일반화가능도 디자인에 의한 반복측정 실험설계의 모형 생성 및 확장

최 성 운*

*경원대학교 산업공학과

Generation and Extension of Models for Repeated Measurement Design by Generalizability Design

Sung-Woon Choi*

*Department of Industrial Engineering, Kyungwon University

Abstract

The study focuses on the Repeated Measurements Design (RMD) which observations are periodically made for identical subjects within definite time periods. One of the purposes of this design is to monitor and keep track of replicated records within regular period over years. This paper also presents the classification models of RMD that is developed according to the number of factors in Between-Subject (BS) variates and Within-Subject (WS) variates. The types of models belong to each number of factors: One factor is 0BS 1WS. Two factors are 1BS 1WS and 0BS 2WS. Three factors are 1BS 2WS and 2BS 1WS. Lastly, the four factors include model of 2BS 2WS

In addition, the study explains the generation mechanism of models for RMD using Generalizability Design (GD). GD is a useful method for practitioners to identify linear model of experimental design, since it generates a Venn diagram.

Lastly, the research develops three types of 1BS 2WS RMDs with crossed factors and nested factors. Those are random models, mixed models and fixed models and they are presented by using Generalizability Design, $(S : A \times B) \times C$. Moreover, the example of applications and its implementation steps of models developed in the study are presented for better comprehension.

Keywords : RMD, Classification Models, GD, 0BS 1WS, 1BS 1WS, 0BS 2WS, 1BS 2WS, 2BS 1WS, 2BS 2WS, Crossed and Nested Factors, Random Models, Mixed Models, Implementation Steps

1. 서 론

지식경제산업에서는 지식을 기반으로 한 품질(Knowledge Driven Quality)을 창조하여 고객만족을 추구할 수 있는 사람(People)이 경쟁력의 원천이 된다. 대부분의 품질혁신 및 개선 기법이 제품개발 또는 공정개선을 위한 용도로 사용되고 있고 특히 품질 실험설계의 경우 사람을 대상으로는 전혀 활용되지 않고 있다.

반복측정 실험설계(Repeated Measurement Design : RMD)[2-4,9,11]는 바이오(Bio), 의학(Medical), 헬스(Health) 산업에서 살아있는 생물과 사람을 대상으로 연구실험과 임상실험 또는 신약개발의 생동등성(Bioequivalence) 시험을 실시할 경우 사용된다.

RMD는 실험대상인 Subject를 블록(Block)으로 층별[12, 15, 17-20, 22]하는 Between Subject(BS)와 반복측정을 하는 Within Subject(WS)에 배치되는 인자의 개

† 이 연구는 2011년 경원대학교 교내연구비 지원에 대한 연구임(KWU-2011-R084)
† 교신저자: 최성운 경기도 성남시 수정구 복정동 산65

M · P: 011-256-0697, E-mail: swchoi@kyungwon.ac.kr
2011년 4월 20일 접수; 2011년 6월 10일 수정본 접수; 2011년 6월 13일 게재확정

수에 따라 0BS 1WS, 1BS 1WS, 0BS 2WS, 1BS 2WS, 2BS 1WS, 2BS 2BW 등으로 구분된다. 그러나 RMD는 WS의 인자인 시간 또는 기간(Time, Period)의 정해진 순서에 순서에 따라 BS의 Subject별 반복측정하기 때문에 공분산 구조(Covariance Structure)의 구형성(Sphericity)조건인 복합 대칭성(Compound Symmetry), 공분산의 동질성(Homogeneity of Covariance), 순환성(Circularity)이 만족되지 않는 경우 분석과 해석에 복잡한 면이 있다[6, 7, 13, 14].

일반화가능도 실험설계(Generalizability Design:GD)[1,21]는 Venn Diagram에 의해 데이터 구조식 모형을 그림으로 쉽게 표현하고 변동요인(Source of Variation)을 가시적으로 파악할 수 있는 장점이 있다. 또한 인자(Factor, Level, Facet, Condition, Treatment)의 관심영역(Area of Interest)의 모든 조건을 일반화할 수 있는 랜덤모형(Random Model)을 기본으로 고정인자(Fixed Factor), 교차인자(Crossed Factor), 지분인자(Nested Factor)등과의 혼합결합모형(Mixed and Combined Model)의 생성이 유연하다. 또한 평가개선을 위한 실험계획의 경우 평가의 신뢰성을 GI(Generalizability Index)와 DI (Dependability Index)등의 지수를 활용해서 평가개선을 효율적이고 효과적으로 추구할 수 있다.

그러나 일반화가능도 실험설계의 연구는 교육학에서의 수행도 평가 및 적성평가 분야에서 분석모형의 광의적 해석을 위해 랜덤지분모형을 대상으로 주로 연구되어 왔으나 [5,8,10] 반복측정 실험계획에 관련된 연구는 거의 이루어지고 있지 않으며 일반화 반분검사 신뢰성척도 (Generalized Test-Retest Reliability Measures)의 연구[16]에 국한하고 있다.

따라서 본 연구에서는 지식경영의 주체가 되는 사람을 대상으로 하는 반복측정 실험설계 모형의 고찰[2-4, 9, 12, 17]을 통해 유형화하고 일반화가능도 이론의 Venn Diagram을 활용하여 데이터구조식 모형과 변동요인의 생성방안을 제시한다. 또한 일반화가능도 실험설계(GD) 모형 $(S:A\times B)\times C$ 에 의한 1BS 2WS 반복측정 실험설계(RMD)의 고정 교차 지분모형, 변량 교차 지분모형, 혼합 교차 지분모형 등 3가지 모형을 개발하고 적용단계와 적용분야를 제안한다.

2. 반복측정 실험설계의 유형화 모형

2.1 Subject의 구조와 인자의 개수에 의한 유형화

RMD는 통상 살아있는 Subject를 층별화(Stratification, Classification, Grouping)하는 Between Subject(BS)와 Subject 내(Within Subject : WS)에서 반복측정(Repeated Measurement)하는 형태로 실험이 설계된다. 따라서 RMD의 유형화는 BS와 WS에 속해 있는 인자의 수에 따라 1인자 0BS 1WS, 2인자 1BS 1WS, 0BS 2WS, 3인자 1BS 2WS, 2BS 1WS 4인자 2BS 2WS 등으로 구분된다.

2.3 블록 실험설계의 특징

분할구 실험설계(Split Plot Design : SPD)[18]는 품질실험계획에서 랜덤화하기 어려운 인자를 주구(Whole Plot :WP)에 배치하거나 사회과학 실험계획에서 관심이 많은 인자를 부구(Sub Plot :SP)에 배치하는 경우 블록(Block)화된 Plot을 사용하는 방법이다.

따라서 반복측정 실험설계(RMD)의 Between Subject (BS)는 SPD의 Whole Plot(WP)에 해당되며, RMD의 Within Subject(WS)는 SPD의 Sub Plot(SP)에 해당된다. SPD의 Sub Plot을 세분화되게 분할하는 Split Split Plot Design은 RMD의 Within Subject(WS)의 인자의 갯수와 관련이 있다.

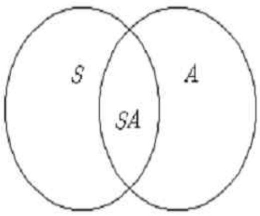
그러나 실험설계면에서 SPD와 RMD의 중요한 차이점은 RMD는 Within Subject(WS)의 인자처리수준의 순서가 시간(Time, Period)같이 고정되어 있으나 SPD는 완전랜덤화 순서로 수행된다는 점이다. 양자의 중간 방법인 교차 실험설계(Crossover Design)[19]는 WS의 인자처리수준의 정해진 랜덤화 순서 즉 LSD(Latin Square Design)로 적용순서 효과를 알아 보는 용도로 사용된다.

따라서 세가지 실험설계 중 RMD는 Subject 내의 인자 처리수준에 종속적인(Time Dependent, Time Varying) 공분산 구조(Covariance Structure)가 실험분석에 큰 영향을 주게 된다. 공분산 구조가 동질성(Homogeneity)과 구형성(Sphericity)을 갖기 위해 복합 대칭성 (Compound Symmetry), 순환성(Circularity)의 성질을 검증하게 되는데 만족여부에 따라 일변량 ANOVA(Univariate ANOVA) 또는 MANOVA(Multivariate ANOVA)를 적용해야 한다.

3. GD에 의한 RMD의 생성

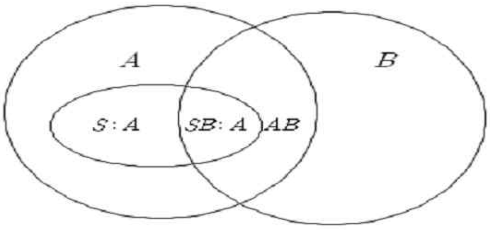
3.1 S×A 에 의한 0BS 1WS 생성

BS(Between Subject)에 S(Subject), WS(Within Subject)에 A를 배치하는 0BS 1WS RMD(Repeated Measurement Design)는 <그림 1>과 같은 $S\times A$ 고정모형의 데이터 구조식 $y_{ij}=\mu+s_i+a_j+e_{ij}$로 $e_{ij}=sa_{ij}$이다. ANOVA의 BS는 S, WS는 A, e로



인자	S	A
첨자	i	j
갯수	s	a

<그림 1> $S \times A$의 데이터 구조식 모형



인자	A	S	B
첨자	i	j	k
갯수	a	s	b

<그림 2> $(S:A) \times B$의 데이터 구조식 모형

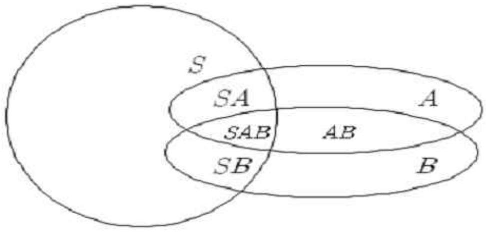
$F(A) = MS_A / MS_e$가 되며 S의 F비는 구할 필요가 없는 이유는 Subject간 층별되었기 때문에 당연히 유의적인 결과가 나오기 때문이다.

3.2 $(S:A) \times B$에 의한 1BS 1WS 생성

BS에 A, S, WS에 B를 배치하는 1BS 1WS RMD는 <그림 2>와 같은 $(S:A) \times B$ 고정모형의 데이터 구조식 $y_{ijk} = \mu + a_i + e_1 + b_k + ab_{ik} + e_2$로 $e_1 = s : a_{j:i}$, $e_2 = sb : a_{jk:i}$ 이다. ANOVA의 BS는 A, e_1, WS는 B, AB, e_2로 SPD(Split Plot Design)과 같이 1개의 WP(Whole Plot)과 1개의 SP(Sub Plot)로 구성되며 $F(A) = MS_A / MS_{e_1}$, $F(e_1) = MSe_1 / MSe_2$, $F(B) = MS_B / MS_{e_2}$, $F(AB) = MS_{AB} / MS_{e_2}$가 된다.

3.3 $S \times A \times B$에 의한 0BS 2WS의 생성

BS에 S, WS에 A, B를 배치하는 0BS 2WS RMD는 <그림 3>과 같은 $S \times A \times B$ 고정모형의 데이터 구조식 $y_{ijk} = \mu + s_i + a_j + b_k + ab_{jk} + e$로 $e = sa_{ij} + sb_{ik} + sab_{ijk}$이다. ANOVA의 BS는 S, WS는 A, B, AB, e로, $F(A) = MS_A / MS_e, F(B) = MS_B / MS_e, F(AB) = MS_{AB} / MS_e$가 된다.



인자	S	A	B
첨자	i	j	k
갯수	s	a	b

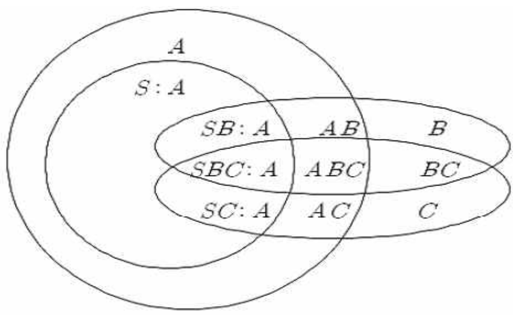
<그림 3> $S \times A \times B$ 의 데이터 구조식 모형

3.4 $(S:A) \times B \times C$에 의한 1BS 2WS의 생성

BS에 A, S, WS에 B, C를 배치하는 1BS 2WS RMD는 <그림 4>와 같은 $(S:A) \times B \times C$ 고정모형의 데이터 구조식 $y_{ijkl} = \mu + a_i + e_1 + b_k + ab_{ik} + e_2 + c_l + ac_{il} + e_3 + bc_{kl} + abc_{ikl} + e_4$로 $e_1 = s : a_{j:i}$, $e_2 = sb : a_{jk:i}$, $e_3 = sc : a_{jl:i}$, $e_4 = sbc : a_{jkl:i}$이다.

ANOVA의 BS는 A, e_1, WS_1은 B, AB, e_2, WS_2는 C, AC, e_3, W_3는 BC, ABC, e_4로 SSSPD(Split Split Split Plot Design)과 같이 1개의 WP(Whole Plot)과 3개의 SP(Sub Plot)와 같이 구성된다.

$F(A) = MS_A / MS_{e_1}$, $F(e_1) = MS_{e_1} / MS_{e_2}$, $F(B) = MS_B / MS_{e_2}$, $F(AB) = MS_{AB} / MS_{e_2}$, $F(e_2) = MS_{e_2} / MS_{e_3}$, $F(C) = MS_C / MS_{e_3}$, $F(AC) = MS_{AC} / MS_{e_3}$, $F(BC) = MS_{BC} / MS_{e_4}$, $F(ABC) = MS_{ABC} / MS_{e_4}$ 이다..

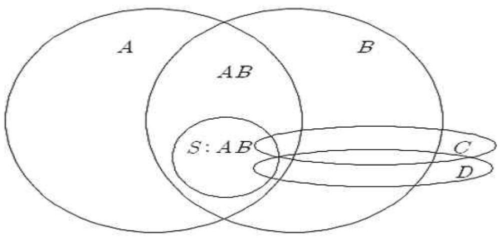


인자	A	S	B	C
첨자	i	j	k	l
갯수	a	s	b	c

<그림 4> $(S:A) \times B \times C$의 데이터 구조식 모형

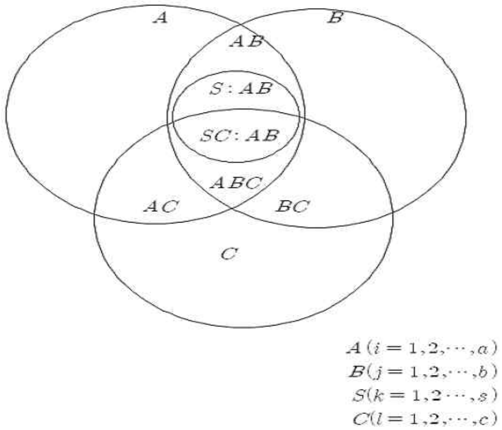
3.5 $(S: A\times B)\times C\times D$에 의한 2BS 2WS의 생성

BS에 A, B, S, WS에 C, D를 배치하는 2BS 2WS RMD는 <그림 5>와 같은 $(S: A\times B)\times C\times D$ 고정모형의 데이터 구조식 $y_{ijklm}=\mu+a_i+b_j+ab_{ij}+e_1+c_l+ac_{il}+bc_{jl}+abc_{ijl}+e_2+d_m+ad_{im}+bd_{jm}+abd_{ijm}+e_3+cd_{lm}+acd_{ilm}+bcd_{jlm}+abcd_{ijlm}+e_4$로 $e_1=s:ab_{k:ij}$, $e_2=sc:ab_{kl:ij}$, $e_3=sd:ab_{km:ij}$, $e_4=scd:ab_{klm:ij}$이다. ANOVA의 BS는 A, B, AB, e_1, WS_1은 C, AC, BC, ABC, e_2, WS_2는 D, AD, BD, ABD, e_3, WS_3은 $CD, ACD, BCD, ABCD, e_4$로 3.4절과 같은 SSSPD와 같다. $F(A)=MS_A/MS_{e_1}$, $F(B)=MS_B/MS_{e_1}$, $F(AB)=MS_{AB}/MS_{e_1}$, $F(e_1)=MS_{e_1}/MS_{e_2}$ $F(C)=MS_C/MS_{e_2}$, $F(AC)=MS_{AC}/MS_{e_2}$, $F(BC)=MS_{BC}/MS_{e_2}$, $F(ABC)=MS_{ABC}/MS_{e_2}$, $F(e_2)=MS_{e_2}/MS_{e_3}$, $F(D)=MS_D/MS_{e_3}$, $F(AD)=MS_{AD}/MS_{e_3}$ $F(BD)=MS_{BD}/MS_{e_3}$, $F(ABD)=MS_{ABD}/MS_{e_3}$,$F(e_3)=MS_{e_3}/MS_{e_4}$,$F(CD)=MS_{CD}/MS_{e_4}$, $F(ACD)=MS_{ACD}/MS_{e_4}$, $F(BCD)=MS_{BCD}/MS_{e_4}$, $F(ABCD)=MS_{ABCD}/MS_{e_4}$ 이다.



인자	A	B	S	C	D
첨자	i	j	k	l	m
갯수	a	b	s	c	d

<그림 5> $(S: A\times B)\times C\times D$의 데이터 구조식 모형



<그림 6> $(S: A\times B)\times C$ 의 데이터 구조식 모형

4. $(S: A\times B)\times C$ 에 의한 2BS 1WS 확장 모형

4.1 모형개발

4.1.1 데이터 구조모형 생성

교차인자 $A\times B$에 서로 다른 Subject가 지분되어 있고 C 인자에 교차되어 있는 $(S: A\times B)\times C$의 Venn Diagram에 의한 데이터 구조식 모형은 <그림 6>과 같으며 $y_{ijkl}=\mu+a_i+b_j+c_l+ab_{ij}+ac_{il}+bc_{jl}+abc_{ijl}+s:ab_{k:ij}+sc:ab_{kl:ij}$이다.

4.1.2 EMS에 의한 유의성 평가

랜덤모형$(S: A\times B)\times C$는 관심영역(Region of Interest)의 모든 영역에서 랜덤하게 인자수준을 선정하여 일반화하는 경우 사용되는 방법이다. 이 모형에 대한 EMS는 <표 1>과 같으며 이를 이용한 F비는 <표 5>와 같으며 A, C, AB는 근사 F검정(Approximate F Test)와 Satterthwaite 자유도 DF^*를 구해야 한다. F(A)의 분모에 대한 $DF^*=(MS_{AB}+MS_{AC}-MS_{ABC})^2/(MS_{AB}^2/DF_{AB}+MS_{AC}^2/DF_{AC}+MS_{ABC}^2/DF_{ABC})$ 이고 만약 F(A)의 분모 $MS_{AB}+MS_{AC}-MS_{ABC}$가 음수가 나올 경우 고차의 교호작용 MS_{ABC}를 F(A)의 분자, 분모에 더해 주는 Cochran 조정(Cochran's Modification)을 하여야 한다. $F(A)=(MS_A+MS_{ABC})/(MS_{AB}+MS_{AC})$이고 분자의 $DF^*=(MS_A+MS_{ABC})^2/(MS_{AB}^2/DF_{AB}+MS_{ABC}^2/DF_{ABC})$, 분모의 $DF^*=(MS_{AB}+MS_{AC})^2/(MS_{AB}^2/DF_{AB}+MS_{AC}^2/DF_{AC})$이다.

고정모형 $(S: A\times B)\times C$는 관심영역의 특정 인자수준을 물리적으로 제어가 가능할 경우 사용되는 방법으로 EMS는 <표 2>와 같다. <표 2>에서 $S: AB$는 RMD (Repeated Measurement Design)의 BS(Between Subject)의 오차요인이 되고 $SC: AB$는 WS(Within Subject)의 오차요인이 되어 2BS 1WS의 모형과 같아진다. 따라서 <표 6>의 F비도 SPD의 WP(Whole Plot), SP(Sub Plot)와 같이 Block화된 Plot별 오차요인으로 나누어 주면 된다.

혼합모형$(S: A\times B)\times C$은 랜덤인자 A, B와 고정인자 C로 설계된 모형으로 EMS는 <표 3>과 같으며 <표 7>에서 C에 대한 F비를 구할 경우 근사 검정과 Satterthwaite 자유도를 구해야 한다. MS를 구하기 위

한 SS, DF는 <표4>와 같으며 3가지 모형에서 공통적으로 사용된다.

<표 1> 랜덤모형$(S: A\times B)\times C$의 EMS

Source	EMS
A	$bsc\sigma_A^2+sc\sigma_{AB}^2+bs\sigma_{AC}^2+s\sigma_{ABC}^2+c\sigma_{S:AB}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
C	$abs\sigma_C^2+bs\sigma_{AC}^2+as\sigma_{BC}^2+s\sigma_{ABC}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
B	$asc\sigma_B^2+sc\sigma_{AB}^2+s\sigma_{ABC}^2+c\sigma_{S:AB}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
AB	$sc\sigma_{AB}^2+s\sigma_{ABC}^2+c\sigma_{S:AB}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
AC	$bs\sigma_{AC}^2+s\sigma_{ABC}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
BC	$as\sigma_{BC}^2+s\sigma_{ABC}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
ABC	$s\sigma_{ABC}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
S:AB	$c\sigma_{S:AB}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
CS:AB	$\sigma_{SC:AB}^2$

<표 2> 고정모형$(S: A\times B)\times C$의 EMS

Source	EMS
BS:	
A	$bsc\sigma_A^2+c\sigma_{S:AB}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
B	$asc\sigma_B^2+c\sigma_{S:AB}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
AB	$(sc\sigma_{AB}^2+c\sigma_{S:AB}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
S:AB	$c\sigma_{S:AB}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
WS:	
C	$abs\sigma_C^2+\sigma_{SC:AB}^2$
AC	$bs\sigma_{AC}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
BC	$as\sigma_{BC}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
ABC	$s\sigma_{ABC}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
SC:AB	$\sigma_{SC:AB}^2$

<표 3> 혼합모형$(S: A\times B)\times C$의 EMS

Source	EMS
BS:	
A	$bsc\sigma_A^2+sc\sigma_{AB}^2+c\sigma_{S:AB}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
B	$asc\sigma_B^2+sc\sigma_{AB}^2+c\sigma_{S:AB}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
AB	$sc\sigma_{AB}^2+c\sigma_{S:AB}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
S:AB	$c\sigma_{S:AB}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
WS:	
C	$absc\sigma_C^2+bs\sigma_{AC}^2+as\sigma_{BC}^2+s\sigma_{ABC}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
AC	$bs\sigma_{AC}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
BC	$as\sigma_{BC}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
ABC	$s\sigma_{ABC}^2+\sigma_{SC:AB}^2$
SC:AB	$\sigma_{SC:AB}^2$

<표 4> $(S: A\times B)\times C$의 SS,DF

Source	EMS
A	$\sum_i\sum_j\sum_k\sum_l(\overline{y_{i\cdot\cdot\cdot}}-\bar{\bar{y}})^2$
C	$\sum_i\sum_j\sum_k\sum_l(\overline{y_{\cdot\cdot\cdot l}}-\bar{\bar{y}})^2$
B	$\sum_i\sum_j\sum_k\sum_l(\overline{y_{\cdot j\cdot\cdot}}-\bar{\bar{y}})^2$
AB	$\sum_i\sum_j\sum_k\sum_l(\overline{y_{ij\cdot\cdot}}-\overline{y_{i\cdot\cdot\cdot}}-\overline{y_{\cdot j\cdot\cdot}}+\bar{\bar{y}})^2$
AC	$\sum_i\sum_j\sum_k\sum_l(\overline{y_{i\cdot\cdot l}}-\overline{y_{i\cdot\cdot\cdot}}-\overline{y_{\cdot\cdot\cdot l}}+\bar{\bar{y}})^2$
BC	$\sum_i\sum_j\sum_k\sum_l(\overline{y_{i\cdot j\cdot l}}-\overline{y_{\cdot j\cdot\cdot}}-\overline{y_{\cdot\cdot\cdot l}}+\bar{\bar{y}})^2$
ABC	$\sum_i\sum_j\sum_k\sum_l(\overline{y_{ij\cdot l}}-\overline{y_{i\cdot\cdot\cdot}}-\overline{y_{\cdot j\cdot\cdot}}-\overline{y_{\cdot\cdot\cdot l}}$ $+\overline{y_{ij\cdot\cdot}}+\overline{y_{j\cdot\cdot l}}+\overline{y_{\cdot j\cdot l}}-\bar{\bar{y}})^2$
S:AB	$\sum_i\sum_j\sum_k\sum_l(\overline{y_{ijk\cdot}}-\overline{y_{ij\cdot\cdot}})^2$
SC:AB	$\sum_i\sum_j\sum_k\sum_l(y_{ijkl}-\overline{y_{ij\cdot\cdot}})^2$

<표 5> 랜덤모형 $(S: A\times B)\times C$의 F비

Source	F비
A	$MS_A/(MS_{AB}+MS_{AC}-MS_{ABC})$
C	$MS_C/(MS_{AC}+MS_{BC}-MS_{ABC})$
B	MS_B/MS_{AB}
AB	$MS_{AB}/(MS_{S:AB}+MS_{ABC}-MS_{SC:AB})$
AC	MS_{AC}/MS_{ABC}
BC	MS_{BC}/MS_{ABC}
ABC	$MS_{ABC}/MS_{SC:AB}$
S:AB	$MS_{S:AB}/MS_{SC:AB}$
CS:AB	$MS_{SC:AB}$

<표 6> 고정모형 $(S: A\times B)\times C$의 F비

Source	F비
BS:	
A	$MS_A/MS_{S:AB}$
B	$MS_B/MS_{S:AB}$
AB	$MS_{AB}/MS_{S:AB}$
S:AB	$MS_{S:AB}/MS_{SC:AB}$
WS:	
C	$MS_C/MS_{SC:AB}$
AC	$MS_{AC}/MS_{SC:AB}$
BC	$MS_{BC}/MS_{SC:AB}$
ABC	$MS_{ABC}/MS_{SC:AB}$
SC:AB	$MS_{SC:AB}$

<표 7> 혼합모형 $(S:A\times B)\times C$의 F비

Source	F비
BS:	
A	$MS_A/MS_{S:AB}$
B	MS_B/MS_{AB}
AB	$MS_{AB}/MS_{S:AB}$
S:AB	$MS_{S:AB}/MS_{SC:AB}$
WS:	
C	$MS_C/(MS_{AC}+MS_{BC}-MS_{ABC})$
AC	$MS_{AC}/MS_{SC:AB}$
BC	$MS_{BC}/MS_{SC:AB}$
ABC	$MS_{ABC}/MS_{SC:AB}$
SC:AB	$MS_{SC:AB}$

<표 8> 랜덤모형 (S:A×B)× C의 EVC $\hat{\sigma}^2$

Source	EVC
A	$(MS_A-MS_{AB}-MS_{AC}+MS_{ABC})/bsc$
C	$MS_c-MS_{AC}-MS_{BC}+MS_{ABC})/abs$
B	$(MS_B-HS_{AB})/asc$
AB	$(MS_{AB}-MS_{S:AB}-MA_{ABC}+MS_{SC:AB)}/sc$
AC	$(MS_{AC}-MS_{ABC})/bs$
BC	$(MS_{BC}-MS_{ABC})/s$
ABC	$(MS_{ABC}-MS_{SC:AB})/s$
S:AB	$(MS_{S:AB}-MS_{SC:AB})/c$
CS:AB	$MS_{SC:AB}$

4.1.3 오차에 의한 신뢰성 평가

4.1.2절에서 ANOVA에 의한 F검정은 자기요인이외에 다른 요인이 교락되어 과대평가된다는 데 있다. <표 1>~<표 3>의 3가지 모형의 EMS(A)를 보면 랜덤모형의 경우 6가지 요인, 고정모형의 경우 3가지 요인, 혼합모형의 경우 4가지 요인이 교락되어 있다. 따라서 자기만의 순수한 요인의 EVC $\hat{\sigma}^2$를 구하면<표8>~<표 10>과 같다. 랜덤모형에서 $EVC(A)=(MS_A-MS_{AB}-MS_{AC}+MS_{ABC})/bsc$로 고정모형 $EVC(A)=(MS_A-MS_{S:AB})/bsc$ 보다 값이 작게 되어 과소평가되는 반면 고정모형은 모분산의 값이 과대평가되는 면이 있다.

변량모형의 경우 $DI=\widehat{\sigma^2_{S:AB}}/(\widehat{\sigma^2_{S:AB}}+\widehat{\sigma^2_{CS:AB}}/_C+\widehat{\sigma^2_A}+\widehat{\sigma^2_B}+\widehat{\sigma^2_{AB}}++\widehat{\sigma^2_{AC}}/c+\widehat{\sigma^2_{ABC}}/c+\widehat{\sigma^2_{BC}}/c+\widehat{\sigma^2_C}/c)$이고 GI는 절대오차 $\widehat{\sigma^2_A}+\widehat{\sigma^2_B}+\widehat{\sigma^2_{AB}}+\widehat{\sigma^2_{AC}}/c+\widehat{\sigma^2_{ABC}}/c+\widehat{\sigma^2_{BC}}/c+\widehat{\sigma^2_C}/c)$를 DI의 분모에서 빼주면 된다. 혼합모형의 경우 $DI=\hat{\sigma}^2_{S:AB}+\hat{\sigma}_{CS:AB}/c+\hat{\sigma}^2_A+\hat{\sigma}^2_B+\hat{\sigma}^2_{AB}+\hat{\sigma}^2_{AC}/c+\hat{\sigma}^2_{ABC}/c+\hat{\sigma}^2_{BC}/c+\hat{\sigma}^2_C/c)$이고 GI는 절대오차 $\hat{\sigma}^2_A+\hat{\sigma}^2_B+\hat{\sigma}^2_{AB}$를 DI 분모에서 빼주면 된다.

또 다른 신뢰성 계수 계산방법으로 평가대상자인 Subject와 지분인자인 A×B를 오차요인이 아닌 전집(Universe)요인으로 잡을 수 있다. 이 경우 변량모형 $DI=(\hat{\sigma}^2_A+\hat{\sigma}^2_B+\hat{\sigma}^2_{AB}+\hat{\sigma}^2_{S:AB})/(\hat{\sigma}^2_A+\hat{\sigma}^2_B+\hat{\sigma}^2_{AB}+\hat{\sigma}^2_{S:AB}+\hat{\sigma}^2_{AC}/c+\hat{\sigma}^2_{ABC}/c+\hat{\sigma}^2_{BC}/c+\hat{\sigma}^2_{CS:AB}/c+\hat{\sigma}^2_C/c)$이고 GI는 절대오차 $\hat{\sigma}^2_C/c$를 DI의 분모에서 빼주면 된다. 혼합모형의 경우 $DI=(\hat{\sigma}^2_A+\widehat{\sigma^2_B}+\hat{\sigma}^2_{AB}+\hat{\sigma}^2_{S:AB}+\hat{\sigma}^2_{AC}/c+\hat{\sigma}^2_{AC}/c+\hat{\sigma}^2_{ABC}/c+\hat{\sigma}^2_{BC}/c+\hat{\sigma}^2_{CS:AB}/c)/(\hat{\sigma}^2_A+\hat{\sigma}^2_B+\hat{\sigma}^2_{AB}+\hat{\sigma}^2_{S:AB}+\hat{\sigma}^2_{AC}/c+\hat{\sigma}^2_{ABC}/c+\hat{\sigma}^2_{BC}/c+\hat{\sigma}^2_{CS:AB}/c+\hat{\sigma}^2_C/c)$이고 GI는 절대오차 $\hat{\sigma}^2_C/c$를 DI의 분모에서 빼주면 된다.

고정모형인 경우 정해진 확실한 값을 사용하므로 신뢰성 계수는 1이 된다.

<표 9>고정모형 (S:A×B)×C의 EVC $\hat{\sigma}^2$

Source	EVC
BS:	
A	$(MS_A-MS_{S:AB})/bsc$
B	$(MS_B-MS_{S:AB})/bsc$
AB	$(MS_{AB}-MS_{S:AB})/sc$
S:AB	$(MS_{S:AB}-MS_{SC:AB})/c$
WS:	
C	$(MS_C-MS_{SC:AB})/abs$
AC	$(MS_{AC}-MS_{SC:AB})/bs$
BC	$(MS_{BC}-MS_{SC:AB})/as$
ABC	$(MS_{ABC}-MS_{SC:AB})/s$
SC:AB	$MS_{SC:AB}$

<표 10>혼합모형 (S:A×B)×C의 EVC $\hat{\sigma}^2$

Source	EVC
BS:	
A	$(MS_A-MS_{AB})/bsc$
B	$(MS_B-MS_{AB})/asc$
AB	$(MS_{AB}-MS_{S:AB})/sc$
S:AB	$(MS_{S:AB}-MS_{SC:AB})/c$
WS:	
C	$(MS_C-MS_{AC}-MS_{BC}+MS_{ABC})/abs$
AC	$(MS_{AC}-MS_{SC:AB})/bs$
BC	$(MS_{BC}-MS_{SC:AB})/as$
ABC	$(MS_{ABC}-MS_{SC:AB})/s$
SC:AB	$MS_{SC:AB}$

4.2 적용분야

(S:A×B)×C에 의해 생성된 2BS 1WS모형은 조직개발(Organizational Development) 또는 CDP(Career Development Path)등의 분양에서 적용이 가능하다.

2BS는 A, B, S:A×B로 2인자의 A, B에 지분되어 있는(Nested) Subject로 실험설계가 된다. 따라서 A는 부서, B는 학력, S는 인사고과 대상자인 경우 연구개발부서, 생산기술부서, 기술영엽부서 등의 A인자 처리수준과 고졸, 대졸, 대학원졸 등의 B인자 처리수준에 대해 서로 다른 인사고과자를 배치한다. 1WS는 년도(Year)를 C인자로 하여 1년, 2년, 3년 … 등을 처리수준으로 하여 특정 인사고과 대상자의 년도별 평정된 점수로 장기적인 실험을 설계한다. 이 실험설계의 목적은 최고의 인사고과 점수가 발휘되거나 적절한 인적 능력향상을 위한 방안모색의 최적 타이밍(Optimal Timing)을 찾기 위해 사용될 수 있다.

본 연구에서 개발한 모형은 기술능력과 숙련도의 인자를 갖는 작업자를 대상으로 교육훈련의 효과가 최적으로 나오는 타이밍을 파악하고자 하는 경우에도 사용할 수 있다.

실험설계 관점에서 WS(Within Subject)내의 C인자인 시간(기간)에 따라 고정된 순서로 수행해야 하기 때문에 Random화 원칙을 벗어나는 단점이 있지만 실무적 관점에서는 년도별 평가에 의한 최적 타이밍을 찾는 것이 도리어 장점으로 인지되어 인적능력향상을 위한 조직개발에서의 활용이 가능하다.

5. 결 론

본 연구에서는 지식경영에서 사람의 년도별 인사고과평가 또는 월별 업무숙련도 평가시 사용되는 반복측정 실험설계(RMD)의 모형을 층별된 Subject 블록인자에 배치되는 인자의 개수와 형태에 따라 유형화하였다. 유형화된 RMD모형을 생성하기 위한 방안으로 Venn Diagram에 의한 다양한 일반화가능도 실험설계(GD)모형을 제시하였다.

$(S:A\times B)\times C$ GD 모형을 이용하여 2BS 1WS RMD의 고정 교차 지분 모형, 변량 교차 지분모형, 혼합 교차 지분모형 등 3가지 모형을 개발하고 적용단계를 제시하였다.

향후 연구로는 적용분야로 제시되었던 조직개발의 모형에 대한 구체적인 사례개발 및 실증연구에 있다.

6. 참 고 문 헌

[1] 김성숙, 김양분, 일반화 가능도 이론, 교육과학사, 2001

[2] 김현철, 반복측정 자료의 분석, 교육과학사, 2005.

[3] 박용규, 송혜향, 반복측정과 교차계획 자료의 분석법, 자유아카데미, 1998.

[4] 성내경, 반복측정실험과 분석, 자유아카데미, 1997.

[5] 송인섭, 신뢰도: 일반화 가능도 중심으로, 학지사, 2003

[6] 엄한주, “ANOVA의 가정위반이 일반화 가능도 계수의 추정에 미치는 영향 : 이원국면 교차설계”. 한국체육측정평가학회지, 2(1)(2000) : 67-81.

[7] 이재훈, 박태성, “복합구조 반복측정 자료에 대한 모형연구”, 응용통계연구, 22(6)(2009) : 1265-1275.

[8] 이종성, 일반화 가능도 이론, 연세대학교 출판부, 1988.

[9] 정동빈, 박덕영, 치학 반복측정 설계 및 분석의 실제, 대한나래출판사, 2007.

[10] Brennan R.L., Generalizability Theory, Springer, 2010.

[11] Davidian M., Giltinan D.M., Nonlinear Models for Repeated Measurement Data, Chapman & Hall, 1995.

[12] Harvey B., “The Need for Repeated Measurement Designs in Organizational Research", Academy of Management Journal, 14(3)(1971) : 398-402.

[13] Huynh H, Feldt L.S., “Estimation of the Box Correction for Degrees of Freedom from Sample Data in Randomized Block and Split-Plot Designs", Journal of Educational Statistics, 1(1976) : 69-82.

[14] Jenrich R.1., Schluchter M.D., “Unbalanced Repeated-Measures Models with Structured Covariance Matrices", Biometrics, 42(1986) : 805-820.

[15] Jones B., Design and Analysis of Cross-Over Trials, Springer, 1998.

[16] Laenen A., Vangeneugden T., Geys H., Molenberghs G., “Generalized Reliability Estimation Using Repeated Measurements", British Journal of Mathematical and Statistical Psychology, 59(2006) : 113-131.

[17] Lindsey J.K., Models for Repeated Measurements, Second Edition, Oxford University Press, 1999.

[18] Monlezun C.J., Blouin D.C., Malone L.C, “Contrasting Split Plot and Repeated Measures Experiments and Analyses", The American Statistician, 38(1)

(1984) : 21-31.
[19] Ratkowsky D.A., Evans M.A., Alldredge J.R., Cross-Over Experiments, Marcel Dekker, 1993.
[20] Senn S.S., Cross-Over Trials in Clinical Research, Second Edition, Wiley, 2002.
[21] Shavelson R.J., Webb N.M., Generalizability Theory: A Primer, Sage Publications, 1991.
[22] Vonesh E.F., Linear and Nonlinear Models for the Analysis of Repeated Measurements, Marcel Dekker, 1997.

저 자 소 개

최 성 운

현 경원대학교 산업공학과 교수. 한양 대학교 산업공학과에서 공학사, 공학석사, 공학박사 학위를 취득하고, 1994년 한국과학재단 지원으로 University of Minnesota에서 1년간 Post-Doc을 수행했으며, 2002년부터 1년반동안 University of Washington에서 Visiting Professor를 역임하였음. 주요 관심분야는 자동화 생산 및 장치 산업에서의 품질관리이며, 통신, 정보시스템의 보안, 신뢰성 설계 및 분석, 서비스 사이언스, RFID시스템, Wavelet에도 관심을 가지고 있음.

주소: 경기도 성남시 수정구 복정동 산65번지 경원대학교 산업공학과