

## 혼합물실험계획법을 이용한 2차전지의 최적설계 An Optimum Design of Secondary Battery Using Design of Experiments with Mixture

김성준  
 강릉대학교 산업공학과  
 강원도 강릉시 강릉대학로 120

박종인  
 LG화학(주) 혁신지원팀  
 서울특별시 영등포구 여의도동 20

### Abstract

Secondary batteries with high performance are essential in widespread use of modern portable devices such as cellular phones and laptop computers. High energy density, long cycle life, and safety are some of important requirements for secondary battery. To achieve such characteristics, a mixing proportion of electrolyte solution ingredients in the battery should be carefully chosen. In this paper, using statistical design of mixture experiments (DOME), we attempt to find an optimum condition of designing the secondary battery. DOME has a distinct feature in that the experimental region is represented by simplex, rather than hypercube, because the sum of blend proportions should be unity. Several designs based upon this point have been proposed for mixture experiments. Among them, an extreme vertices design is employed in this paper because there are a couple of blend constraints to be considered. In order to investigate how the mixing proportion interacts with other manufacturing factors, a fractional factorial design is also included across the extreme vertices design. As a result, we find that the blend proportion of solution ingredients has a significant effect on battery performances. By simultaneously optimizing two battery capacities, this paper proposes an optimum blend proportion according to process factor settings.

### 1. 서론

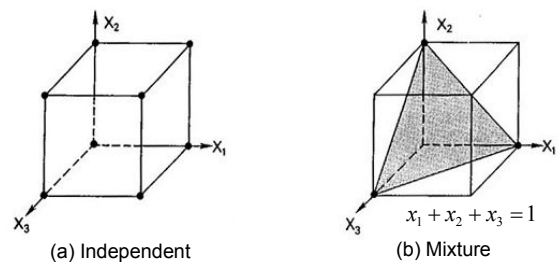
휴대폰이나 노트북컴퓨터 등 모바일 기기의 기능이 강화되고 그 활용도도 크게 증가함에 따라 기기를 작동시키는 전원을 공급하는 2차전지의 역할도 점차 중요해지고 있다. 국내 2차전지 산업은 세계적인 경쟁력을 보유하고 있을 뿐 아니라 앞으로도 시장규모가 계속 확대되어갈 전망이다. 대한민국 차세대 신성장동력 10대 분야에 포함된 것은 어찌보면 당연해 보인다. 2차전지란 재충전해서 다시 쓸 수 있는 전지를 말한다. 최근 차세대 2차전지로서 연료전지(Fuel Cell)가 주목받고 있지만, 아직은 리튬이온(Li-ion) 전지가 2차전지의 대표주자임은 이론의 여지가 없다. Li-ion 전지는 향후 5-10년은 2차전지 시장을 계속 주도할 것으로 예측되고 있으며 따라서 그 성능향상을 위해 많은 R&D 투자가 이루어질 전

망이다[4].

리튬이온 2차전지는 크게 정극(Cathode), 부극(Anode), 전해질(Electrolyte Solution), 격막(Separator)으로 구성된다. 특히 Li-ion 전지의 성능은 전해질 용매를 어떻게 조성하는가에 크게 의존한다. 전해질 용매는 Ethylene(EC), Dimethyle(DMC), Diethyle(DEC), Ethyle-Methyle(EMC) 등과 같은 탄산염의 혼합물으로써 전지 부피의 30% 이상을 차지한다[3, 12]. 본 연구에서는 전해질 용매의 최적 조성비를 찾기 위한 방법론으로서 혼합물 실험계획법(Design of Mixture Experiments, DOME)을 이용한다. 혼합물 실험은 성분비의 합이 1이라는 조건이 수반되는 특징이 있다. 즉 혼합물을 구성하는  $k$ 가지 물질의 성분비를  $x_i (i = 1, 2, \dots, k)$ 라고 하면

$$x_1 + x_2 + \dots + x_k = 1$$

과 같은 제약식이 존재하는 것이다. 여기서  $x_i \geq 0$ 임은 물론이다. 바로 이 때문에 <그림 1>에서 보는 바와 같이 DOME의 실험영역은 Hypercube가 아니라 Simplex로 표현되고 기존 DOE와도 구별된다[1, 7].



<그림 1> DOE와 DOME의 실험영역 ( $k = 3$ )

DOME의 대표적인 예로는 Simplex Lattice Design, Simplex Centroid Design, Lambrakis Design 등이 있으나 본 논문에서는 개별성분비에 대한 제약조건을 수용하기 위해 꼭지점 계획법(Extreme Vertices Design, EVD)을 채택하였다. 아울러, 용매의 성분비와 타 공정변수가 품질특성에 미치는 영향을 파악하기 위해 Resolution IV인 부분요인배치(Fractional Factorial Design, FFD)를 함께 적용한다.

통계적인 실험계획법은 Li-ion 전지의 최적설계를 위해 유용하게 활용될 수 있다. 예를 들어, Chen et al. (1997a)는 직교표  $L_8$ 에 의한 다구치 실험계획법을 이용하여 Cycle Life를 최대화하는 설계조건을

연구하였다. 하지만 Cycle Life와 전해질 혼합비의 관계에 대해서는 다루지 않았다. 또한 Chen et al. (1997b)은 음극과 양극 간의 질량비 (Mass Ratio)가 충전 중 Half-cell Voltage에 유의한 영향을 미친다는 점을 발견하였으나 역시 전해질의 최적 조성은 포함되지 않았다.

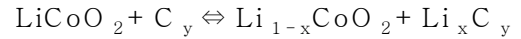
Wilson et al. (1997)은 전극의 대용량화에 필요한 폴리머 합성에 대해 연구하였다. 3가지 성분 Si, C, O의 혼합비에 따라 다양한 시료를 제작하고 Reversible Capacity, Irreversible Capacity, Average Charge Voltage, Average Discharge Voltage 등을 분석하였다. 비록 시료의 상대적인 차이를 Simplex Design Plot으로 표현해서 비교하기는 했지만 체계적인 DOME의 적용은 아니었고 모델링 및 최적화도 이루어지지 않았다.

Smart et al. (2003)은 EC, DEC, DMC, EMC의 혼합비를 1:1:1:2, 1:1:1:3, 1:1:1:4, 15:0:15:70으로 하여 시료를 제작한 후 기존에 연구되었던 제품인 30:70:0:0, 30:0:70:0, 1:1:1:0, 4:4:2:0, 1:0:0:3과 성능을 비교한 결과를 발표하였다. 하지만 연구의 초점이 화성탐사 등과 같은 극한 조건에서 제대로 작동할 수 있는가에 관계된 저온 성능특성에 국한되었으며 DOME에 의한 체계적인 모델링과 최적화는 수행되지 않았다는 점이 한계로 지적된다.

Li-ion 전지의 주요 성능특성으로는 Energy Density, Cycle Life, Conductivity, Operating Temperature Window, Safety, Non-toxicity 등을 들 수 있다[3]. 본 연구에서는 특히 전지의 용량에 관계된 특성으로서  $\gamma$ -rated Capacity ( $y_1$ )와 Irreversible Capacity ( $y_2$ )에 대해 연구한다. 전자는  $\gamma$ 의 비율로 방전시켰을 때 나오는 용량을 말한다.

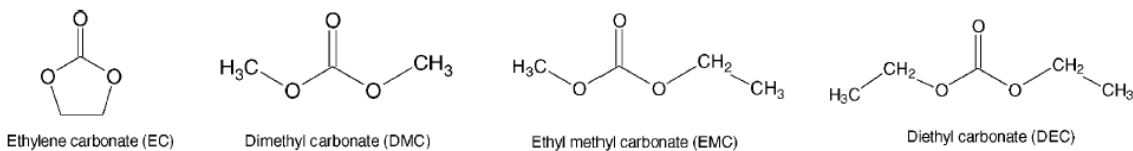
에 대한 모델링 및 최적화의 수행이 가능하도록 하였다. 본 연구의 의의가 있다.

기존 연구와 마찬가지로 본 실험에서도 전해질의 구성성분을 EC, DEC, DMC, EMC의 4가지로 고려하였다. 참고로 이들의 화학적 구조는 다음 <그림 2>에서 보는 바와 같다. 전해질의 역할은 Li-ion이 양극과 음극 사이를 이동할 때 전류를 통하게 하는 것인데 이 과정은 다음과 같이 나타낼 수 있다.



결국 전해질의 조성을 최적화함으로써 위의 화학반응을 원활하게 이루어지도록 돕고자 한 것이다. 본 논문에서는 EC와 EMC를 전해질의 기본적인 조성으로 삼고 여기에 DMC 혹은 DEC를 섞는 방안을 고려하기로 한다. 이렇게 할 경우 Simplex Centroid Design이나 Simplex Lattice Design와 같은 실험계획법을 활용할 수 있으며 그 실험영역은 다음 <그림 3>과 같이 나타낼 수 있다. 그림에서 A, B, C는 각각 EC, EMC, DEC (혹은 DMC)의 성분비율을 의미하고,  $A + B + C = 1$ 임은 물론이다. 이들 계획의 특성과 실험점을 구성하는 방법에 대해서는 참고문헌 [1]과 [7]을 보길 바란다.

하지만 전지의 기능으로 볼 때, 개별 성분의 혼합비율이 특정 범위를 벗어나는 것은 허용할 수 없으므로 실험영역에서도 이를 반영하여야 한다.

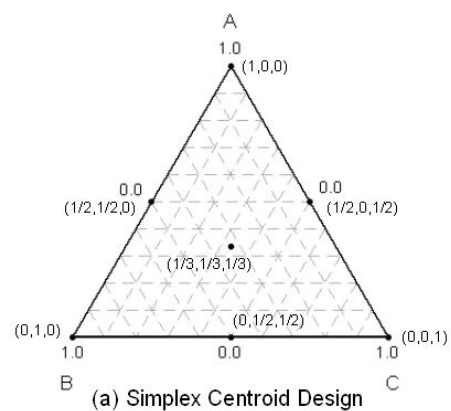


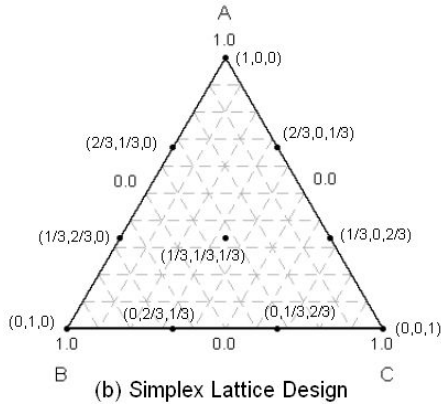
<그림 2> Alkyl Carbonate의 화학구조[12]

실생활에서 100% 비율로 방전시키는 경우는 흔치 않으므로 이 용량특성은 설계관점에서 중요한 의미를 갖는다. 후자는 비가역용량이라고 하는데, 초기 충전시 미반응 리튬이온에 의해 생기는 일종의 결손 용량을 의미한다. 본 논문의 목적은 이들 용량특성이 전해질 조성비나 첨가물질의 양에 따라 어떻게 변화하는가 모델링하고 그에 따른 최적조건을 구하는 데 있다.

## 2. 실험계획

Smart et al. (2003)에서도 기술한 바와 같이, 전해질을 이원 혼합물 (Binary Mixture)보다는 삼원 (Ternary) 혹은 그 이상의 혼합물로 제작하는 것이 보다 바람직하다고 판단되었으므로 본 연구의 범위는 삼원 혼합물로 국한하기로 한다. 단 기존 연구와는 달리 체계적인 DOME를 적용함으로써 용량특성



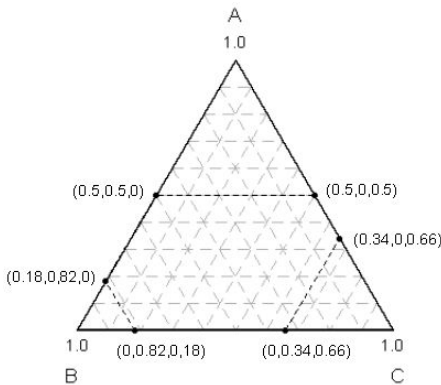


<그림 3> Simplex Design Plots (k=3)

즉  $A + B + C = 1$  말고도

$$\begin{aligned} a_L &\leq A \leq a_U \\ b_L &\leq B \leq b_U \\ c_L &\leq C \leq c_U \end{aligned}$$

와 같이 성분비에 대한 범위제약이 함께 주어질 때에는 <그림 3>의 실험계획을 이용할 수 없고 꼭지점계획법을 이용한다. <그림 4>는 본 논문에서 사용한 꼭지점실험계획을 보여주고 있다.



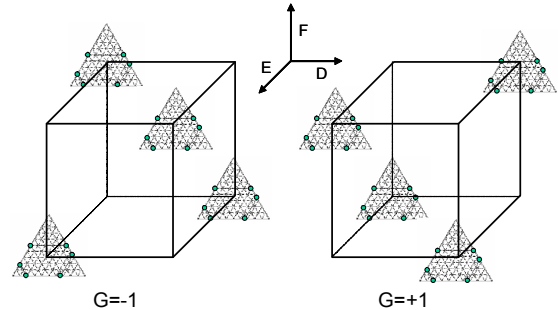
<그림 4> Extreme Vertices Design

단, 구체적인 수치는 대외비인 관계로 그림에는 실제 성분비를 0과 1 사이로 변환한 Pseudo-components로 나타내었다.

그림에서 보는 바와 같이, 본 연구에서는 총 6개의 혼합물 실험점이 포함되었다. 필요하다면 꼭지점 내부에 실험점을 추가할 수도 있겠으나 별도로 다루어야 할 외부인자 때문에 실험규모가 지나치게 커질 우려가 있으므로 혼합물 관련 실험점은 가급적 최소로 유지하고자 하였다.

용매 성분 이외에 본 논문에서 실험에 포함될 인자는 3가지 첨가물질로서 모두 2수준이다. 여기에, 전해질에 혼합할 세 번째 성분을 뜻하는 2수준의 Indicator 변수를 추가함으로써 총 4개의 외부인자를 다루게 된다. 요인배치법에 의한  $2^4 = 16$ 개의 실험점을 모두 포함할 경우 전체 실험규모는  $6 \times 16 = 96$ 회가 되어 너무 방대해진다. 따라서 실험횟수를 8회

로 줄인 부분요인배치  $2^{4-1}_{IV}$ 를 적용하기로 하였다. 결국 <그림 4>의 혼합물 실험점에  $2^{4-1}_{IV}$ 를 교차시킨 형태로서 전체 실험영역은 <그림 5>에서 보는 바와 같다. 단 4개의 인자는 그림에서 D, E, F, G로 표시해 두었다.



<그림 5> EVD와  $2^{4-1}_{IV}$ 에 의한 전체 실험영역

사실 혼합물 실험에 요인배치를 함께 적용하는 문제는 제조현장에서 쉽게 발견할 수 있다. 어떻게 결합시킬 것인가에 관한 그 간의 이론적인 결과는 Cornell (2002)에 요약되어 있다. 중심점, 축점, 꼭지점에 따라 선별적으로 완전요인배치와 부분요인배치를 혼용하는 방안도 있고, 혼합물 실험점에 따라 부분요인배치의 Fraction을 바꿀 수도 있다. 이처럼 요인배치법을 어떻게 활용하는가는 모수추정에 영향을 주지만 꼭지점계획법에 대해서는 관련연구가 미비하고 이에 본 연구에서는 <그림 5>와 같이 가장 간단한 형태의 실험계획을 선택하였다. Anderson and Whitcomb (2000)은 혼합물의 설계와 제조 간에 내재하는 교호작용을 발견하기 위한 ‘Crossed’ 실험계획의 유용함을 예시하였다. Nas et al. (1997)도 교차실험계획을 활용하여 한 식품의 최적 혼합조건을 연구하였다. 여기서 공정인자는 잡음으로 간주되고 있는데, 즉 제조공정의 변동에도 혼합물의 안정성을 계속 유지할 수 있는 혼합물 설계조건을 찾고자 한 것이다. 이와 비슷한 연구로 Goldfarb et al. (2003)은 공정인자 중 잡음이 일부 포함되어 있을 때 최적조건을 구하기 위한 반응표면모형을 제시한 바 있다.

본 연구에서는 잡음인자는 고려되지 않으며 교차실험계획을 통해 혼합물 성분비와 외부변수와의 교호작용을 탐색하고자 한다. 따라서 전통적인 반응모형을 그대로 사용하여 데이터 분석을 수행하고자 한다.

### 3. 데이터 분석

#### 3.1 모형 및 실험데이터

본 연구는 혼합물 실험만을 고려할 때 반응모형은 다음과 같은 2차 모형으로 가정할 수 있다.

$$E(y) = \sum_i \beta_i X_i + \sum_{i < j} \beta_{ij} X_i X_j \quad (1)$$

또한 요인배치만을 별도로 고려할 때 주효과와 교호작용으로 반응모형을 가정하면 다음과 같이 나타

낼 수 있다.

$$E(y) = a_0 + \sum_i a_{iZ_i} + \sum_{i < j} a_{ijZ_iZ_j} \quad (2)$$

따라서 혼합물 실험과 요인배치를 동시에 고려한 반응모형은 식 (1)과 (2)를 결합한 형태로서 다음과 같이 나타낼 수 있다[7].

$$E(y) = \sum_i \gamma_{iX_i}^0 + \sum_{i < j} \gamma_{ijX_iX_j}^0 + \sum_i [\sum_i \gamma_{iX_i}^1 + \sum_{i < j} \gamma_{ijX_iX_j}^1]Z + \sum_{i < j} [\sum_i \gamma_{iX_i}^2 + \sum_{i < j} \gamma_{ijX_iX_j}^2]Z^2 \quad (3)$$

단  $x_i$ 와  $z_i$ 은 혼합물과 외부인자를 각각 뜻한다. 본 연구에서는 식 (3)을 기본적인 반응모형으로 사용하고 있다. 여기에 대한 자세한 내용은 Cornell (2002)를 보기 바란다.

<표 1>은 본 연구의 실험계획표를 보여주고 있다. 전술한 바와 같이 두 개의 실험계획이 교차된 형태를 갖고 있다.

<표 1> 실험계획표

No	1	2	3	4	5	6	7	8
D	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1
E	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1
F	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1
G	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1

No	A	B	C
1	0.50	0.50	0.00
2	0.00	0.34	0.66
3	0.18	0.82	0.00
4	0.00	0.82	0.18
5	0.34	0.00	0.66
6	0.50	0.00	0.50

여기에 해당되는 실험점은 앞의 <그림 5>에 이미 나타낸 바와 같고, 각 실험점에서는 2개의 특성치  $y_1$ 과  $y_2$ 가 얻어진다. 앞에서 설명한 것처럼  $y_1$ 은 망대특성,  $y_2$ 는 망소특성에 해당된다.

### 3.2 모델링과 분석

<표 1>의 얻어진 데이터를 분석하기 위해 통계 소프트웨어인 MINITAB R13을 이용하기로 한다. 여기서 제시된 모델링 및 분석 내용은 원본 데이터를 변환시켜 얻은 것이며 결과를 이해하는 데에는 차이가 없음을 밝히는 바이다. 먼저  $y_1$ 에 대한 모델링 결과는 다음과 같다.

$$\hat{y}_1 = 25.0x_1 + 23.8x_2 + 41.0x_3 - 46.3x_1x_3 - 3.2x_1z_1 - 10.8x_2x_3 + 8.5x_1x_3z_2 + 9.9x_1x_3z_3 - 7.4z_1^2 + 14.1x_2x_3z_4 + 9.3x_2x_3z_1z_2 + 9.3x_3z_1z_3 - 29.8x_2x_3z_1z_3 \quad (4)$$

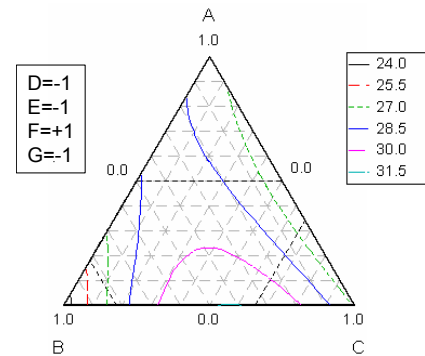
이 식을 얻기 위해 Stepwise Selection을 적용하였으며 임계치는  $\alpha_{IN} = \alpha_{OUT} = 0.15$ 로 하였다. 역시 혼합물의 성분비는  $y_1$ 에 매우 유의하였고 외부인자와의 교호작용도 상당한 크기로 작용하고 있음을 알

수 있다. 이는 혼합물의 최적 조성비와 외부인자의 최적조건을 독립적으로 결정해서는 곤란하다는 의미를 갖는다.

식 (4)를 최대화하기 위해 MINITAB의 Response Optimizer 기능을 이용한 결과, 다음과 같은 최적조건을 얻었다.

$$(A, B, C) = (0, 0.43, 0.57) \\ (D, E, F, G) = (-1, -1, +1, -1)$$

이 조건에서 기대되는 특성치는  $\hat{y}_1 = 31.54$ 로 얻어졌으며 Response Surface는 다음과 같다.



<그림 6>  $\hat{y}_1$ 에 대한 Response Surface Plot

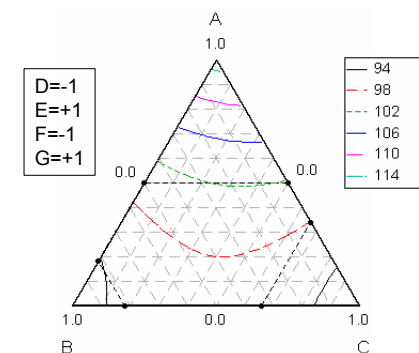
마찬가지로  $y_2$ 에 대해 모델링을 수행한 결과는 다음과 같다.

$$\hat{y}_2 = 111.4x_1 + 89.6x_2 + 24.6x_3 - 78.1x_1x_3 - 135.8x_2x_3 + 2.0z_1^2 - 2.2x_3z_2 - 2.5x_1z_3 - 1.3x_2z_2$$

역시 MINITAB의 Response Optimizer 기능을 이용한 결과, 다음과 같은 최적조건을 얻었다.

$$(A, B, C) = (0.18, 0.82, 0) \\ (D, E, F, G) = (-1, +1, -1, +1)$$

여기서 기대되는 특성치는  $\hat{y}_2 = 93.76$ 이며 <그림 7>에는 이 조건에서의 Response Surface를 보여주고 있다.



<그림 7>  $\hat{y}_2$ 에 대한 Response Surface Plot

### 3.3 두 가지 특성을 고려한 최적화

3.2절에서 제시한 것처럼,  $y_1$ 을 최대화하는 조건과  $y_2$ 를 최소화하는 조건에는 적지 않은 차이가 있다. 따라서 두 가지 특성을 동시에 고려해서 최종적인 조건을 다시 결정해야 하는데 본 논문에서는 Derringer and Suich (1980)이 제안한 호감도함수(Desirability Function)를 이용하기로 한다. 먼저  $m$ 개의 개별특성에 대한 호감도를 평가한 후 그들의 기하 평균으로서 전체 호감도(Composite Desirability)를

$$D = (d_1 \times d_2 \times \dots \times d_m)^{1/m} \quad (6)$$

과 같이 계산하여 성능평가의 기준으로 삼게 된다. 단 개별특성에 관한 호감도함수는 다음과 같이 정의된다.

- 망대특성:

$$d = \left( \frac{y - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \right)^r, \quad y_{\min} < y < y_{\max}$$

- 망소특성:

$$d = \left( \frac{y_{\max} - y}{y_{\max} - y_{\min}} \right)^r, \quad y_{\min} < y < y_{\max}$$

- 망목특성:

$$d = \begin{cases} \left( \frac{y - y_{\min}}{T - y_{\min}} \right)^r, & y_{\min} < y < T \\ \left( \frac{y_{\max} - y}{y_{\max} - T} \right)^s, & T < y < y_{\max} \end{cases}$$

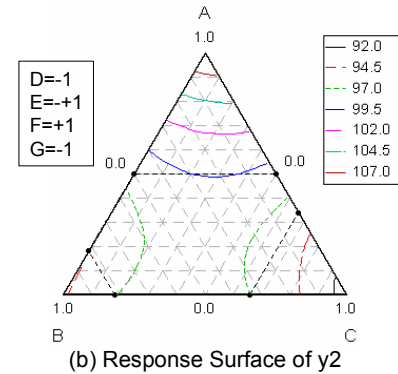
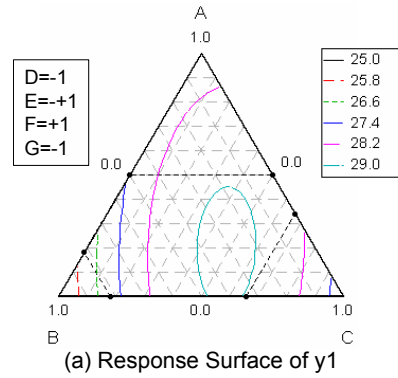
단  $r$ 과  $s$ 는 각각 개별특성에 주어진 가중치이고  $T$ 는 망목특성에서의 목표치를 의미한다. Derringer (1994)는 전체 호감도에 특성 간의 중요도를 반영할 수 있도록 식 (6)을 다음과 같이 확장할 것을 제안하였다.

$$D = (d_1^{w_1} \times d_2^{w_2} \times \dots \times d_m^{w_m})^{1/(w_1 + w_2 + \dots + w_m)} \quad (7)$$

단  $w_1, w_2, \dots, w_m$ 는 개별특성의 중요도를 뜻한다. 본 논문에서는  $r = s = 1$ 인 선형 호감도함수를 가정한다. 아울러,  $y_1$ 이  $y_2$ 보다 더 중요하다는 판단에서 중요도를 2:1로 가정하고 호감도를 최대화하는 조건을 다음과 같이 얻었다.

$$\begin{aligned} (A, B, C) &= (0.07, 0.27, 0.66) \\ (D, E, F, G) &= (-1, +1, +1, -1) \end{aligned} \quad (8)$$

다음 그림은 이 조건에서  $y_1$ 과  $y_2$ 에 대한 Mixture Response Plot을 각각 보여주고 있다.



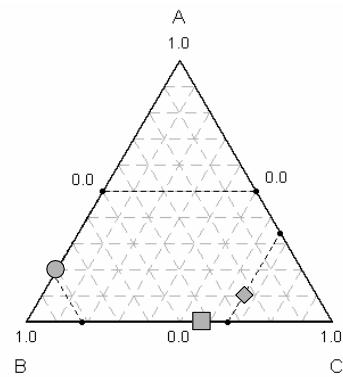
<그림 8> 최적조건에서의 혼합물 반응표면

이 조건에서  $\hat{y}_1 = 28.95$ 와  $\hat{y}_2 = 96.49$ 로 각각 추정되었고 호감도는

$$D = \sqrt[3]{d_1^2 \times d_2} = \sqrt[3]{0.72 \times 0.59} = 0.68$$

로 계산된다. 참고로 3.2절에서 특성치 별로 구한 조건과 호감도에 의한 조건 (8)을 그림으로 표시하면 다음과 같다.

- (0.00, 0.43, 0.57) Max  $y_1$
- (0.18, 0.82, 0.00) Min  $y_2$
- ◆ (0.07, 0.27, 0.66) Max Desirability



<그림 9> 최적조건의 비교

## 4. 토의

본 연구는 실험계획법을 통해 2차전지의 품질을 개선하는 문제를 다루었다. 특히 전해질 용매의 최적 조성비를 찾기 위해 혼합물 실험계획법을 이용하였고 조성비와 타 인자 간의 교호작용을 고찰하기 위

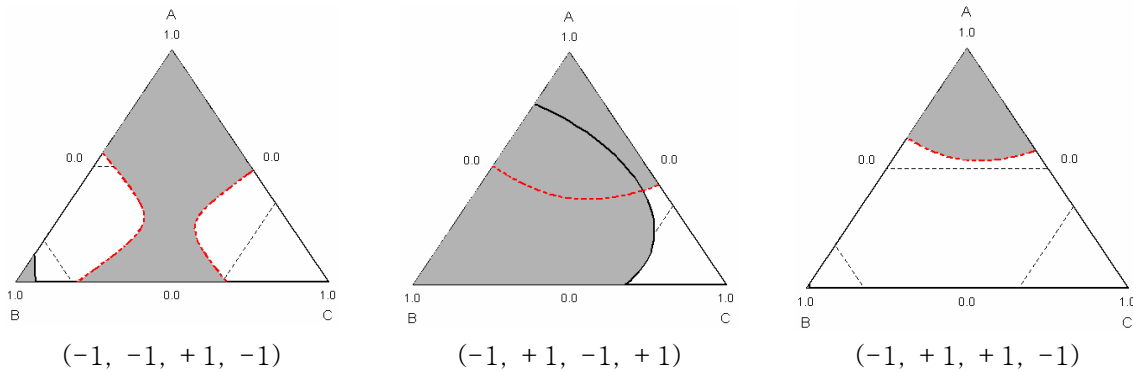


해 부분요인배치도 함께 포함시켰다. 본 연구는 혼합물 실험계획법을 2차전지의 설계 분야에 적용해서 여러 외부인자의 조건을 동시에 고려한 최적 조성비를 구하였다는 데 의의가 있다.

통계 소프트웨어를 이용해 실험 데이터를 분석한 결과, 혼합물 성분과 외부인자는 모두 유의한 것으로 나타났다.

되었다. 이는 삼원 혼합물을 이용할 때 더 좋은 성능을 보일 수도 있음을 실험적으로 확인하는 계기가 될 수 있다.

따라서 Smart et al. (2003)과 같이 EC, EMC, DEC, DMC를 혼합물에 모두 포함시키는 방안도 적극 검토할 필요가 있다고 판단된다.



<그림 10> 세 가지 공정조건에서  $\hat{y}_1$ 과  $\hat{y}_2$ 의 Overlay Plots

특히, 식 (4)와 (5)를 보면 혼합물 성분비와 외부인자 간에는 유의한 교호작용이 존재함을 확인할 수 있다. 전해질 용매의 최적 조성은 전지에 함께 들어가는 염이나 첨가제의 양에 따라 달라질 수 있음을 시사하는 것으로 2차전지의 설계에 중요한 의미를 갖는다. 본 실험에서도  $y_1$ 에 대한 최적 조성비는 D, E, F, G의 조건이  $(-1, -1, +1, -1)$ 일 때 얻어졌고  $y_2$ 에 대해서는  $(-1, +1, -1, +1)$ 에서 최적 조성비가 얻어졌다. 하지만  $y_1$ 과  $y_2$ 를 동시에 고려한 호감도를 최대화하는 조성비는  $(-1, +1, +1, -1)$ 에서 발견된 점에 주목할 필요가 있다.

<그림 10>은 외부인자의 조건에 따라 혼합물의 최적 조성비가 존재하는 영역이 어떻게 달라지는지 보여주고 있다. 단, 그림에서 밝게 표시된 부분은  $25 \leq \hat{y}_1 \leq 50$ 와  $75 \leq \hat{y}_2 \leq 100$ 를 동시에 만족하는 실행가능영역을 의미한다.

즉  $y_1$ 과  $y_2$ 를 동시에 고려한 최적해는 D, E, F, G가  $(-1, -1, +1, -1)$ 일 때 왼쪽 구석이나 오른쪽 구석에 존재하며  $(-1, +1, -1, +1)$  하에서는 오른쪽 구석에서 최적해가 발견된다. 특히 두 번째 경우는 실행가능영역이 너무 좁아 바람직한 조건을 찾기가 어려움을 알 수 있다. 반면  $(-1, +1, +1, -1)$ 의 조건은 Operating Window가 크기 때문에 여러 가지 대안을 고려할 수 있으며 다른 품질특성이 추가되더라도 바람직한 혼합비를 쉽게 찾을 수 있다.

한편, 본 연구에서는  $y_1$ 과  $y_2$ 에 대한 중요도를 2:1로 가정하고 호감도를 크게 하는 조건을 구하였다. 최적조건이 이 가정에 얼마나 민감한가 확인한 결과, 중요도가 1:1이나 3:1로 변화하여도 최적조건은 크게 변화하지 않는 것으로 나타났다.

본 실험에서 구한 최적조건을 기존에 적용 중인 조성비와 비교한 결과,  $y_2$ 에 대해서는 최적조건이 동일하였지만  $y_1$ 의 경우는 다소 상이한 조건임이 확인

### 감사의 글

이 논문은 2004년도 한국학술진흥재단의 지원에 의해 연구되었음 (KRF-2004-02-D00451).

### 참고문헌

- [1] 박성현 (2003), 개정판 현대실험계획법, 민영사.
- [2] Anderson, M. and Whitcomb, P. (2000), "Design experiments that combine mixture components with process factors," *Chemical Engineering Progress*, Vol. 96, No. 12, pp. 27-32.
- [3] Aurbach, D., Talyosef, Y., Markovsky, B., Markevich, E., Zinigrad, E., Asraf, L., Gnanaraj, J. and Kim, H. (2004), "Design of electrolyte solutions for Li and Li-ion batteries: a review," *Electrochimica Acta*, Vol. 50, pp. 247-254.
- [4] Broussely, M. and Archdale, G. (2004), "Li-ion batteries and portable power source prospects for the next 5-10 years," *Journal of Power Sources*, Vol. 136, pp. 386-394.
- [5] Chen, J., Tsai, C., Yao, C., Sheu, Y. and Shih, H. (1997a), "Experimental design method applied to Li/LiCoO<sub>2</sub> rechargeable cells," *Materials Chemistry and Physics*, Vol. 51, pp. 190-194.
- [6] Chen, J., Yao, C., Sheu, Y. and Shih, H. (1997b), "The study of carbon half-cell voltage in lithium-ion secondary batteries," *Journal of Power Sources*, Vol. 68, pp. 242-244.
- [7] Cornell, J. (2002), *Experiments with Mixtures*, New York, Wiley.
- [8] Derringer, G. (1994), "A balancing act: optimizing a product's properties," *Quality*

- Progress*, Vol. 27, pp. 51-58.
- [9] Derringer, G. and Suich, R. (1980), "Simultaneous optimization of several response variables", *Journal of Quality Technology*, Vol. 12, No. 4, pp. 214-219.
- [10] Goldfarb, H., Borrer, C. and Montgomery, D. (2003), "Mixture-process variable experiments with noise variables," *Journal of Quality Technology*, Vol. 35, No. 4, pp. 393-405.
- [11] Nas, T., Fargestad, E. M. and Cornell, J. (1998), "A comparison of methods for analyzing data from a three component mixture experiment in the presence of variation created by two process variables," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol. 41, pp. 221-235.
- [12] Smart, M., Ratnakumar, B., Whitcanack, L., Chin, K., Surampu<sup>o</sup>†, S., Croft, H., Tice, D. and Staniewicz, R. (2003), "Improved low-temperature performance of lithium-ion cells with quaternary carbonate-based electrolytes," *Journal of Power Sources*, Vol. 119, pp. 349-358.
- [13] Wilson, A., Zank, G., Eguchi, K., Xing, W. and Dahn, J. (1997), "Pyrolysed silicon-containing polymers as high capacity anodes for lithium-ion batteries," *Journal of Power Sources*, Vol. 68, pp. 195-200.