

범주형 품질특성의 최적설계 사례연구

박종인 · 배석주[†] · 김만수

한양대학교 산업공학과

Case Studies on the Optimal Parameter Design with Respect to Categorical Characteristics

Jong In Park · Suk Joo Bae[†] · Mansoo Kim

Department of Industrial Engineering, Hanyang University

A variety of statistical methods are applied to model and optimize responses, related to product or system's quality, in terms of control and noise factors at design and manufacturing stages. Most of them assume continuous response variables but, assessing the performance of a product or system often involves categorical observations, such as ratings and scores. Although most previous works to deal with the categorical data provide sophisticated response models and ensure unbiased outcomes, they require heavy computation to estimate the model parameters, as well as enough replications. In this study, we present some practical approaches for optimal parameter design with ordered categorical response when only a few or no replication is available. Two real-life examples are given to illustrate the presented methods.

Keywords : Categorical Response, Optimal Parameter Design, Logistic Regression, Spearman's Rank Correlation

1. 서 론

최근 십 수 년에 걸쳐 놀라운 성장을 보인 정보통신 기술은 21세기를 고객만족의 시대로 탈바꿈시키고 있다. 21세기의 고객은 매우 능동적이고, 인터넷 등을 통해 풍부한 정보를 손쉽게 접근하며, 보다 높은 기대 수준을 가지고 있는 것이 특징이다. 이러한 고객의 특징을 고려해 볼 때 과거 수준의 기업 대응력만으로는 고객 만족 달성이 요원하며, 이미 원가 경쟁력 기반을 상실한 국내 기업들은 특히, 품질 경쟁력 확보만이 유일한 해결책이 되고 있는 실정이다.

국내외, 제조업을 포함한 서비스 업종의 수많은 기업들이 Six sigma 활동 등의 품질혁신활동을 통해 제품 품질의

제고를 꾀하고 있으며, 상당수 적지 않은 성공을 거두고 있는 것으로 보고되고 있다[2, 3]. 혼장의 품질개선을 위해 활용되고 있는 대부분의 통계적 방법들은 직접적인 개선대상이 되는 고객 요구 품질 특성(Critical To Quality, CTQ) 등이 연속형(Continuous)임을 가정하고 있다. 그러나, CTQ는 사용자 입장에서의 품질에 기초하기 때문에 제품 또는 서비스의 기술적 특성보다는 감성품질과 같이, 그 속성(Characteristic)이 정량적인 값이 아닌 범주 (Category)로 주어지는 경우가 많다. 예를 들면, 여성용 화장품 등의 주요 소비자의 경우, 제품에 대한 품질평가는 상당 부분 주관적인 방법에 의존하며, '만족' 또는 '불만족' 등의 범주로 주어진다. 산업용 제품의 경우에도 건축용 바닥재의 색감과 같은 품질특성 등은 객관적인 계량이 어

논문접수일 : 2009년 07월 30일 논문수정일 : 2009년 08월 27일 게재확정일 : 2009년 09월 01일

[†] 교신저자 sjbae@psm.hanyang.ac.kr

* 이 논문은 2007년도 정부재원(교육인적자원부 학술 연구조성사업비)으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었음(KRF-2007-331-D00539).

려워 만족도의 형태로 측정되는 것이 일반적이다.

기존의 연속형 데이터를 취급하는 상황과는 달리, 범주형 속성을 갖는 이들 품질특성에 대한 최적화는 별도의 분석도구가 요구된다. 예를 들어, Chipman and Hamada[5], Sohn[9]은 순서화된 범주형 특성에 대한 공정조건의 강건 설계(Robust design)를 위해 로지스틱 회귀모형(Logistic regression model)을 가정하고 모형 모수의 베이지안 추정 방법(Bayesian estimation)을 제시하였다. 김상철 등[1]은 로지스틱 모형과 제품의 판매단가를 고려한 시뮬레이션 과정을 통해 제강공정의 최적조건을 결정하였다. 한편, Joseph and Wu[8]는 통계적 실험계획의 각 수준조합에서 관측되는 범주형 특성의 정보량을 극대화하기 위해, 이미 알려진 특정 제어인자(Control factor)를 활용해 빈번한 고장관측이 가능하게끔 하는, 소위 고장 증폭 법(Failure amplification method)이라는 공학적 접근법을 제안하였다.

이들 기존 방법은 기본적으로 반응변수(Response variable)에 대한 정교한 모형화 과정의 개발을 추구하고 있기 때문에 신뢰성이 높은 결과를 제시해줄 수 있는 장점이 있다. 그러나, 대부분의 경우 다수의 반복실험을 전제하고, 또한 복잡한 계산과정을 요구하므로 현장에 적용하기 쉽지 않다는 단점을 가지고 있다.

그러므로, 본 연구에서는 소규모의 반복이나 반복실험이 없는 경우에 현장에서 누구나 손쉽게 최적 조건을 결정할 수 있는 접근법을 실증적으로 제시하고자 한다. 제 2장에서는 소규모의 반복실험이 가능한 경우 로지스틱 회귀(Logistic regression)를 이용한 반응변수 모형화와 최적화 과정을 살펴본다. 제 3장에서는 반복실험이 불가능한 경우 대용특성을 이용한 최적화 과정을 제시한다. 제 4장에서는 실 사례를 통해 제안한 접근법의 적용과정을 설명하고, 끝으로 제 5장에서는 결론을 도출한다.

2. 로지스틱 회귀

반복실험이 가능하나 소규모로 제한된 경우, 로지스틱 회귀분석을 통해 설계변수의 최적조건을 설정할 수 있다. 로지스틱 회귀분석은 반응변수 y 가 범주형 데이터일 때, 하나 또는 그 이상의 설명변수(또는 설계변수) x 와 반응 변수간의 관계를 규명하기 위한 회귀분석 방법이다. 로지스틱 회귀분석에 대한 내용은 Agresti[4]와 Hosmer and Lemeshow[7]가 자세하게 언급하고 있다. 여기서는 이차형 로지스틱 회귀모형(Binary logistic regression model)을 중심으로 개략적인 데이터 분석과정을 소개한다.

반응변수 관측치 y_i 는 0 또는 1의 값을 가지며, 아래의 베르누이 확률분포로부터 추출된 확률변수라 가정하자.

$$f(y_i) = \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

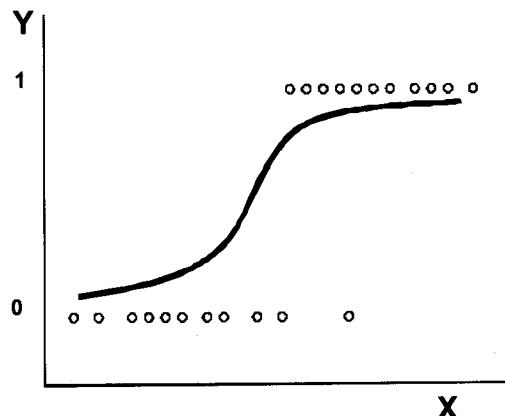
단, $\Pr(y_i = 1) = \pi_i$, $\Pr(y_i = 0) = 1 - \pi_i$. 반응변수의 기대값은 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$E(y_i) = 1 \times \pi_i + 0 \times (1 - \pi_i) = \pi_i \quad (2)$$

일반적으로 반응곡선은 설명변수에 대해 비선형이며, S자 곡선형태의 함수(<그림 1> 참조)로 표현될 수 있다.

$$E(y) = \pi = \frac{\exp(x_i' \beta)}{1 + \exp(x_i' \beta)} \quad (3)$$

단, $x_i' = (1, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$ 는 설명변수 벡터, $\beta' = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k)$ 는 데이터로부터 추정해야 하는 회귀모형 모수를 나타낸다. 식 (3)은 로짓함수(Logit function)라 불리며, 기타 연결함수(Link function)로 프로빗 함수(Probit function) 등이 사용되기도 한다[4, 7].



<그림 1> 로짓함수 곡선

적절한 변환을 통해, 식 (3)은 다음과 같이 선형화된 로지스틱 회귀모형으로 나타낼 수 있다.

$$\phi_i = \ln\left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right) = x_i' \beta, \quad (4)$$

로지스틱 회귀모형의 추정은 가중 최소 제곱법(Weighted least squares method)과 최우 추정법(Maximum likelihood method)의 두 가지 접근법을 활용할 수 있다. 가중 최소 제곱법은 각 설명변수의 수준에서 반응변수의 반복적 관측이 비교적 많은 경우 사용되며, 이들 반복 관측치

로 π_i 에 대한 경험적 추정치를 구한 후, 식 (4)를 이용해 회귀모형 모수를 추정하게 된다. 그러나, 반복적인 관찰이 없거나, 아주 작은 경우가 대부분이므로 최우 추정법을 주로 사용한다.

관측치 $y_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 가 주어져 있을 때, 우도함수는 식 (1)을 이용하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$L(y_1, y_2, \dots, y_n; \beta) = \prod_{i=1}^n \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{1-y_i} \quad (5)$$

각 설명변수 x_i 에서 m_i 의 반복관측이 이루어진 경우, 식 (5)에 대수를 취하면

$$\begin{aligned} L(y_1, y_2, \dots, y_n; \beta) \\ = \prod_{i=1}^n \{y_i \ln \pi_i + (m_i - y_i) \ln(1 - \pi_i)\} \end{aligned} \quad (6)$$

과 같이 정리된다. 식 (6)을 최대화 시키는 회귀모형 모수는 수치적 방법을 통해 결정할 수 있으며, Hosmer and Lemeshow[7]에서 구체적으로 언급하고 있다.

전체 회귀식의 유의성 (Significance) 평가는 우도비 검정 (Likelihood ratio test)을 이용한다. 즉, $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$ 을 가정해서 구한 최대우도 함수를 L_0 이라 할 때, 이에 대응한 대립가설 하에서의 최대우도 L_1 간의 차이에 대한 통계량

$$D = -2(\ln L_0 - \ln L_1) \quad (7)$$

은 근사적으로 카이제곱 분포를 따른다. 이렇게 계산된 값이 임계치보다 작으면 가정한 전체 회귀식이 유의하다고 할 수 있다[7]. 아울러, 개별 회귀계수에 대한 유의성 평가는 Wald test를 이용한다. Wald test의 통계량은 각 회귀계수 최우 추정값과 이에 대응하는 표준오차 (Standard error)를 비교한 형태로

$$Z_j = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \quad (8)$$

이며, 시료수가 클 때, 상기통계량은 표준정규분포를 따른다고 알려져 있다. 통계량에 대한 관측치가 임계치보다 크면 해당 설명 변수는 반응변수에 유의한 영향을 끼친다고 할 수 있다[4, 7]. 모형 적합도 검정 (Goodness-of-fit test)을 위한 기타 접근방법은 Agresti[4]와 Hosmer and Lemeshow[7]이 자세하게 언급하고 있다.

설명변수가 연속형인 경우, 추정된 로지스틱 회귀모

형을 이용하여 해당 설명변수의 최적수준을 탐색할 수 있다. 본 연구에서는 신뢰구간 (Confidence interval)의 개념을 이용하여 비교적 손쉽게 최적조건을 결정하는 방법을 제시하고자 한다.

최우 추정량이 점근적으로 정규분포를 따른다는 사실을 이용하면, 설명변수 x_i 에서의 $\hat{\phi}_i$ 에 대한 $100 \times (1 - \alpha)\%$ 신뢰구간은 다음과 같이 쉽게 정리될 수 있다.

$$\hat{\phi}(x) \pm z_{1-\alpha} \sqrt{\left(\frac{\partial \phi}{\partial \beta}\right)_{\beta=\hat{\beta}} \widehat{\Sigma}_{\beta} \left(\frac{\partial \phi}{\partial \beta}\right)_{\beta=\hat{\beta}}} \quad (9)$$

단, $\widehat{\Sigma}_{\beta}$ 는 회귀계수 추정량의 공분산 행렬, $z_{1-\alpha}$ 는 표준정규분포의 $100 \times (1 - \alpha)\%$ 백분위수를 각각 나타낸다. 예를 들어, π 는 수율을 나타내고 수율에 대한 최소 목표치가 $P_T x$ 으로 주어져 있는 경우, 아래 식을 만족시키는 x^{opt} 를 수치적으로 계산할 수 있다.

$$\hat{\phi}(x) - z_{1-\alpha} \sqrt{\left(\frac{\partial \phi}{\partial \beta}\right)_{\beta=\hat{\beta}} \widehat{\Sigma}_{\beta} \left(\frac{\partial \phi}{\partial \beta}\right)_{\beta=\hat{\beta}}} \geq \ln\left(\frac{P_T}{1-P_T}\right) \quad (10)$$

3. 대용특성 분석

고가의 실험비용이 요구되거나 반복실험이 기술적으로 불가능한 경우에는 제 2장에서 소개한 로지스틱 회귀분석의 적용이 곤란하다. 본 절에서는 반복이 없는 경우, 범주형 품질특성과 밀접한 관계를 갖는 연속형의 대용특성을 찾고 이를 이용해 최적설계조건을 찾는 접근법을 제안한다.

유효한 대용특성을 선정하기 위해, 먼저 사전에 기술적인 검토과정을 통해 대안이 될 수 있는 연속형 품질특성을 탐색하는 것이 필요하다. 이때, 상관분석 (Correlation analysis) 등의 통계적 방법을 적용함으로써 변수선정 과정의 주관성을 최소화할 수 있다. 본 연구에서는 범주형인 원 변수의 속성을 고려한 상관분석을 위해 스피어만의 순위상관계수 (Spearman's rank correlation coefficient)의 적용을 제안한다.

설명변수 x_i 에서 품질특성을 순서형 범주 (ordinal category) 형태로 나타낼 수 있다고 가정하자. 예를 들면, n 개의 상이한 설계조건 x_i 에서 각각 얻어진 제품 품질의 상대비교를 통해 품질순위가 각각 R_i 로 주어진다고 가정하자. 아울러, 각 제품의 대용특성 S_i 를 오름차순 또는 내림차순으로 나열하여 관측된 순위를 C_i 라 하자. 원 변수와 대용특성 간의 스피어만 순위상관계수 ρ 는 다음과 같이 정의될 수 있다[6].

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (R_i - C_i)^2}{n^3 - n} \quad (11)$$

동률순위가 발생하는 경우, 동률인 개체의 수가 작은 경우에는 식 (11)을 사용해도 무방하나, 대부분의 경우 아래의 식으로 계산한다[6].

$$\rho = \frac{n^3 - n - \{(\sum T_R + \sum T_C)/2\} - 6 \sum_{i=1}^n (R_i - C_i)^2}{\sqrt{(n^3 - n - \sum T_R)(n^3 - n - \sum T_C)}} \quad (12)$$

단, $T = t^3 - t$, t 는 동률순위 개체 수를 나타낸다.

두 특성간의 상관관계가 유의한지에 대한 가설검정은 먼저 식 (11) 또는 (12)에 의해 샘플 상관계수를 계산하고, 주어진 유의수준에 해당하는 기각치(critical value) δ 와 비교하여, 아래를 만족시키면 상관관계가 유의하다고(즉, 상관계수는 0이 아님) 판단한다.

$$\begin{aligned} \text{양측검정} & : |\rho| \geq \delta \\ \text{단측검정(양의 상관)} & : \rho \geq \delta \\ \text{단측검정(음의 상관)} & : \rho \geq -\delta \end{aligned} \quad (13)$$

Zar[10]는 시료수 4에서 100까지, 자유도 $(n - 2)$ 에 대한 기각치 δ 를 계산하여 도표화하였다.

상기 과정을 통해 상관관계가 검증된 대용특성을 이용하여 설명변수 x_i 에 따른 예측모형을 구축하고, 이를 기반으로 최적설계조건을 결정할 수 있다.

본 절에서 제시한 대용특성을 이용한 접근법은 반복관측이 충분한 경우에도 효과적인 대안으로 활용될 수 있다. 즉, 품질특성이 상, 중, 하 등 소수의 범주로 구성되는 경우, 동일 범주 내의 제품 간에 존재하는 미묘한 품질차 이를 대용특성을 통해 정량적으로 반영할 수 있는 장점이 있다. 또한, 반응표면분석(response surface methodology) 등을 이용해 다수의 반응변수에 대한 최적화를 진행하는 경우, 최적화 대상이 되는 모든 반응변수가 연속적인 값으로 표현된다면, 최적화 과정이 비교적 용이하게 이루어질 수 있다.

4. 실제 적용 사례

4.1 사례 1

여성용 파운데이션 화장품에 대해 소비자가 인식하는 주요품질 중 하나인 ‘보습효과’는 흔히 ‘촉촉함’이라 불

리는 감성품질항목이다. 뛰어난 보습효과를 유지하기 위해 파운데이션의 기본조성 중 특정 성분 A의 함유량을 최적화하기 위한 실험을 진행하였다.

해당 품질 항목이 소비자의 주관적인 판단에 의존하기 때문에 소규모의 평가단 (10명)을 구성하고 A의 함유량이 서로 다른 시료를 사용하게 하여 그 만족도를 측정하였다(<표 1> 참조).

<표 1> A 함유량에 따른 만족도 결과

함유량(mg)	만족	불만족
1.5	10	0
5.5	10	0
7.4	10	0
10.3	10	0
13.5	10	0
15.2	9	1
16.5	6	4
22.3	4	6
28.7	1	9
35.1	0	10

수집된 데이터를 기초로 함유량에 따른 만족도의 변화를 정량화하기 위해 로지스틱 회귀분석을 실시하고 그 결과를 <표 2>에 정리하였다.

분석결과, 회귀계수는 각각 7.2161, -0.3482로 추정되었으며, 함유량은 기대했던 바와 같이 보습효과 만족도에 유의한 영향을 주는 것으로 나타났다(음의 상관관계). 아울러, 전체 회귀식은 유의한 것으로 판단되며, 세 가지의 모형 적합도 검정도 만족스러운 것으로 나타났다.

보습효과에 대한 해당 제조업체의 최소 목표치는 $P_T = 0.8$ 로 주어졌다. 회귀계수의 공분산 행렬은

$$\widehat{\Sigma}_{\beta} = \begin{pmatrix} 1.4297^2 & -0.1012 \\ -0.1012 & 0.0736^2 \end{pmatrix}$$

으로 계산되며, 목표 만족도를 달성하는 A의 한계 투입량 x^{opt} 은 다음 식을 통해 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} (7.2161 - 0.3482 \times x^{opt}) - (1.6448 \times \sqrt{1.4297^2 - 2 \times 0.1012 \times x^{opt} + (0.0736 \times x^{opt})^2}) \\ \geq \ln(0.8 / (1 - 0.8)) \end{aligned}$$

수치적 방법을 적용한 결과, $x^{opt} \leq 14.4$ 의 결과를 얻었으며, 한계 함유량 14.4에서의 평균 만족도는 약 90%

로 계산된다.

<표 2> <표 1>에 대한 로지스틱 회귀결과

Binary Logistic Regression: Success, Fail versus Content(mg)					
Response Information					
Variable	Value	Count			
Success	Success	70			
Fail	Failure	30			
Total		100			

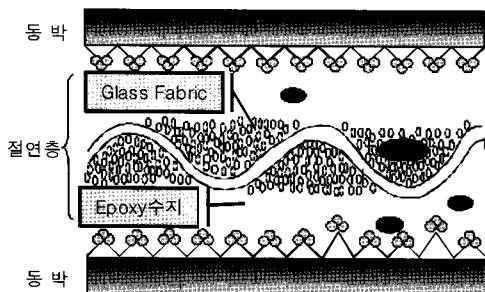
Logistic Regression Table					
Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio
Constant	7.21608	1.42982	5.05	0.000	
Content(mg)	-0.348254	0.0735754	-4.73	<u>0.000</u>	0.71

Log-Likelihood = -22.638
P-Value = <u>0.000</u>

Goodness-of-Fit Tests					
Method	Chi-Square	DF	P		
Pearson	4.71758	8	0.787		
Deviance	5.35175	8	0.719		
Hosmer-Lemeshow	4.71758	8	0.787		

4.2 사례 2

연성회로기판(Flexible Printed Circuit Board, FPCB)은 전자제품이 소형화되고 복잡해지는 추세에 대응하기 위해 기존의 인쇄회로기판의 약점을 극복한 새로운 전자부품으로, 노트북 컴퓨터, 카메라, 휴대전화, AV 기기 등으로 특히 소형 정밀 전자기기류에 많이 사용되고 있다. FPCB 주요 소재로 사용되는 동박적층판(Copper Clad Laminate, CCL)는 유연성 절연재에 동박을 적층한 소재로, 유리섬유(Glass Fabric, GF), 에폭시 수지(Epoxy Resin), 동박(Copper Foil), 경화제 및 경화촉진제 등이 주요 원재료이다(기본구조는 <그림 2> 참조).

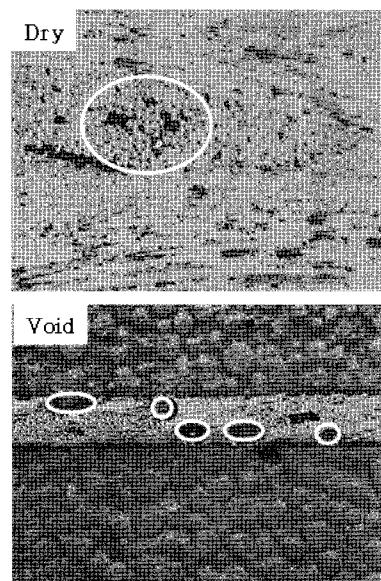


<그림 2> 동박적층판 구조의 개념도

CCL 제조공정은 크게 원재료투입 → 배합 → Treater → 압축(Press)으로 나뉜다. 이 과정 중 발생하는 고질 품질 불량은 관Dry/Void 불량으로 불리는 제품 내 기포현상

이다(<그림 3> 참조). Dry/Void란 절연층에 빈 공간이 생기는 현상으로 최종 PCB 출하 제품의 장기 신뢰성에 큰 영향을 미치는 매우 심각한 품질 불량이다.

Dry/Void는 유리섬유에 수지도포 시 존재하는 기포가 직접적인 원인이며, Dry는 유리섬유 옥내부에서만 존재하므로 옥 사이의 기포가 수지 층으로 빠져나가지 못해 발생하는 것으로 판단되며, 수지 층 사이에 존재하는 Void는 유리섬유 옥 사이에서 빠져나온 기포로 인해 생성되는 것으로 추측하고 있다.



<그림 3> Dry/Void 불량

이들 불량에 대한 공정요인을 찾고 최적공정조합을 결정하기 위해, 특히 불량이 집중적으로 발생한 라인의 6개 월 동안 함침 및 압축(Press) 공정 이력 데이터를 수집하고 통계분석을 통해 잠재공정요인을 탐색하였다. 총 1,279 개 로트 중 불량이 한 개라도 발생한 로트는 “1”, 그렇지 않은 경우는 “0”으로 처리하여 로지스틱 회귀분석을 적용하였다(<표 3> 참조).

전체 회귀식 및 모형 적합도는 만족스러운 수준이며, 불량에 유의한 영향을 보이는 5개 요인을 도출하였다. 압축 시 초기온도(<표 3>의 Start온도)를 제외한 나머지 요인은 원재료나 설비사양에 관련된 것들이므로, 추가 분석에서 배제하였다.

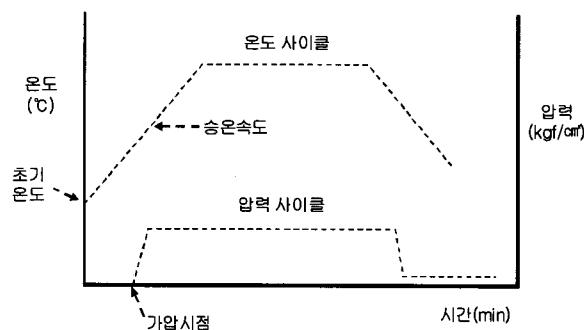
압축 시 초기온도에 대한 상세분석을 위해 <그림 4>의 압축 사이클(Press cycle) 조건에 대한 실험계획을 진행하였다. 단, 초기온도 외에 승온속도와 압력가압시점도 Dry/Void에 유의한 영향을 갖는다고 판단하여 실험인자에 포함시켰다. 각 인자별 수준은 2수준으로 총 8개의 조합에 대해 제품을 생산하고 Dry/Void 품질을 측정하였

다. 단, 공정에 대한 직접적인 실험이기 때문에 실험비용이 비싸므로 단 1회만 실시하였다. 제 3장에 제시한 접근법을 적용하기 위해 대용특성으로는 수지흐름률 (Resin Flow, R/F)을 함께 측정하였다(<표 4> 참조).

<표 3> 공정이력데이터를 이용한 로지스틱 회귀결과

Binary Logistic Regression : Success, Fail versus Content(mg)					
Response Information					
Variable	Value	Count			
Success	Success	70			
Fail	Failure	30			
Total		100			
Logistic Regression Table					
Predictor	Coeff	SE Coef	Z	Odds Ratio	
Constant	7.21608	1.42982	5.05	0.000	
Content(mg)	-0.348254	0.0735754	-4.73	<u>0.000</u>	0.71
Log-Likelihood	=	-22.638			
P-Value	=	<u>0.000</u>			
Goodness-of-Fit Tests					
Method	Chi-Square	DF	P		
Pearson	4.71758	8	0.787		
Deviance	5.35175	8	0.719		
Hosmer-Lemeshow	4.71758	8	0.787		

<표 3> 공정이력데이터를 이용한 로지스틱 회귀결과 Dry/Void 불량률과 수지흐름률 간의 스피어만 상관계수는 0.881로 산출되었으며, 이 값은 자유도 6일 때 유의 수준 5%에서의 기각치 0.738(양측검정), 0.643(단측검정, 양의 상관)보다 크므로 유의한 양의 상관관계가 존재하는 것으로 판단하였다.



<그림 4> 압축 사이클 Profile

대용특성인 수지흐름률을 반응변수로 두고, 3개 주효과외에 2개 교호작용 효과를 포함하여 분산분석을 실시한 결과, 5개 효과 모두 유의한 결과를 얻었다(<표 5> 참조). 본 결과는 이후 신축률 등의 타 품질특성을 함께

고려한 압축 사이클 최적화를 진행하기 위한 반응표면 분석 실험의 기초 자료로 사용되었다.

<표 4> 압축 사이클 실험계획

순위					
초기온도	승온속도	압력가압시점	R/F	R/F	D/Void
+	-	-	0.035	4	3
-	-	+	0.023	6	5
+	+	+	0.021	7	8
-	+	+	0.038	2	4
-	-	-	0.025	5	6
+	+	-	0.037	3	2
-	+	-	0.040	1	1
+	-	+	0.020	8	7

<표 5> 분산분석 결과

Fractional Factorial Fit : RF versus					
Estimated Effects and Coefficients for RF (coded units)					
Term	Effect	Coeff	SE Coef	T	P
Constant		0.029875	0.000125	239.00	0.000
초기온도	-0.003250	-0.001625	0.000125	-13.00	0.006
승온속도	0.008250	0.004125	0.000125	33.00	0.001
입력가압	-0.008750	-0.004375	0.000125	-35.00	0.001
초기온도*승온속도	-0.006750	-0.003375	0.000125	-27.00	0.001
초기온도*입력가압	-0.006750	-0.003375	0.000125	-27.00	0.001

5. 결 론

설계 또는 공정조건의 최적화를 위해서 직접적인 개선대상이 되는 품질특성을 가급적이면 연속형 변수로 관측하는 것이 필요하다. 그러나, 계측기술 상의 어려움, 높은비용의 이유로 인해 현장에서는 종종 범주형 형태로 반응치를 측정하고 있다. 범주형 데이터를 이용한 최적화에 관한 기존의 연구는 대규모의 반복실험을 가정하고 있기 때문에 소규모의 반복실험 또는 단 1회 반복의 범주형 자료만이 주어진 경우, 그 실효성이 의문시된다. 이를 극복하기 위한 접근법으로 본 연구에서는 로지스틱 모형의 신뢰구간 추정치를 이용한 최적화 과정과 피어슨 순위상관계수에 의한 대용특성 분석을 새롭게 제안하였다. 아울러, 이들이 실제 현장의 문제에 효과적으로 적용될 수 있음을 실증적으로 제시하였다.

추후에 연구과제로는 제안된 방법을 통해 추정된 반응모형에 대한 통계적 성질 등의 규명이 요구된다.

참고문헌

- [1] 김상철, 윤원영, 전영록; “다변주 순서형 품질특성을 갖는 제품의 최적 공정조건 결정에 관한 연구”, 품질경영학회지, 32(3) : 109-125, 2004.
- [2] 박연기, 윤철환, 류연호; “국내 6시그마의 현황, 이슈 및 발전방향”, 대한산업공학회지, 32(4) : 253-267, 2006.
- [3] 이팔훈; “한국적 6시그마 정착방향”, 대한산업공학회지, 32(4) : 268-278, 2006.
- [4] Agresti, A.; *Categorical Data Analysis*, Wiley, New York, 2002.
- [5] Chipman, H. and Hamada, M.; “Bayesian Analysis of Ordered Categorical Data from Industrial Experiments,” *Technometrics*, 38(1) : 1-10, 1996.
- [6] Daniel, W. A.; *Applied Nonparametric Statistics*, Duxbury, California, 1998.
- [7] Hosmer, D. and Lemeshow, S.; *Applied Logistic Regression*, Wiley, New York, 2000.
- [8] Joseph, V. R. and Wu, C. F. J.; “Failure Amplification Method : An Information Maximization Approach to Categorical Response Optimization,” *Technometrics*, 46(1) : 1-12, 2004.
- [9] Sohn, S. Y.; “Robust Parameter Design for Integrated Circuit Fabrication Procedure with respect to Categorical Characteristic,” *Reliability Engineering and System Safety*, 66 : 253-260, 1999.
- [10] Zar, Z. H.; *Biostatistical Analysis*, Prentice Hall, New Jersey, 1984.