize) 하는가에 대해서 알고자 할때.
3. 從屬變數와 獨立變數間의 函數關係를 糾明하고자 할때에 어떠한 實驗計劃法을 쓰면 가장 좋은 精度를 얻을 것인가를 알고자 할때.

以上 3 가지를 反應表面分析 研究를 통해서 成就할 수 있다면, 이는 工業的인 面에서 生産品의 質의 向上 및 統計學의 大 貢獻과 品質管理面에서 有用하게 應用될 수 있을 것이다.

反應表面分析에 關한 研究는 1951年 Box-Wilson 에 의하여 시작되었으며, 그후 急速度로 理論의 展開가 이루어지고, 工業分野뿐만 아니라 農業 및 生物 등 여러 分野에 걸쳐서 廣範圍한 應用이 되어왔다.

本 論文에서는 多項回歸模型에서 적절한 項들을 採択하기 위하여 하나의 기준(criterion)을 Box-Wilson 法으로 제시하고, 이 法의 缺點을 보완한 直交 중심 合成計劃法으로 實際 工業分野에의 應用例를 들어 說明하기로 하겠다.

## II. 最適反應條件의 決定

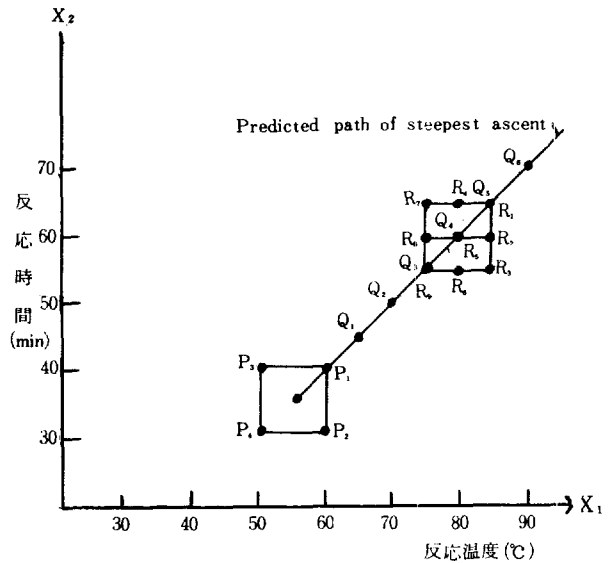
Box-Wilson 法은 最小 제곱法과 二次形式의 主軸變換 같은 것을 利用한 手法이다.

이 論文에서는 3 因子以上에 關해서는 直交表를 利用하여 實驗하고, 寄與率이 큰 2 個因子를 選擇하여 Box-Wilson 法으로 最適點을 探索하는 順序로 論하기로 하겠다.

Box-Wilson 法의 節次는 [그림 1]과 關聯하여

- 1) 第1 段階의 探索(實驗點P)은 Response 推定
- 2) 第2 段階의 探索(實驗點Q)은 最大傾斜方向
- 3) 第3 段階의 探索(實驗點R)은 Response 의 Surface

의 順序로 各 段階를 適切히 使用하여 最適點을 向하여 登山하는 것이다.



[그림 1] Box-Wilson 法에 의한 實驗例

### (1) 第1 段階 : Response 推定

出發點 P 의 近方에서 一組의 實驗을 行하고, 未知인 Response function

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i,j=1}^k \beta_{ij} x_i x_j + \dots \dots \dots (2)$$

로 된다. 最適點보다 멀리 떨어져 있어 實驗範圍가 좁을 경우, 1次係數  $\beta_1, \beta_2$  의 效果는 2次係數의 效果  $\beta_{11}, \beta_{22}$  보다 크게되면 Simplex面이 平面近似가 可能하다.

山頂부근에서는 逆으로 2次係數가 1次係數 보다 크면 된다.

出發點附近에서는 平面近似가 있는 경우 (2)式의 高次係數가 無視되므로.

$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2$ 의 Response 가 假定된다. 獨立變數가 2 因子인 2 水準일 경우 實驗配置를 생각하면  $\beta_0, \beta_1, \beta_2$  는 Response  $y_i$  의 實測置로 부터 推定되므로 다음의 回歸式에 의한 最小 제곱法을 適用하면 된다. 따라서  $i$  番의 實驗點을 表示하면.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \epsilon_i = (1 \ x_{i1} \ x_{i2}) \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} + \epsilon_i \text{ 가 되}$$

며,  $n$ 개의 實驗點에 대하여 行列의 表現式으로 使用하면 다음과 같다.

$$Y = X\beta + \epsilon$$

여기서

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} \\ 1 & x_{12} & x_{22} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{1k} & x_{2k} \end{bmatrix} \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} \quad \epsilon = \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_k \end{bmatrix}$$

을 나타낸다.

따라서  $\beta$ 의 최소제곱법에 의한 추정값  $b$ 는 다음과 같이 된다.

$$\hat{\beta} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} = (X^T X)^{-1} (X^T Y) \quad \dots\dots (3)$$

(2) 第2段階: 最大傾斜方向의 探索 第1段階에서 response surface가 平面近似되어 1次式

$$y = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2, \dots\dots\dots (4)$$

로 주어지는 경우 다음의 探索實驗은 response surface에 接한 最大傾斜方向에 外插한 實驗點에서 實施하면 有效하다.

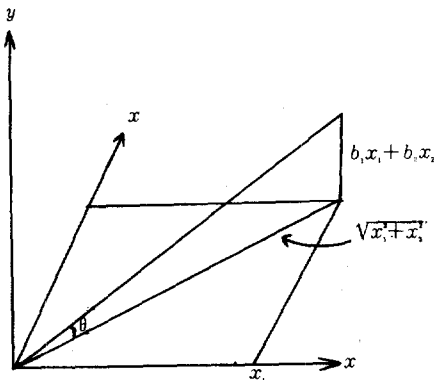
(4) 式의 平面均等한 配置는 [그림 2]로 부터

$$\tan \theta = b_1 x_1 + b_2 x_2 / \sqrt{x_1^2 + x_2^2} \text{로 주어진다.}$$

이것을  $x_1$ 으로 微分하고 零로 놓으면  $x_1 \neq 0, x_2 \neq 0$  일때의 解는

$$\frac{x_2}{x_1} = \frac{b_1}{b_2} \quad \dots\dots\dots (5)$$

로 주어진다.



(그림 2) 最大傾斜方向

따라서 最大傾斜方向은  $x_1$ 과  $x_2$ 의 比를  $b_1$ 과  $b_2$ 의 比에 比列시킨 經路로 주어진다. 最大傾斜方向은 等高線 (Contours line)에 直角方向이 되며, 이 經路에 一致하는 實驗點을 몇個 設定하여 實驗을 하고 response값이 減少하기 始作할때의 實驗點을 얻는다. 探索點 設定의 方法에는 等間隔法, 資金分解法, 피보나치 (Pibonacci) 法, 등이 있다.

(3) 第3段階: Response surface形状의 探究 最大傾斜方向에 最大Response를 주는 實驗點 R이 探索되면 頂上附近에 到達했다고 判斷하고, R 附近의 曲面形状을 探索한다. 따라서 獨立變數가 2因子일 경우 Response function을 求하면 (2) 式을 最小제곱法에의거

$$\hat{y} = b_0 + \sum_{i=1}^k b_i x_i + \sum_{i \leq j}^k b_{ij} x_i x_j, \quad \dots\dots\dots (6)$$

式으로 表現할 수 있다.

여기서  $b$ 를  $\beta$ 의 最小제곱법에 의한 推定量 이라면 (3) 式에 의해 求할 수 있다.

위의 (1) 式을 行列을 使用하여 表現하면

$$\hat{y} = b + x^T b + x^T B x \quad \dots\dots\dots (7)$$

라고 쓰여지는데 여기서

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_k \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12/2} & b_{13/2} & \dots\dots & b_{1k/2} \\ b_{21/2} & b_{22} & b_{23/2} & \dots\dots & b_{2k/2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{symmetric} & b_{33} & \dots\dots & b_{3k/2} & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & b_{kk} \end{bmatrix}$$

을 나타낸다.  $\hat{y}$ 를 最大 또는 最少化하는  $x$ 의 값을 求하기 위하여  $\hat{y}$ 를  $x$ 로 偏微分하면

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x} = \frac{\partial}{\partial x} [b_0 + x^T b + x^T B x] = b + 2 B x$$

만약 어떤點  $x_0$ 가  $\hat{y}$ 를 最適化 한다면 이 點에서 偏微分의 값이 零이 되어야하므로

$$b + 2 B x_0 = D \quad \dots\dots\dots (8)$$

따라서  $x_0$ 을 定常點(stationary point)이라 부르면

$$x_0 = -B^{-1} b / 2 \quad \dots\dots\dots (9)$$

에 의하여 얻어질 수 있다. 이 定常點  $x_0$ 는 適合된 反應表面上 다음의 3가지중의 하나가 될 것이다.

- 1)  $\hat{y}$ 이 最大値를 얻게 되는  $x_0$ 의 點
- 2)  $\hat{y}$ 이 最小値를 얻게되는  $x_0$ 의 點
- 3)  $\hat{y}$ 이 最大도 아니고 最小도 아닌 鞍點(Saddle Point)

그런데  $\hat{y}$ 의 값을最適시키는  $x_0$ 의 값을 찾는方法과  $\hat{y}$ 의 값을 나타내는 反應表面의 形態는 (7)式으로부터 推測하기란 매우 어려운 일이며, 等高線을 그리는 일도 용이한 일은 아니다. 그러나 正準分析(Canonical Analysis)은 많은 資料를 우리에게 줄 수 있다.

$x_0$ 에서의 推定値를  $\hat{y}_0$ 라고 하자 (7)式으로부터  $y = b_0 + x_0^T b + x_0^T B x_0$ 가 되고 이라고 좌표의 原点을  $x_0$ 로 옮기기 위하여

$$Z = x - x_0 \dots\dots\dots(10)$$

라고하자 그리고  $\hat{y} = \hat{y}_0 + Z^T B Z$ 라고 表現된다면 어떤 直交變換  $Z = MW$ 가 存在하게되고  $\hat{y}$ 는 다음式으로 나타낼수 있다.

$$\hat{y} = \hat{y}_0 + \lambda_1 W_1^2 + \lambda_2 W_2^2 + \dots\dots\dots(11)$$

여기서  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$ 는 行列B의 特性根이다.

그리고  $M$ 가 다음과 같이  $k$ 個의 Vector로 構成되어 있고

$$M = (M_1, M_2, \dots, M_k)$$

여기서  $M_i$ 를 구하기 위해서는 다음의 두 方程式을 풀면 된다.

$$(B - \lambda_i I_k) M_i = 0, \quad M_i^T M_i = 1 \dots\dots\dots(12)$$

지금까지 最適反應條件을 決定하는 反應表面의 性質을 알아 보았다. 이제 이와같은 이론이 實際 어떻게 應用되는가를 觀察하여 보기로 하자.

### III. 最適反應實驗決定의 應用

H會社 化學工場에서 styren과 croton aldehyde와 의 高压空重合을 하여 生成되는 重合體의 收率을 올릴 目的으로 實驗을 하여 다음과 같은 結果를 얻었다.

因子	A	B	C	D	F	G	H	I	J
(factor)	反應溫度	stylen	croton aldehyde	前處理方法	時間	觸媒	壓力	容器	세척法
水準 1	60°C	4 ml	8 ml	D <sub>1</sub>	40min	열 촉 매	500 kg/cm <sup>2</sup>	I <sub>1</sub>	J <sub>1</sub>
水準 2	80°C	8 ml	16ml	D <sub>2</sub>	30min	A I B N	800 kg/cm <sup>2</sup>	I <sub>2</sub>	J <sub>2</sub>

여기서 交互作用(interaction)이 있을것 같은  $A \times B, B \times G, C \times H, I \times J$ 를 구하려고 한다. 따라서  $L_8(2^7)$  直交配列表(Orthogonal array table)를 利用하여 全体를 random하게 實驗한후 寄與率이 큰 Vital 要因을 抽出하고, Box-Wilson法으로 反應溫도와 反應時間을 中心으로 最適條件을 求하여 보고자 한다.

第1段階의 節次에 의거 response를 推定한 結果線形近似하여  $\hat{y} = 14.58 + 1.53X_1 + 1.43X_2$ 式을 얻었다. 그리고 第2段階의 節次에 의거 最大傾斜方向(Predicted path of steepest ascent)을 (5)式에 의거 구하였다.

第3段階의 節次에 의거 response探索點 $Q_0$ 를 中心으로  $3^2$ 型의 實驗配置를 計劃하고 random으로 實驗한 結果 다음과 같이 되었다. 여기서

$$x_1 = (\text{溫度 } (^\circ\text{C}) - 80) / 5, \quad x_2 = (\text{時間 } (\text{min}) - 58) / 5$$

로 獨立變數 값을 變數變換하였다.

$$D = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 \\ 1 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & -1 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & -1 \\ -1 & 1 \\ -1 & 0 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} y \\ 27.3 \\ 28.1 \\ 26.5 \\ 29.0 \\ 30.1 \\ 28.5 \\ 25.7 \\ 28.2 \\ 27.2 \end{bmatrix}$$

2次多項回歸模型을 假定하여 最小제곱法에 의해  $b$ 를 推定하면 (6)式에 의거

$$\hat{y} = 30.16 + 0.13x_1 - 0.03x_2 - 2.04x_1^2 - 1.44x_2^2 + 0.575x_1x_2$$

을 얻는다. 또한 (9)式에 의해 定常點을 얻으면

$$x_0 = -B^{-1}b/2 = \begin{bmatrix} 0.0342 \\ 0.0172 \end{bmatrix} \text{ 이 된다.}$$

따라서 反應表面의 形態를 세밀히 分析하기 위하여 正準分析의 B의 特性根을 구하면  $[B - \lambda_i I_k]$ 式에 의해

$\lambda_1 = -2.15, \lambda_2 = -1.33$ 을 얻게 된다. 上記  $x_0$ 에서 反應을 (11)式에 의해 計算해 보면  $y_0 = 30.161$  이므로  $y = 30.161 - 2.15W_1^2 - 1.33W_2^2 \dots\dots\dots (11-1)$  이 된다.

따라서  $x_0$ 가 最大点이라는 것을 알 수 있으며, 새로 얻어진  $W_1$ 과  $W_2$ 가 변함에 따라서 減少되는 것을 알 수 있다.

이제, 獨立變數 값을 實際의 값으로 變換하면 最適條件의 溫度는  $80.171^\circ\text{C}$  이고 時間은  $58.086$ 분이 된다. (11-1)式에 있는  $W_1$ 과  $W_2$  그리고  $X_1$ 과  $X_2$ 의 關係를 糾明하기 위하여 (12)式을 利用하면  $i=1$  이고  $\lambda_1 = -2.15$ 일때

$$\begin{bmatrix} 0.11 & 0.2875 \\ 0.2875 & -0.72 \end{bmatrix} [l_{11}, l_{12}] = 0, \quad l_{11} + l_{12} = 1$$

이라는 條件下에서 解는  $l_{11} = 0.926, l_{12} = -0.379$  을 얻는다. 마찬가지로  $i=2$  이고  $\lambda_2 = -1.33$ 일때도  $l_{21} = 0.379, l_{22} = 0.926$ 을 얻는다. 그러므로 變換行列  $M$

은  $M = \begin{bmatrix} 0.926 & 0.379 \\ -0.379 & 0.926 \end{bmatrix}$  이고,  $W = M^T Z$  式으로 부터  $W$ 와  $X$ 와의 關係는  $W = M^T (X - x_0)$  이므로

$$\begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.926 & -0.379 \\ 0.379 & 0.926 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 - 0.0342 \\ X_2 - 0.0172 \end{bmatrix}$$

이 된다.

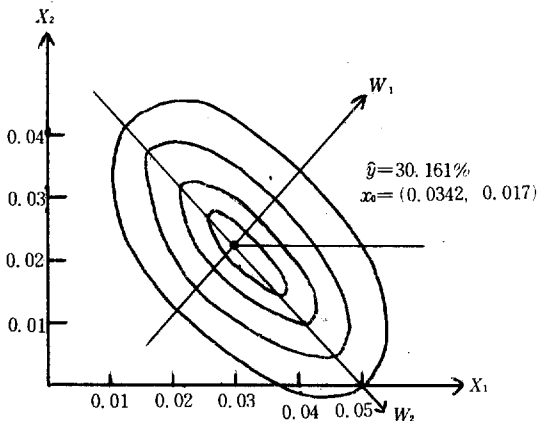
따라서

$$W_1 = 0.926(X_1 - 0.0342) - 0.379(X_2 - 0.0172)$$

$$W_2 = 0.379(X_1 - 0.0342) + 0.926(X_2 - 0.0172)$$

이 된다.

이제 이들의 變數의 關係를  $\hat{y}$ 의 等高線表와 같이 그림으로 나타내보면 (그림 3)과 같이 된다.



[그림 3]  $X$ 와  $W$ 의 관계 및  $\hat{y}$ 의 等高線表

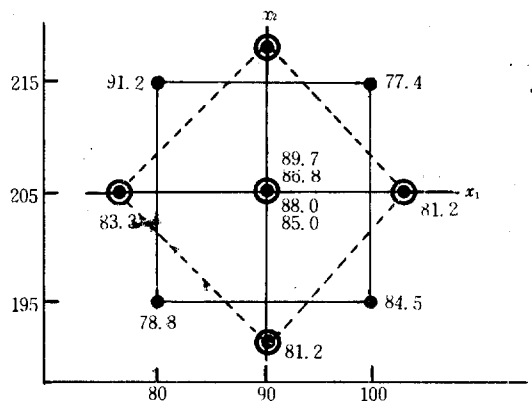
(그림 3)을 자세히 觀察해 보면  $W_1$ 과  $W_2$ 가 ( $W_1, W_2$ ) = (0, 0)에서 움직임에 따라  $\hat{y}$ 의 값이 減少 되는 것을 알 수 있고, 그 減少의 精度는  $W_2$ 쪽이 빠르다는 것을 알 수 있다.

#### IV. 直交중심 合成計劃의 適用

Box-Wilson法에 의한 研究에서의 3<sup>2</sup>要因實驗法은  $\beta_{11}, \beta_{22}$ 의 推定이 精度가 떨어져지고, 要因數가 增加하면 處理의 組合數가 急激하게 增加한다는 缺點이 있다.

따라서 實驗數를 增加하지 않고 2<sup>n</sup>型 實驗에서의 實驗點을 몇 個 더 追加하므로써 second-order coefficient도 推定이 되도록 實驗計劃하는 合成計劃(Composite designs)을 利用하면 Box-Wilson法의 第1段階로부터 第3段階까지의 展開가 便利하다. 그리고 追加하는 實驗點의 水準을 扞하는 法에 의하여 여러 가지 合成이 可能한데 이中 代表的인 것을 들어보면 (1) 探索하고자 하는 領域에 대하여 計劃을 對稱으로 두는 中心合成 計劃이 있고, (2) 實驗範圍의 어느 한 方向의 延長에 追加實驗點을 計劃하는 直交中心合成計劃(Orthogonal Central Composite design)이 있다. 이 論文에서는 直交中心合成計劃의 實際 應用 例를 다루어 보겠다.

어떤 化學工場에서 生産되고있는 製品이 마지막 工程에서 2個의 因子에 의하여 收率에 많은 影響을 받는다고 한다. 따라서 反應時間과 反應溫度에 따라 製品의 收率에 어떤 變化가 오는지 알아 보기위해 回轉可能한 Octagonal design의 直交중심合成計劃으로 6回追加 實驗한 例는 다음과 같다.



[그림 4] 6回追加實驗한 Octagonal design

追加實驗하기 前에 原 Data를 分散分析(ANOVA)을 하면 不適合(lack of fit)이 高度로 有意하므로 Second order coefficient를 구할수 있다고 判定된다. 그러므로

$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_1^2 + \beta_4 x_2^2 + \beta_5 x_1 x_2$  式의 回歸model이 成立된다. 따라서 追加實驗한 Data는 다음과 같다.

여기서  $x_1$ 과  $x_2$ 는 다음과 같이 變數變換한 것이다.

$$x_1 = \frac{\text{time} - 90 \text{ min}}{10 \text{ min}}$$

$$x_2 = \frac{\text{temp} - 205^\circ\text{C}}{10^\circ\text{C}}$$

block	RUN	time(分)		temp(°C)		design matrix		Response y
		$x_1$	$x_2$	$x_1$	$x_2$			
I	1	90	205	0	0	88.0		
	6	90	205	0	0	86.8		
	2	80	195	-1	-1	78.8		
	4	100	195	1	-1	84.5		
	5	80	215	-1	1	91.2		
	3	100	215	1	1	77.4		
II	12	90	205	0	0	89.7		
	8	90	205	0	0	85.0		
	7	104	205	$\sqrt{2}$	0	81.2		
	10	76	205	$\sqrt{2}$	0	83.3		
	9	90	219	0	$\sqrt{2}$	79.5		
	11	90	191	0	$-\sqrt{2}$	81.2		

이 데이터에 의해 最小제곱法에 의거  $b$ 를 (6) 式으로 推定하면

$$y = 87.38 - 1.38x_1 + 0.36x_2 - 2.14x_1^2 - 3.09x_2^2 - 4.88x_1x_2$$

이 된다. 그리고 (9) 式에 의거 定常點은

$$x_0 = -B^{-1}b/2 = \begin{bmatrix} -3.902 \\ 3.139 \end{bmatrix}$$

이 된다.

따라서 反應表面의 形態를 세밀히 分析하기 위하여 正準分析  $B$ 의 特性根을 구하면  $\lambda_1 = -5.10$   $\lambda_2 = -0.14$  가 되고 正準方程式(Canonical equation)은 다음과 같이 된다.

$$y = 90.64 - 5.10W_1^2 - 0.14W_2^2$$

$\lambda_1$ 과  $\lambda_2$ 가 모두 零보다 작으므로  $\hat{y} = 90.64$ 가 最大

值임을 알 수 있고, 反應時間은 약 51分, 反應溫度는 약  $236^\circ\text{C}$ 가 最適反應 條件이라 볼 수 있다. 그리고  $W_1$ 과  $W_2$  및  $x_1$ 과  $x_2$ 의 關係를 糾明하기 위하여  $W$ 를 구해보면

$$W_1 = 0.64(x_1 + 3.902) + 0.77(x_2 - 3.139)$$

$$W_2 = -0.77(x_1 + 3.902) + 0.64(x_2 - 3.139)$$

을 얻게 된다.

## V. 結 論

反應表面分析의 實驗計劃은 統計的分析을 통하여 反應을 最大 또는 最小化시키는 等高線表上에서의 反應과 因子間의 相互關係를 糾明하는데 有益한 資料를 제공해 준다. 따라서 反應表面을 統計적으로 알아낸다는 것은 工業的 應用에 큰 공헌을 하며, 品質管理面에서도 많은 資料를 提供할 수 있다. 實際에 있어서 精度(Precision)가 좋은 反應表面分析은 좋은 實驗計劃法에서 나온다고 말할 수 있다. 本論文에서는 널리 利用되고 있는 中心合成計劃과 回轉計劃의 長點을 살린 回轉可能한 直交中心合成計劃을 利用하여 實驗하여 본 結果 이것이 더 效果的임을 보여 주었다. 그리고 本論文에서는 Box-Wilson法과 直交中心合成計劃法의 두가지 適用 例를 들었는데 이것은 이들 方法이 實際問題에 應用될 수 있음을 보여 줌과 同時에 後者の 方法을 適用하므로써 더욱 效果를 얻을 수 있음을 보여주기 위한 것이다.

끝으로 反應表面分析의 實驗計劃은 統計學을 통한 應用에 널리 보급되리라 믿는다.

## References

- 1 J Stuart Hunter : Design of Experiments  
Course for response surface methodology (sixth printing 1977)
- 2 Box-G. E. P and K B, Wilson : "On the Experiments Attainment of Optimum Conditions" Journals of Royal Statistical Society 28, 195~241 (1957)
3. Box G. E. P and J Stuart Hunter : "Multifactor Experimental Design for Exploring Response Surface" Annals of Mathematical Statistics 28(1) 195(1957)
4. Myers R. H : Response Surface Methodology, allyn and Bacon Inc Boston(1976).
5. Sung H Park :An Application of Response Surface Experiments to Control the quality of Industrial Products :Model Fitting and Predition of Response Journal of the KSQC.Vol6, No1(1978)
6. 実験計画 上,下巻 및 補助教材 : (韓國工業標準協會)