

# Practical Designs, Analysis and Concepts Optimization in Conjoint Analysis

Yong B. Lim<sup>a,1</sup> · Jong Hee Chung<sup>a</sup> · Joo H. Kim<sup>a</sup>

<sup>a</sup>Department of Statistics, Ewha Womans University

(Received July 10, 2015; Revised July 28, 2015; Accepted August 8, 2015)

---

## Abstract

The conjoint analyst in marketing are anxious to know whether there exist synergy or antagonistic effects between two attributes. That is to say, they are interested in estimating the main effects as well as the two factor interaction effects. We research the design of survey questionnaire so that all the main effects and two factor interaction effects are estimable by employing the resolution V balanced Incomplete Block Fractional Factorial Design. We screen vital few effects, find the proper model and obtain information for efficient concepts optimization by analyzing all respondents survey data.

Keywords: conjoint analysis, resolution V BIB Fractional Factorial Design, concepts optimization

---

## 1. 서론

컨조인트 분석은 다양한 신제품(또는 서비스)에 대한 소비자들의 종합적인 선호도를 조사하여 특정 제품을 구성하는 각 속성들의 취하는 값인 수준들이 결정된 경우에, 해당 제품에 대한 평균 선호도를 추정하여 소비자들이 실제로 신제품이 출시되었을 경우에 구매할 가능성이 높은 제품을 예측할 수 있기 때문에 마케팅분야에서 신제품 개발과 관련하여 많이 활용되는 기법으로 Luce와 Tukey (1964)에 의해 처음 소개 되었고, Kim (2005)에 사례분석을 통해서 예시되었다. 컨조인트 분석에서는 실험계획법에서 처리(treatment)에 해당되는 속성들에 대한 수준 결합을 컨셉이라 한다. 본 연구에서 선호도는 점수조사인 경우를 가정한다.

마케팅 실무 담당자들의 가장 큰 관심사의 하나는 가능하면 속성들간의 시너지 효과 혹은 적대적(상충적)인 효과의 존재 여부를 파악하는 것이다. 즉, 속성들의 모든 주효과와 이인자 교호작용효과의 크기 추정에 관심이 많다. 이를 실천하기 위해서는 속성들 간의 교호작용효과의 추정을 가능하게 하는 설문지 문항의 설계, 즉 시너지 효과 혹은 적대적(상충적)인 효과가 존재하는 속성들에 대한 정보를 얻고 이를 활용하여 효율적인 컨셉 최적화를 수행하기 위한 설문지 문항의 설계를 구현해야 한다. 이를 위한 기본적인 아이디어는 응답자들간의 설문지 문항들이 모두 동일한 고전적인 컨조인트 분석과는 달리 응답자들간의 설문지 문항들을 다르게 설계하는 것이다. 각 문항지의 설문 문항들의 특징은 각각

---

This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Ministry of Science, ICT & Future Planning (NRF-2014R1A1A2002032).

<sup>1</sup>Corresponding author: Department of Statistics, Ewha Womans University, Seoul 120-750, Korea.

E-mail: [yblim@ewha.ac.kr](mailto:yblim@ewha.ac.kr)

**Table 2.1.** Run sizes for 2 level full factorial designs

속성수	완전요인설계	설문 문항수
2	$2^2$	4
3	$2^3$	8
5	$2^5$	32
7	$2^7$	128

의 응답자의 문항지마다 각 속성들의 수준들이 균형있게 나타나고, 전체 응답자들에 대한 설문지 문항들의 총 묶음은 모든 가능한 속성들의 수준들의 결합이 전부 나타나거나, 일부가 균형있게 나타나도록 설계하는 것이다. 속성들의 수준이 모두 2수준인 경우를 가정하자. 속성들을 실험계획법의 요인으로 간주했을 경우에 전체 응답자들에 대한 설문지 문항들의 총 묶음이 2수준 요인배치법의 실험조건이 되거나 해상도 V 이상의 2수준 일부실험법의 실험조건이 되도록 설계하는 것이다. 이 논문의 핵심적인 아이디어는 설문지 문항들의 설계와 실험계획법의 실험 설계를 접목시키기 위해서 응답자를 블록으로 간주하는 것이다. 속성들의 수가 많은 경우에는 응답자가 공정하게 평가할 수 있는 문항들의 개수의 한계를 반영하여 설문지 문항의 수인 블록의 크기와 총 응답원들의 수에 해당되는 블록의 수를 결정한다. 이에 대응되는 각각의 응답자에 대한 설문지 문항들의 설계는 균형된 불완전 블록 완전요인설계(Balanced Incomplete Block Full Factorial Design)이거나 해상도가 V인 균형된 불완전 블록 일부요인설계(Balanced Incomplete Block Fractional Factorial Design)의 방법들을 활용하여 이인자 교호작용효과의 추정이 가능하도록 설문지 문항들을 설계한다.

실무 담당자들의 궁극적인 목표는 효율적인 컨셉 최적화를 수행하기이다. 이를 위해서는 간단하고 적절한 설문지 문항 자료의 분석을 통해서 반응변수인 선호도(혹은 구매의사 점수)와 속성과 관련된 요인효과들 간의 적절한 모형을 찾는 것이다. 요인효과들의 반정규 확률 그림을 통하여 핵심적인 효과들을 시각적으로 선별한다. 효율적인 컨셉 최적화는 설문지 문항 자료의 분석을 통해서 선택된 적절한 모형에 대해서 반응표면분석의 최적조건 구하기 전략을 활용하여 구현한다. 2절에서는 각 속성들의 수준이 2수준과 3수준인 경우에 속성들 간의 교호작용효과의 추정을 가능하게 하는 설문지 문항의 설계를 구현한다. 3절에서는 2수준 속성이 7개인 경우와 3수준 속성이 6개인 경우에 속성들간의 시너지 효과가 존재하는 모형을 가정하고, 시뮬레이션을 통해서 생성된 선호도 설문지 자료에 대해서 설문지 문항 자료 분석 방법과 컨셉 최적화를 예시한다. 4절에서는 2수준 속성이 7개인 경우에, 제안된 방법이 최적 컨셉을 찾아내는 효율을 시뮬레이션을 통해서 검토한다.

## 2. 속성들간의 시너지 효과 추정이 가능한 문항 설계

완전요인설계(full factorial design)에서의 실험점 개수는 수준<sup>속성수</sup>의 형태로 속성의 개수가 많아지면 실험점은 기하급수적으로 늘어난다. 예를 들어 2수준의 경우에 실험점의 수는 Table 2.1과 같다. 고전적인 컨조인트 방법으로 응답자별 문항이 동일하다고 가정할 때, 2수준으로 7개의 속성이 있다면 실험점은 128개로 한사람이 128개의 문항에 대해 답을 해야 한다.

실험점을 줄이면서 앞서 언급한 시너지 또는 적대적(상충적) 효과들까지 추정하기 위해서는 일부요인설계(fractional factorial design)를 고려해 볼 수 있는데, 모든 주효과와 이인자 교호작용효과를 추정하기 위해서는 일부요인설계의 해상도가 적어도 V 이상이 되어야 한다. 해상도가 V인 일부요인설계의 실험 자료를 분석 시, 주효과는 사인자 교호작용효과와 교락되고, 이인자 교호작용효과는 삼인자 교호작용효과와 교락이 된다. 따라서, 삼인자 이상의 교호작용효과를 무시할 수 있는 경우에 주효과와 이인자 교호작용효과를 독립적으로 구할 수 있다. 만약 해상도가 III인 일부요인설계를 선택하면, 주효과와 이인

**Table 2.2.** Run sizes for resolution III, IV and V 2 level factorial designs

	4개 속성	5	6	7	8	9
해상도 III		8	8	8		16
IV	8		16	16	16	32
V 이상		16	32	64	64	128

자 교호작용효과가 교락되어 각각의 효과를 독립적으로 추정할 수 없다. 또한, 해상도 IV인 일부요인설계를 선택하면 이인자 교호작용효과들 간에 서로 교락되어 모든 이인자 교호작용효과를 독립적으로 추정할 수 없다. Table 2.2를 보면, 속성수가 7개인 경우 완전요인설계는 128개의 문항이었으나, 해상도 V인 일부요인설계는 64개의 문항으로 1/2의 수준으로 줄어들게 된다. 그러나, 64개의 문항에 응답하는 것도 쉬운일은 아닐 것이다.

따라서, 본 연구에서는 블록화 전략을 적용하여 응답자가 답해야 하는 문항수를 줄이면서 모든 주효과와 이인자 교호작용효과들을 독립적으로 추정할 수 있는 균형된 불완전 블록 완전요인설계(Balanced Incomplete Block Full Factorial Design) 또는 해상도 V 이상의 균형된 불완전 블록 일부요인설계(Balanced Incomplete Block Fractional Factorial Design)를 제안하고자 한다. 예를 들어, 속성수가 7개인 경우에 정의대비를 ABCDEFG로 취하고, 블록생성자로 ABC, ADE, BDF로 취하는 경우에 8개의 블록으로 실시하는  $2^{7-1}_V$  균형된 불완전 블록 일부요인설계를 할 수 있다. 각각의 블록에 배치된 8개의 처리 조건들이 각각의 응답자들에 대한 설문지 문항이 되어, 응답자마다 설문지의 문항들은 서로 다르게 된다. 모든 응답자의 설문 문항을 모으면 다시  $2^{7-1}_V$ 인 일부요인설계가 되어 모든 주효과와 이인자 교호작용효과를 추정할 수 있다. 이러한 설계는 R 프로그램의 planor 패키지 (Monod 등, 2013)를 활용하여 만들 수 있다. 이는 최근 Isaac Newton Institute에서 혼합수준에 대한 일부 및 블록 요인설계가 가능하도록 개발된 프로그램이다. 프로그램에서 추정하고자 하는 모형식을 정의하고, 블록수 및 실험개수 등을 정의하면 그에 맞는 실험설계가 찾아진다.  $2^{7-1}_V$  균형된 불완전 블록 일부요인설계를 한 R프로그램은 다음과 같다.

```
# $2^{7-1}_V$  일부요인설계의 8개의 블록화
K0 ← planor.designkey(factors= c(LETTERS[1:7], "block") ,
nlevels=c(rep(2,7),8),
block=~block,
model=~block+(A+B+C+D+E+F+G)2,
estimate=~block+(A+B+C+D+E+F+G)2,
base=~A+B+C+D+E+F,
nunits=27-1, max.sol=1)

#실험설계점 얻기
K01← getDesign(planor.design(key=K0))
```

본 연구에서는 2수준과 3수준에서 속성수별로 가능한 설계들에 대해서 찾고자 한다.

**2.1. 속성들이 2수준인 경우**

$2^f$ 의 완전요인설계와  $2^{f-1}_{V\text{이상}}$ ,  $2^{f-2}$ 의 일부요인설계에 대해서 모든 주효과와 이인자 교호작용효과 추정이 가능하면서 속성 개수별로 응답자별 문항수를 최소로 할 수 있는 균형된 불완전 블록 요인설계를 Table 2.3에 정리하였다.  $2^f$ 의 완전요인설계인 경우 응답자별 문항은 최소 8개가 가능하다. 예를 들

**Table 2.3.** 2 level Balanced Incomplete Block Factorial Design

(a)  $2^f$ 의 완전요인설계

속성수	총문항	응답자수(블록수)	응답자별 문항	블록생성인자
4	16	2	8	<i>ABC</i>
5	32	4	8	<i>ABC, ADE</i>
6	64	8	8	<i>ABC, ADE, BDF</i>
7	128	16	8	<i>ABC, ADE, BDF, ABDG</i>

(b)  $2_{V_{이상}}^{f-1}$ 의 일부요인설계

속성수	총문항	응답자수(블록수)	응답자별 문항	해상도	정의대비	블록생성인자
6	32	2	16	V	$I = ABCDF$	<i>ABCE</i>
7	64	4	16	V	$I = ABCDG$	<i>ABCE, ABDF</i>
7	64	8	8	V	$I = ABCDEFG$	<i>ABC, ADE, BDF</i>
8	128	8	16	VI	$I = ABCDEFGH$	<i>ABCD, ABEF, ACEG</i>
9	256	16	16	V	$I = ABCDF$	<i>ABE, ACG, BCH, DIF</i>

(c)  $2_V^{f-2}$ 의 일부요인설계

속성수	총문항	응답자수(블록수)	응답자별 문항	해상도	정의대비	블록생성인자
8	64	4	16	V	$I = ABCDG = ABEFH$	<i>ABCE, ACDF</i>
9	128	8	16	V	$I = ABCDH = AEFJ$	<i>BCDE, ABCEF, ABDEG</i>

어, 7개의 속성에 대해서 블록생성인자가 *ABC, ADE, BDF, ABDG*인 경우 응답자는 16명이 필요하고, 각 응답자마다 8문항씩 답하면 된다.  $2_{V_{이상}}^{f-1}$ 과  $2_V^{f-2}$ 의 일부요인설계는 속성의 개수가 6개 이상인 경우에만 해상도 V이상의 균형된 불완전 블록 일부요인설계가 가능하다. 예를 들어, 속성 7개인 경우에는  $2_V^{f-1}$ 을 4개의 블록으로 나누어서 응답자별 문항이 16개가 될 수도 있고, 8개의 블록으로 나누면 응답자별 문항이 8개가 될 수도 있다.  $2_V^{f-2}$  일부요인설계는 속성수가 8개부터 가능하고 응답자별 문항은 모두 16개가 최소가 된다.

**2.2. 속성들이 3수준인 경우**

$3^f$ 의 완전요인설계와  $3_V^{f-1}$ ,  $3_V^{f-2}$ 의 일부요인설계에 대해서 모든 주효과와 이인자 교호작용효과 추정이 가능하면서 속성 개수별로 응답자별 문항수를 최소로 할 수 있는 균형된 불완전 블록 요인설계를 Table 2.4에 정리하였다.  $3^f$ 의 완전요인설계인 경우 각 속성별로 응답자별 문항은 4개 속성일 때는 최소 9개, 속성이 5개 이상은 최소 27개가 가능하다. 예를 들어, 7개의 속성에 대해서 블록생성인자가  $A^2B^2C^2$ ,  $AB^2D^2$ ,  $A^2E^2F^2$ ,  $AE^2G^2$ 인 경우 응답자는 81명이 필요하고, 각 응답자마다 27문항씩 답하면 된다.  $3_V^{f-1}$ 과  $3_V^{f-2}$ 의 일부요인설계는 응답자별 문항이 최소 27개는 되어야 모든 주효과와 이인자 교호작용효과를 추정할 수 있다.

**3. 설문지 문항 자료 사례 분석**

본 연구에서는 속성들의 주효과만 추정이 가능한 고전적인 방법의 설계에 의한 문항분석과 속성들간의 모든 이인자 교호작용효과 추정이 가능한 균형된 불완전 블록 완전요인설계 및 균형된 불완전 블록 일부요인설계에 의한 문항분석의 정밀성을 비교하고자 한다. 속성들의 수준이 모두 2수준인 경우와 3수준인 경우 각각에 대하여 시뮬레이션으로 생성한 데이터를 분석한 사례로 차이점을 비교한다.

**Table 2.4.** 3 level Balanced Incomplete Block Factorial Design

(a)  $3^f$ 의 완전요인설계

속성수	총문항	응답자수(블록수)	응답자별 문항	블록생성인자
4	81	9	9	$A^2B^2C^2, AB^2D^2$
5	243	9	27	$A^2B^2C^2, AB^2D^2$
6	729	27	27	$A^2B^2C^2, AB^2D^2, A^2E^2F^2$
7	2,187	81	27	$A^2B^2C^2, AB^2D^2, A^2E^2F^2, AE^2G^2$

(b)  $3_V^{f-1}$ 의 일부요인설계

속성수	총문항	응답자수	문항	해상도	정의대비	블록생성인자
5	81	3	27	V	$I = A^2B^2C^2D^2E$	$AB^2C^2$
6	243	9	27	V	$I = A^2B^2C^2D^2F$	$AB^2C^2, A^2B^2E^2$
7	729	27	27	V	$I = A^2B^2C^2D^2G$	$AB^2C^2, A^2B^2E^2, A^2D^2F^2$
8	2,187	81	27	V	$I = A^2B^2C^2D^2H$	$AB^2C^2, A^2B^2E^2, A^2D^2F^2, B^2D^2G^2$
9	6,561	243	27	V	$I = A^2B^2C^2D^2I$	$AB^2C^2, A^2B^2E^2, A^2D^2F^2, B^2D^2G^2, B^2HI$

(c)  $3_V^{f-2}$ 의 일부요인설계

속성수	총문항	응답자수	문항	해상도	정의대비	블록생성인자
7	243	9	27	V	$I = A^2B^2C^2D^2F = AB^2C^2E^2G$	$A^2BC^2, A^2D^2E^2$
8	729	27	27	V	$I = A^2B^2C^2D^2G = AB^2C^2E^2H$	$A^2BC^2, A^2D^2E^2, A^2B^2F^2$
9	2,187	81	27	V	$I = A^2B^2C^2D^2H = AB^2C^2E^2I$	$A^2BC^2, A^2D^2E^2, A^2B^2F^2, AD^2G^2$

**Table 3.1.** Designs used in the simulation study

	일부요인설계	블록화 완전요인설계	블록화 일부요인설계
일부실시법	$2_{III}^{7-4}$	$2^7$	$2_V^{7-1}$
총문항수	8	128	64
설문지 종류	1	16	8
응답자수	8	16	8
응답자별 문항수	8	8	8
정의대비	$I = ABCD = ABG$ $= BCE = ACF$	블록생성인자 = $ABC,$ $ADE, BDF, ABDG$	$I = ABCDEFG,$ 블록생성인자 = $ABC, ADE, BDF$

**3.1. 속성들의 수준이 2수준인 경우**

시뮬레이션 가정으로 속성은 모두 2수준인 7개로 한다. 먼저, 설계단계에서는 고전적인 방법으로 해상도 III인  $2_{III}^{7-4}$  설계, 새로 제안한 방법으로 블록이 16개 있는 균형된 불완전 블록 완전요인설계(이하 블록화 완전요인설계)인  $2^7$  설계와 균형된 불완전 블록 일부요인설계(이하 블록화 일부요인설계)로 8개의 블록으로 구성된  $2_V^{7-1}$  설계를 고려했다. Table 3.1을 보면, 세 개의 설계 모두 응답자별 8문항에 답을 하면 된다. 단, 응답자 8명에 대해 일부요인설계는 모두 동일한 설문지를 사용하고 블록화의 경우 완전요인설계는 블록의 개수인 16 종류의 설문지, 일부요인설계도 마찬가지로 블록의 개수인 8 종류의 설문지를 사용함을 알 수 있다. 또한, 일부요인설계는 해상도 III 설계로 주효과와 이인자 교호작용효과가 교락되어 독립적으로 이인자 교호작용효과를 추정할 수 없다. 반면, 블록화 완전요인설계 및 블록화 일부요인설계는 각기 다른 종류의 설문지를 모두 합치면 완전요인설계 및 해상도 V 일부요인설계로 모든 주효과와 이인자 교호작용효과를 독립적으로 추정 가능하다.

설문 응답자는 8개 각각의 문항에 대해 각자의 선호에 따라 1점에서 9점까지 1점 단위로 선호도 점수를 매긴다. 이 때 각각의 문항에 대한 응답자들의 선호도 점수를 시뮬레이션 모형에 의해서 생성하기 위해

**Table 3.2.** Size of effects in the simulation model

수준/속성	$a_i$	$b_j$	$c_k$	$d_l$	$b_1c_k$	$b_2c_k$	$c_1d_l$	$c_2d_l$
1	-1	-1.5	-2	-2	-2	2	-2	2
2	1	1.5	2	2	2	-2	2	-2

**Table 3.3.** The estimates of main effects and the importance values (SPSS)

	$\hat{a}_1$	$\hat{b}_1$	$\hat{c}_1$	$\hat{d}_1$	$\hat{e}_1$	$\hat{f}_1$	$\hat{g}_1$
효과추정	-0.66	-0.81	-1.16	-1.13	1.00	0.03	1.06
중요도	10.8	13.4	19.0	18.6	16.6	4.1	17.5

$A, B, C, D$  주효과와  $BC, CD$  이인자 교호작용효과를 이용한 효용함수를 가정한다. 오차는 서로 독립인 정규확률변수로  $N(0, 1^2)$ 로부터 생성되었고 주어진 문항에 대한 응답자의 선호도 점수는 식 (3.1)의 효용함수와 Table 3.2의 가정된 효과 크기에 따라서 생성된다. 단, 최종 1점에서 9점까지 선호도 점수는 식 (3.1)로부터 생성된 모든  $y$ 값의 분포에 따라 등간격으로 나눈 후 부여한다.

$$y_{ijklmno} = 30 + a_i + b_j + c_k + d_l + bc_{(jk)} + cd_{(kl)} + e_{ijklmno}, \tag{3.1}$$

$$e_{ijklmno} \sim N(0, 1^2), \quad i, j, \dots, o = 1, 2.$$

위 가정에 따르면 평균 선호도 점수를 최대로 하는 이론적인 컨셉 최적조건은  $A_2B_2C_1D_2$ 이다. 고전적인 방법과 본 연구에서 제안하는 방법을 분석하여 각각의 최적조건을 비교하고자 한다.

**3.1.1. 고전적인 방법: 일부요인설계  $2^{7-4}$  문항 자료 분석** 고전적인 분석을 위해 SPSS의 컨조인트 분석 모듈을 사용하였다. 이는 각 응답자마다 주효과만 포함된 식 (3.2)와 같은 모형을 적합하여 주효과를 추정한 후 모든 응답자들의 주효과의 추정값의 평균치를 최종값으로 얻는다.

$$y_{ijklmno} = \mu + a_i + b_j + c_k + d_l + e_m + f_n + g_o + e_{ijklmno}, \quad i, j, k, l, m, n, o = 1, 2. \tag{3.2}$$

또한, 선호도 점수에 영향을 미치는 각 속성의 중요도(importance value)를 검토하기 위해 속성별 중요도를 계산한다. 예를 들면, 주효과  $A$ 의 중요도는 관련된 7개 주효과의 크기의 총합중에서 주효과  $A$ 의 크기가 차지하는 비율이다. 각 속성별 중요도는 속성의 응답자별 중요도의 평균값으로 정의되는데 그 결과가 Table 3.3에 주어지고, 속성별 효과의 중요도를 시각적으로 표현한 파레토 그림이 Figure 3.1에 주어진다. 파레토의 원칙에 따라서 선별된 효과는 누적 중요도가 80% 근방인  $C, D, G, E$  혹은  $B$  까지이다. 주효과  $E$ 와  $G$ 가 선별된 이유는 일부요인설계의 별명구조에 따라 주효과  $E$ 와 교호작용 효과  $BC$ 가 교락이 되고, 주효과  $G$ 와 교호작용효과  $CD$ 가 교락되었기 때문으로 판단된다. 따라서 컨셉의 최적조건은 중요도가 가장 높은 속성 4개만 선택하여 표시해 본다면 효과추정치 계수가 양수인  $C_2D_2E_1G_1$ 로 제안할 수 있다. 이는 이론적인 컨셉 조건인  $A_2B_2C_1D_2$ 과는 매우 상이한 결과이다.

**3.1.2. 블록화 완전요인설계  $2^7$  문항 자료 분석** 블록수는 16개, 블록의 크기는 8인 설계로 즉, 8개의 설문 문항이 있는 각기 다른 16 종류의 설문을 설계한다. 응답자는 16명으로 앞서 설명한 SPSS 방법론과 같이 응답자별 7개의 주효과만의 모형을 가정한 후에 주효과를 추정하고, 최종적으로는 응답자들의 평균치로 추정하는 분석 방법과 모든 응답자의 설문지 문항 자료를 모아서 분석하는 블록화 완전요인설계 문항 자료 분석 방법의 분석 결과를 비교한다. 우선, 응답자별 7개 주효과만의 모형으로부터 구한 속성별 주효과의 추정치와 중요도는 Table 3.4의 (a)에 주어지고, 속성별 효과의 중요도를 시각

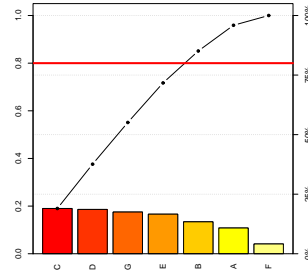


Figure 3.1. Pareto Chart for the importance values.

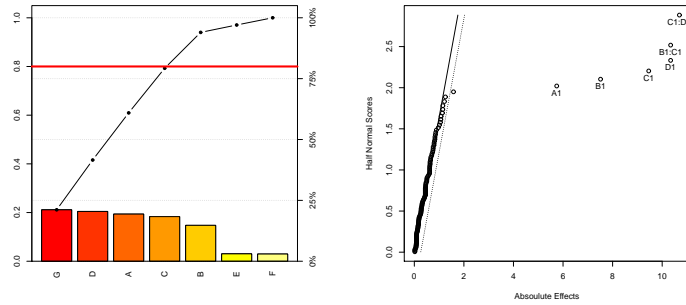
Table 3.4. The estimates of effects

(a) 속성별 효과 추정 및 중요도 (SPSS결과)

	$\hat{a}_1$	$\hat{b}_1$	$\hat{c}_1$	$\hat{d}_1$	$\hat{e}_1$	$\hat{f}_1$	$\hat{g}_1$
효과추정	-0.51	-0.66	-0.84	-0.91	-0.04	-0.05	-0.04
중요도	19.4	14.7	18.3	20.5	3.0	3.0	21.1

(b) 속성별 효과 추정 (교호작용포함)

	$\hat{a}_1$	$\hat{b}_1$	$\hat{c}_1$	$\hat{d}_1$	$bc_{(11)}$	$cd_{(11)}$
추정	-0.51	-0.66	-0.84	-0.91	-0.91	-0.95



(a) 파레토 그림

(b) 반정규 확률 그림

Figure 3.2. The screened vital few effects.

적으로 표현한 파레토 그림이 Figure 3.2의 (a)에 주어진다. 선별된 효과는 누적 중요도가 80% 근방인 G, D, A, C이다. 따라서 컨셉의 최적조건은 중요도가 가장 높은 속성 4개만 선택하여 표시해 본다면 효과추정치 계수가 양수인  $A_2C_2D_2G_2$ 로 제안할 수 있다. 이는 이론적인 컨셉 조건인  $A_2B_2C_1D_2$ 과는 상이한 결과이다.

16명 응답자의 모든 설문지 문항 자료를 모아서 분석하면 이 문항 자료의 분석 방법은 블록화 완전요인 설계 실험자료의 분석 방법과 동일하다. 블록화 완전요인설계의 실험자료에서는 모든 주효과와 이인자 교호작용효과들이 추정 가능하기에 이 문항 자료의 모형으로 블록효과, 7개의 주효과와 21개의 이인자 교호작용효과를 포함하는 모형을 가정한다.

가정된 모형에서 효과 추정값의 크기가 충분히 큰 유의한 효과들을 선별하기 위해 반정규 확률 그림을

**Table 3.5.** The estimates of effects

(a) 속성별 효과 추정 및 중요도 (SPSS 결과)							
	$\hat{a}_1$	$\hat{b}_1$	$\hat{c}_1$	$\hat{d}_1$	$\hat{e}_1$	$\hat{f}_1$	$\hat{g}_1$
효과추정	-0.42	-0.64	-0.77	-1.02	0.05	0.17	-0.11
중요도	18.4	13.8	16.4	21.4	4.2	4.2	21.6
(b) 속성별 효과 (교호작용포함)							
	$\hat{a}_1$	$\hat{b}_1$	$\hat{c}_1$	$\hat{d}_1$	$\widehat{bc}_{(11)}$	$\widehat{cd}_{(11)}$	
추정	-0.42	-0.64	-0.77	-1.02	-0.89	-1.02	

활용한다. 반정규 확률 그림은  $(X, Y)$ 축에 짝지어진 (순서화된 절대값 취한 효과 추정값, 반정규 분포 분위값)을 산점도로 그린 후, 이 점들 위에 원점을 지나는 직선을 그렸을 때 가장 오른쪽에 있는 효과의 크기가 가장 큰 효과부터 시작해서 순차적으로 일직선을 많이 벗어난 효과를 유의한 효과로 판단한다. 이때 효과들이 원점을 지나는 직선으로부터 벗어났는지를 판단할 수 있는 객관적인 기준들이 다양하게 연구되어왔는데 그 중 Lawson 등 (1998)이 제안한 방법을 적용하여 유의한 효과들을 선별한다. Lawson 등 (1998)은 원점을 지나는 직선을 추정하고 그 직선에 대한 Scheffe의 신뢰구간을 산출하여 이를 벗어난 효과들을 유의하다고 하였다.

본 연구에서는 이와 같은 판단 절차들을 구현하기 위해 R 프로그램을 활용한다. 우선, R 프로그램의 glm 함수를 이용해 각각의 주효과와 이인자 교호작용효과들을 추정한다. 이 효과 추정치들을 R의 effect 함수를 이용하여 QR 분해법으로 서로 직교되게 분해시킨 후, 반정규 분포 확률지에 그림을 그려 Lawson 등 (1998)의 방법을 적용하면 Figure 3.2의 (b)와 같이 점선으로 표시된 scheffe의 신뢰구간을 벗어난  $CD, BC, D, C, B, A$ 가 유의한 효과로 선택된다. 이는 앞서 식 (3.1)에서 가정한 유의한 효과들과 일치한다.

선택된  $CD, BC, D, C, B, A$  효과만으로 모형화 하여 다시 glm 분석을 하면 Table 3.4의 (b)의 유의한 효과들의 추정치를 얻는다. Table 3.4의 (b)의 결과로 선택된  $A, B, C, D$  요인 수준들의 모든 가능한 결합에 대하여 평균 선호도  $\hat{y}$ 를 추정하면, 그 값이 가장 큰 요인 수준들의 결합으로  $A_2B_2C_1D_2$ 를 찾을 수 있다. 이는 이론적인 컨셉 최적조건과 일치한다.

**3.1.3. 블록화 일부요인설계  $2^{7-1}$  문항 자료 분석** 앞서 분석한 블록화 완전요인설계와 동일하게 설문 문항은 8개이지만 설문지 종류는 반으로 줄어든 8 종류로 설계된다. 분석방법은 8명의 응답자별로 주효과만 추정하여 평균값을 이용하는 방법과 모든 응답자의 설문지 문항 자료를 모아 분석하는 블록화 일부요인설계 문항 자료 분석 방법의 분석 결과를 비교한다.

응답자별 7개의 주효과만의 모형으로부터 구한 속성별 주효과의 추정치와 중요도는 Table 3.5의 (a)에 주어지고, 속성별 효과의 중요도를 시각적으로 표현한 파레토 그림이 Figure 3.3의 (a)에 주어진다. 파레토의 원칙에 따라서 선별된 효과는 누적 중요도가 80% 근방인  $G, D, A, C$ 이다. 따라서 컨셉의 최적조건은 중요도가 가장 높은 속성 4개만 선택하여 표시해 본다면 효과추정치 계수가 양수인  $A_2C_2D_2G_2$ 로 제안할 수 있다. 이는 블록화 완전요인설계 문항 자료 분석에서 같은 방법으로 분석하여 얻은 결과와 일치한다.

8명 응답자의 모든 설문지 문항 자료를 모아서 분석하면 이 문항 자료의 분석 방법은 블록화 일부요인설계 실험자료의 분석 방법과 동일하여 Figure 3.3의 (b)와 같은 효과들의 반정규 확률 그림을 얻는다. Figure 3.3의 (b)에서 점선의 Scheffe 신뢰구간을 벗어난  $CD, D, BC, C, B, A$ 가 유의한 효과로 선택된다. 이는 앞서 식 (3.1)에서 가정한 유의한 효과들과 일치한다.



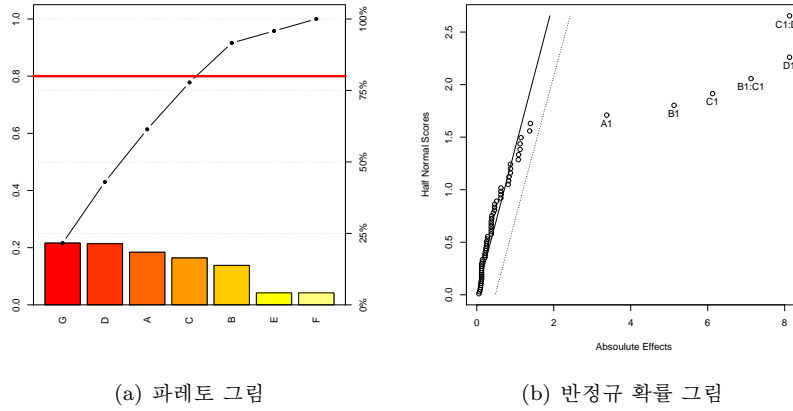


Figure 3.3. The screened vital few effects.

Table 3.6. The optimal concepts for the different design of survey questionnaire and the population means

	주효과만 추정	주효과+이인자 교호작용효과 추정
고전적 방법	$C_2D_2E_1G_1 \mu_{..221..1} = 32.0$	
블록화 완전요인설계	$A_2C_2D_2G_2 \mu_{..22..2} = 33.0$	$A_2B_2C_1D_2 \mu_{2212...} = 36.5$
블록화 일부요인설계	$A_2C_2D_2G_2 \mu_{..22..2} = 33.0$	$A_2B_2C_1D_2 \mu_{2212...} = 36.5$

선택된  $CD, D, BC, C, B, A$  효과만으로 모형화 하여 다시 glm 분석을 하면 Table 3.5의 (b)와 같이 효과들의 추정치를 얻는다. Table 3.5의 (b)의 결과로 선택된  $A, B, C, D$  요인 수준들의 모든 가능한 결합에 대하여 평균 선호도를 추정하면, 그 값이 가장 큰 요인 수준들의 결합으로  $A_2B_2C_1D_2$ 를 찾을 수 있다. 이는 이론적인 컨셉 최적조건과 일치한다.

앞서 가정한 세 개의 설계별로 컨셉 최적조건을 정리해보면, Table 3.6과 같이 새로이 제안하는 블록화 완전요인설계 및 블록화 일부요인설계를 이용해 주효과와 이인자 교호작용효과를 가정한 분석 모형을 적합시켜 얻은 최적조건이 이론적인 최적조건과 동일함을 알 수 있다. 이들 블록화 설계를 이용하여 고전적인 분석 방법과 같이 주효과만 추정할 경우에는 최적조건이 이론적인 것과 상이하지만, 고전적 방법의 최적조건 모평균인 32.0 보다는 1점 향상된 33.0인 최적조건을 찾게 된다.

3.2. 속성들의 수준이 3수준인 경우

2수준일 때의 고전적인 방법과 유사하게 속성들의 주효과만 추정하는 분석과 모든 이인자 교호작용효과까지 추정이 가능한 균형된 불완전 블록 완전요인설계 방법의 분석에 대한 정밀성을 비교하고자 한다. 시뮬레이션 모형에 대한 가정으로 속성은 모두 3수준인 6개로 한다. 설계는 블록이 27개있는 블록화 완전요인설계  $3^6$ 을 고려했다. 즉, 블록의 개수인 27 종류의 설문지에 27개의 문항이 있는 설계를 사용한다. 이 설계의 블록생성인자는 2절의 Table 2.4와 같이  $A^2B^2C^2, AB^2D^2, A^2E^2F^2$ 이다.

설문 응답자는 27개 각각의 문항에 대해 각각의 선호에 따라 1점에서 9점까지 1점 단위로 선호도 점수를 매긴다. 이 때 각각의 문항에 대한 응답자들의 선호도 점수를 시뮬레이션 모형에 의해서 생성하기 위해 모형으로는  $B, C, D$  주효과와  $BC, BD$  이인자 교호작용효과를 이용한 효용함수를 가정한다. 오차는 서로 독립인 정규확률변수로  $N(0, 1^2)$ 로부터 생성되었고 주어진 문항에 대한 응답자의 선호도 점수는 식 (3.3)의 효용함수와 Table 3.7의 가정된 효과 크기에 따라서 생성된다. 단, 최종 1점에서 9점까지

**Table 3.7.** Size of effects in the simulation model

수준/속성	$b_i$	$c_j$	$d_k$	$b_1c_j$	$b_2c_j$	$b_3c_j$	$b_1d_k$	$b_2d_k$	$b_3d_k$
1	-1	-1.5	-2	-2	0	2	-2	0	2
2	0	0	0	2	-2	0	2	-2	0
3	1	1.5	2	0	2	-2	0	2	-2

**Table 3.8.** The estimates of effects

(a) 속성별 효과 추정 및 중요도 (SPSS결과)

	$\hat{a}_3$	$\hat{b}_3$	$\hat{c}_3$	$\hat{d}_3$	$\hat{e}_1$	$\hat{f}_3$
효과추정	0.049	0.420	0.658	0.889	0.049	0.037
중요도	5.5	14.6	32.4	38.3	4.8	4.5

(b) 속성별 효과 추정 (교호작용포함)

	$\hat{b}_i$	$\hat{c}_j$	$\hat{d}_k$	$\widehat{bc}_{(1j)}$	$\widehat{bc}_{(2j)}$	$\widehat{bc}_{(3j)}$	$\widehat{bd}_{(1k)}$	$\widehat{bd}_{(2k)}$	$\widehat{bd}_{(3k)}$
1	-0.41	-0.66	-0.86	-0.81	0.00	0.81	-0.85	0.04	0.82
2	-0.01	0.00	-0.03	0.80	-0.91	0.11	0.79	-0.81	0.01
3	0.42	0.66	0.89	0.01	0.91	-0.92	0.06	0.77	-0.83

선호도 점수는 식 (3.3)으로부터 생성된 모든  $y$ 값의 분포에 따라 등간격으로 나눈 후 부여한다.

$$y_{ijklmn} = 30 + b_i + c_j + d_k + bc_{(ij)} + bd_{(ik)} + e_{ijklmn}, \tag{3.3}$$

$$e_{ijklmn} \sim N(0, 1^2), \quad i, j, \dots, n = 1, 2, 3.$$

위 가정에 따르면 평균 선호도 점수를 최대로 하는 이론적인 컨셉 최적조건은  $B_2C_3D_3$ 이다. 고전적인 방법과 본 연구에서 제안하는 방법으로 분석하여 각각의 최적조건을 비교하고자 한다. 균형된 불완전 블록 완전요인설계 문항 자료에 대한 분석은 Design-Expert 9을 활용하여 실시하였다.

**3.2.1. 주효과만 추정** 모든 응답자가 동일한 설문 문항에 답하는 고전적인 방법과는 달리 응답자들이 서로 다른 설문 문항에 답하지만, 분석 방법은 고전적인 방법과 동일하게 한다. 즉, 각 응답자마다 주효과만 포함된 식 (3.4)와 같은 모형을 적합하여 주효과를 추정한 후, 최종적으로는 모든 응답자들의 주효과의 추정값의 평균치를 얻는다.

$$y_{ijklmn} = \mu + a_i + b_j + c_k + d_l + e_m + f_n + e_{ijklmn}, \quad i, j, k, l, m, n = 1, 2, 3. \tag{3.4}$$

또한, 선호도 점수에 영향을 미치는 각 속성의 중요도(importance value)를 검토하기 위해 계산된 속성별 중요도는 속성의 응답자별 중요도의 평균값으로 Table 3.8의 (a)에 주어진다. 속성별 효과의 중요도를 시각적으로 표현한 파레토 그림이 Figure 3.4의 (a)에 주어진다. 파레토의 원칙에 따라서 선별된 효과는 누적 중요도가 80% 근방인  $D, C, B$ 까지이다. 따라서 컨셉의 최적조건은 중요도가 가장 높은 속성 3개만 선택하여 표시해 본다면 각 효과의 추정치 계수가 양수인  $B_3C_3D_3$ 이다. 이는 이론적인 컨셉 조건인  $B_2C_3D_3$ 과는 상이한 결과이다.

**3.2.2. 주효과, 이인자 교호작용효과 추정** 27명 응답자의 모든 설문지 문항 자료를 모아서 분석하면 이 문항 자료의 분석 방법은 블록화 완전요인설계 실험자료의 분석 방법과 동일하여 블록효과, 6개의 주효과와 15개의 이인자 교호작용효과를 모두 추정할 수 있다. Design-Expert 9에서 출력된 추정된 효

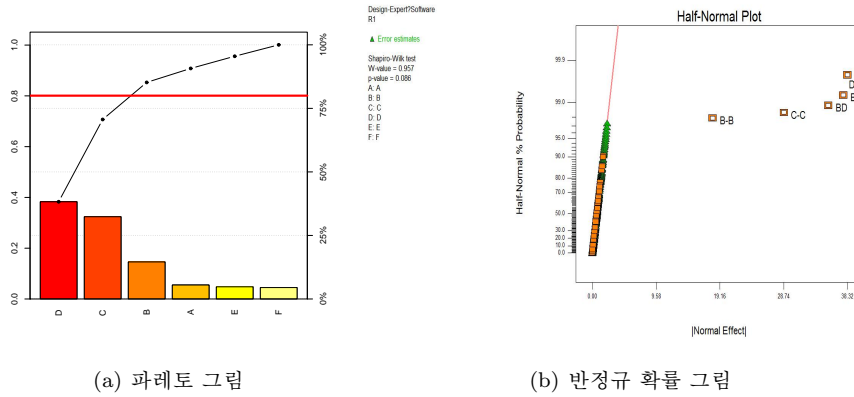


Figure 3.4. The screened vital few effects.

Table 4.1. Simulation results on the efficiency of the proposed design

구분	설계	$\sigma = 1.0$	$\sigma = 1.5$	$\sigma = 2.0$
Power 1	블록화 완전요인설계	1.000	1.000	0.991
	블록화 일부요인설계	0.988	0.970	0.815
Power 2	블록화 완전요인설계	0.854	0.849	0.839
	블록화 일부요인설계	0.885	0.850	0.686
이론적인 컨셉 최적조건 ( $A_2B_2C_1D_2$ )	블록화 완전요인설계	1.000	1.000	1.000
	블록화 일부요인설계	0.993	0.974	0.906

과들의 반정규 확률 그림이 Figure 3.4의 (b)에 주어진다. 효과의 크기가 가장 큰 효과부터 유의한 효과로 선별될 수 있는데, 가장 오른쪽에 있는 효과부터 순차적으로 선택하면  $D, BC, BD, C, B$ 를 유의한 효과로 선택할 수 있다. 이는 앞서 식 (3.3)에서 가정한 유의한 효과들과 일치한다.

또한 선별된 효과들에 대한 추정치가 Table 3.8의 (b)에 주어지고, 선별된  $B, C, D$  요인들의 수준 결합에 대해서 평균선호도의 추정치인  $\hat{y}$ 를 계산하면,  $\hat{y}$ 를 최대로 하는 컨셉 최적조건은  $B_2C_3D_3$ 이다. 이는 이론적인 컨셉 조건과 일치한 결과이다.

#### 4. 시뮬레이션을 통한 제안된 방법의 효율성

속성들의 수준이 2수준인 경우에 사례분석에서 고려한 시뮬레이션 모형에서 새로운 제안 방법인 블록화 요인설계에 따른 설문지 문항 분석의 효율성을 일반적으로 검토하기 위해 오차항을  $N(0, \sigma^2)$  분포를 따르는 난수로 사용하였다.  $\sigma$ 는 1.0, 1.5, 2.0인 경우를 고려하는데, 이는 크기가 가장 작은 주효과의 크기에 대한 신호-대-잡음 비율(signal-to-noise ratio)이 2.0, 4/3, 1.0에 해당된다. 각각의 경우에 대하여 전체 설문지 문항 자료를 1,000번 발생시켜 분석을 반복하였다. 효율성의 지표로는 각 분석의 결과들이 앞의 식 (3.1)에서 가정한 유의한 속성들을 얼마나 잘 찾는지를 보는 Power 1, Power 2와 컨셉 최적조건이 이론적인 것과 얼마나 일치하는 지를 살펴보았다. Power 1은 1,000번 중 다른 속성들을 포함하여 가정한 유의한 효과  $A, B, C, D, BC, CD$ 를 모두 찾은 비율이고, Power 2는 오로지 유의한 효과인  $A, B, C, D, BC, CD$ 만 찾은 비율이다. Table 4.1에서  $\sigma = 1.0$ 인 결과값을 살펴보면, 블록화 완전요인설계는 Power 1이 1로 블록화 일부요인설계 0.988보다 높은 반면 Power 2에서는 블록화 일부요인설계가 0.885로 블록화 완전요인설계 0.854보다 높다. 또한, 블록화 완전요인설계는 이론적인 컨셉 최적조

건  $A_2B_2C_1D_2$ 을 모두 찾은 반면 블록화 일부요인설계는 993번을 이론적인 컨셉 최적조건과 동일하게 찾고 7번은  $A_1B_2C_1D_2$ 으로 잘못 찾았다. 따라서 블록화 완전요인설계에서의 문항자료 분석에서는 드물게 유의하지 않은 일부 효과들을 포함하지만 유의한 효과들을 모두 선별하고, 이론적인 컨셉 최적조건을 모두 찾고 있다. 반면에 블록화 일부요인설계에서도 응답자의 수가 16명에서 8명으로 반으로 줄었음에도 불구하고 약 99% 정도 이론적인 컨셉 최적조건을 찾고 있어서 효율적이라 할 수 있다. 불확실성이 커져서 신호-대-잡음 비율이 상대적으로 약해진  $\sigma$ 가 1.5와 2.0에서는 응답자의 수가 16명인 블록화 완전요인설계가 8명인 블록화 일부요인설계보다 더 효율적임을 확인할 수 있어서, 신호-대-잡음 비율이 1.5 이하로 기대되는 경우에는 더 많은 응답자로부터 설문지 정보를 수집할 필요가 있음을 제시한다.

## 5. 결론

이 논문에서는 첫째로 고전적인 컨조인트 분석에서의 중요 속성의 선별 방법이 제시되었다. 이 방법은 파레토의 원리에 따라서 속성들을 중요도의 크기 순으로 나열 한 후에, 속성들에 대한 누적 중요도가 80% 근방이 되는 속성들만 선별하는 방법이다. 둘째로, 속성들 간의 시너지 혹은 적대적 효과를 추정하기 위해서 실험계획법의 균형된 불완전 블록 완전요인설계 혹은 해상도 V 이상의 균형된 불완전 블록 일부요인설계를 활용하여 응답자마다 설문지 문항들이 다른 설문지 문항설계를 제시하여 자료를 수집하였다. 속성들의 추정 가능한 효과들 중에서 핵심적인 효과들을 선별하기 위해서 속성들의 효과들에 대한 반정규 확률 그림을 활용하여 설문지 문항 자료를 분석하고, 적절한 모형을 찾았다. 시뮬레이션 모형에 대한 사례 분석 결과를 보면, 제시된 방법이 효율적으로 시너지 효과 혹은 적대적 효과를 검출하고 이론적인 컨셉 최적조건을 찾고 있다.

## References

- Kim, B. Y. (2005). Conjoint Analysis for the Development of New Cellular Phone, *Journal of the Korean society for Quality Management*, **33**, 103–110.
- Lawson, J., Grimshaw, S. and Burt, J. (1998). A quantitative method for identifying active contrasts in unreplicated factorial designs based on the half-normal plot, *Computational Statistics and Data Analysis*, **26**, 425–436.
- Luce, R. D. and Tukey, J. W. (1964). Simultaneous conjoint measurement: A new type of fundamental measurement, *Journal of Mathematical Psychology*, **1**, 1–27.
- Monod, H., Bouvier, A. and Kobilinsky, A. (2013). A quick guide to PLANOR, an R package for the automatic generation of regular factorial designs, Technical report, MIA Unit, INRA Jouy en Josas.

# 컨조인트 분석에서 실용적인 설계, 분석 및 컨셉 최적화

임용빈<sup>a,1</sup> · 정종희<sup>a</sup> · 김주혜<sup>a</sup>

<sup>a</sup>이화여자대학교 통계학과

(2015년 7월 10일 접수, 2015년 7월 28일 수정, 2015년 8월 8일 채택)

---

## 요약

마케팅 분야에서 활용되는 컨조인트 분석은 속성들간의 시너지 효과 혹은 적대적(상충적)인 효과의 존재 여부를 파악하는데 관심이 있다. 즉, 속성들의 모든 주효과와 이인자 교호작용효과와 크기 추정에 관심이 많다. 본 연구에서는 해상도가 V인 균형된 불완전 블록 일부요인설계를 이용함으로써 속성들의 모든 주효과와 이인자 교호작용효과들을 추정 가능하게 하는 설문지 문항의 설계 방법에 관해서 연구를 한다. 전체 응답자들에 대한 설문지 문항들의 총 묶음으로 구성된 설문지 자료를 분석하여 핵심적인 소수 효과들을 선별하고, 유의한 속성효과들로 표현된 적절한 모형을 찾는 다음에, 효율적인 컨셉 최적화를 수행한다.

주요용어: 컨조인트 분석, 해상도가 V인 균형된 불완전 블록 일부요인설계, 컨셉 최적조건

---

이 논문은 한국연구재단의 지원에 의한 연구임 (NRF-2014R1A1A2002032).

<sup>1</sup>교신저자: (120-750) 서울특별시 서대문구 이화여대길 52, 이화여자 대학교 통계학과.

E-mail: yblim@ewha.ac.kr