

## 순차 범주형 데이터의 최적 모수 설계를 위한 분석법 개발<sup>1)</sup>

### Development of Analysis Method of Ordered Categorical Data for Optimal Parameter Design

전태준\*, 박호일\*, 홍남표\*, 최성조\*

#### Abstract

Accumulation analysis is difficult to analyze the ordered categorical data except smaller-the-better type problem.

The purpose of this paper is to develop the statistic and method that can be easily applied to general type of problem, including nominal-the-best type problem. The experimental data of contact window process is analyzed and new procedure is compared with accumulation analysis.

#### 1. 서 론

제품 또는 공정 개발에 관한 실험의 결과로 얻어지는 데이터는 순차 범주형 (ordered categorical)으로 나타나는 경우가 있다. 특히 이러한 자료는 특성치가 주관적(subjective)인 성격을 가졌거나, 정확하게 측정할 수 없는 경우에 많이 발생한다.

Taguchi가 제안한 누적법(Accumulation An-

alysis)[10, 11, 12]이 순차 범주형 데이터 분석에 활용되어 왔다. 그러나, 누적법은 특성치가 망소형(Smaller-the-better type)인 경우에는 적용이 용이하지만, 일반적인 경우에 해당하는 망목형(Nominal-the-best type)인 경우에는 적용하기에 어려운 점이 있다.

본 연구에서는 순차 범주형 데이터 분석을 위해 누적법이 갖고 있는 문제점을 개선하여, 일반적인 망목형에서도 쉽게 적용할 수 있는

1) 본 논문은 1992 학년도 교육부 학술 연구 조성비 지원에 의한 것임.

\* 전남대학교 산업공학과

목표 누적법을 제시하였다. 제시된 방법으로 AT & T Bell Lab.에서 행한 데이터를 재분석하고, 누적법의 결과와 검정력을 비교하였다.

## 2. 목표 누적법

누적법에서는 누적 범주를 정의할때, 목표 범주에 관계없이 첫번째 범주에서 부터 순차적으로 누적하고 있다. 이러한 분석법은 목표 범주에서 가장 적은 손실이 발생하고, 목표 범주에서 멀어짐에 따라 많은 손실이 발생한다는 손실함수 개념이 고려되고 있지 않다. 따라서, 망목형 데이터의 경우에는 목표 범주가 고려되지 않은 누적법은 결과적으로 최적 수준 결정에 오류를 범할 수 있다.

본 논문에서 제시하는 목표 누적법에서는 누적 범주를 구성할때, 목표 범주를 기준으로 하여 누적한다. 따라서, 목표 범주가 첫번째 범주인 경우의 누적 범주는 다구찌의 누적법에서 정의하는 누적 범주와 동일하다.

누적법과 목표 누적법의 차이점은 누적 범주를 정의하는 방법과 최적수준 결정 과정이다. 목표 누적법의 분석 절차는 다음과 같다.

단계 1. 누적 범주의 정의 : 목표 범주로 부터 해당 범주까지의 확장된 범주를 정의한다. 또 누적 범주를 구성하는 각 누적 범주의 dot수를 합해서 각 범주에서의 누적 dot수를 구한다.

단계 2. 인자별 수준별 누적 dot수의 계산 : 단계 1에서 구한 누적 dot수와 인자 배치표를 이용하여 각 누적 범주에서의 인자 및 수

준별 누적 dot수와 누적 dot수 백분율을 계산하고, 선도표(line plot)를 작성한다.

단계 3. 분산 분석 : 계산된 누적 dot수에 대해 다구찌의 누적법과 동일한 방법으로 분산 분석을 실시하여 각 인자의 유의성 여부를 파악한다.

단계 4. 최적 수준의 결정 : 유의하게 판명된 인자의 최적 수준을 결정한다. 최적 수준을 결정할때는 실험자의 판단에 의해 그 손실 정도가 같다고 고려되는 범주들을 하나의 범주로 묶어서 처리하거나, 손실 정도가 가장 크다고 고려되는 누적 범주를 제외시키고 나머지 누적 범주만을 고려하여 최적 수준을 결정하게 되는데 목표 누적 범주와 고려되고 있는 누적 범주에서 항상 높은 곡선을 갖는 수준을 최적 수준으로 선정한다. 만일, 상충이 발생하는 경우는 상충되는 각각의 수준들을 모두 최적 수준으로 선정한다. 단계 3에서 유의하지 않다고 판명된 인자의 최적 수준은 작업성이나 경제성을 고려하여 현용수준으로 한다.

## 3. 適用 事例

본 사례는 AT & T Bell Lab.에서 CMOS 회로에 필요한 3.5- $\mu\text{m}$ 의 콘택트 윈도우(contact window)형성 공정을 최적화하기 위해 Phadke등이 행한 실험이다[9].

Phadke등은 post-etch window 크기를 표 3.1과 같이 5 가지 범주로 나누고 실험 데이터를 각 범주별로 분류하여 표 3.3의 우변과 같은 데이터를 얻었다. 윈도우 형성과정은 모

표 3.1 범주의 정의

범주	설명(μm)	범주	설명(μm)
I	윈도우가 열리지 않음	IV	[2.75, 3.25]
II	(0, 2.25)	V	(3.25, ∞)
III	[2.25, 2.75)		

두 11단계로 이루어지는데 여섯번째 단계인 플라즈마 에칭후에 목표로 하는 window 크기는 3.5-μm이다. 따라서, 목표 범주는 IV이고, 범주들은 윈도우 크기에 대해 순서화되어 있으므로 순차 범주형 자료이다.

3.1 누적 범주의 정의

목표 범주가 IV범주이므로 범주 IV를 기준으로 누적 범주를 정의한다. 표 3.2에서 누적 범주를 보였으며, 누적법과 목표 누적법의 차이를 알 수 있다.

표 3.2 누적 범주의 정의

누적범주	범주들	누적범주	범주들
(I)	IV+III+II+I	i	I
(II)	IV+III+II	ii	I+II
(III)	IV+III	iii	I+II+III
(IV)	IV	iv	I+II+III+IV
(V)	IV+V	v	I+II+III+IV+V

(a) 목표 누적법

(b) 누적법

표 3.3의 실험 데이터로부터 해당 범주의 숫수를 합하여 각 범주에서의 누적 숫수를 구한 결과를 표 3.4에 나타내었다.

3.2 인자 수준별 누적 숫수의 계산

다음 단계는 각각의 인자가 숫수 분포에

미치는 효과를 파악하기 위하여, 표 3.4에 있는 누적 숫수를 이용하여 각 범주에서의 인자 및 수준별로 누적 숫수를 계산한다.

표 3.5는 이렇게 계산된 결과이며, 밑줄친 부분은 현용 수준이고, 누적 범주에 대한 확률들은 각 범주에서의 누적 숫수를 각 수준의 총 관찰 숫수로 나눔으로써 얻어진다. 이러한 누적 숫수 백분율을 그림 3.1의 선도표에 나타내었다. 그림 3.1로부터 BD, C, F, H, I인자가 다른 인자에 비해서 수준에 따라 그래프의 편차가 높음을 알 수 있다.

3.3 분산 분석

그림 3.1의 그래프로부터 유의하다고 추정된 인자의 유의성을 보다 정확히 파악하기 위해 분산 분석을 실시한다. 각 누적 범주에 가중치를 부여하는 다구찌 누적법과 같은 방법으로 분산 분석한 결과가 표 3.6에 나타나 있다.

표 3.6으로부터 각 인자에 대한 F<sub>0</sub>값은 유의 수준 5%에서 모두 유의하지만, 기여율이 5% 이하인 A, E, G인자는 그다지 중요하지 않다. 이러한 결과는 선도표로 부터 파악한 결과와 일치한다.

3.4 최적 수준의 결정

손실을 고려한다면, 최적 수준에서는 목표 범주 IV의 숫수가 가장 적고, 반면에 범주 I의 숫수가 가장 많을 것이다. 만약 가장자리 범주 I과 V에서 발생하는 손실은 그 손실 정도가 같다고 가정하면, 범주 I과 V는 동일 범주로 간주하여 분석할 수 있다. 또한, 가장자리 범주를 제외하고 총 관찰숫수가 동일하기 때문에 한개의 범주는 고려하지 않아

표 3.3 직교 배열과 실험 데이터

실험번호	행 번호와 인자의 배치								데이터				
	1 A	2 BD	3 C	4 E	5 F	6 G	7 H	8 I	I	II	III	IV	V
1	1	1	1	1	1	1	1	1	10	0	0	0	0
2	1	1	2	2	2	2	2	2	0	3	3	2	2
3	1	1	3	3	3	3	3	3	1	0	0	9	0
4	1	2	1	1	2	2	3	3	10	0	0	0	0
5	1	2	2	2	3	3	1	1	10	0	0	0	0
6	1	2	3	3	1	1	2	2	5	3	2	0	0
7	1	3	1	2	1	3	2	3	10	0	0	0	0
8	1	3	2	3	2	1	3	1	5	0	0	5	0
9	1	3	3	1	3	2	1	2	0	1	4	5	0
10	2	1	1	3	3	2	2	1	2	5	3	0	0
11	2	1	2	1	1	3	3	2	1	1	2	6	0
12	2	1	3	2	2	1	1	3	1	0	1	3	5
13	2	2	1	2	3	1	3	2	5	0	3	2	0
14	2	2	2	3	1	2	1	3	6	3	1	0	0
15	2	2	3	1	2	3	2	1	10	0	0	0	0
16	2	3	1	3	2	3	1	2	10	0	0	0	0
17	2	3	2	1	3	1	2	3	0	0	4	3	3
18	2	3	3	2	1	2	3	1	0	0	0	0	10
합계									86	16	23	35	20

도 되므로 누적 범주 (IV), (III), (II)만을 고려 대상으로 하여 최적 수준을 결정한다.

먼저, 최적수준의 결정은 누적 범주 (IV), (III), (II)에 대해서 항상 많은 득수를 갖는 수준을 선정하는 것이다. 이러한 수준은 그림 3.1의 선도표에서 보면 누적 범주 (IV), (III), (II)에 대해서 항상 높은 곡선을 갖게 된다. 만일, 상충이 발생하는 경우에는 상충되는 각각의 수준들을 모두 최적 수준으로 선정한다. 이러한 방법으로 유의한 인자 BD, C, F, H, I에 대한 최적 수준의 선정 결과가

표 3.7>에 나타나 있다. 표 3.6에서 유의한 인자로 판명된 점성·굽는 온도(BD), 구멍(F), 현상 시간(H)은  $B_1D_1$ ,  $F_3$ ,  $H_3$ ,  $I_2$ 가 각각 최적 수준임을 쉽게 알 수 있다. 스피ن속도(C)는  $C_2$ 와  $C_3$ 에서 상충이 발생하였으나, 누적 범주 (IV)에서는 차이가 작고 누적 범주 (III), (II)에서는 차이가 크므로  $C_2$ 를 최적 수준으로 하였다. 유의하지 않은 인자 A, E, G에 대해서는 현용 수준인  $A_1$ ,  $E_2$ ,  $G_2$ 를 최적 수준으로 선정한다. 따라서 분석 결과로 제안되는 최적 수준 조합은  $A_1B_1C_2D_1E_2F_3$

표 3.4 누적 득수

실험번호	누적득수(목표누적법)					누적득수(누적법)				
	(I)	(II)	(III)	(IV)	(V)	i	ii	iii	iv	v
1	10	0	0	0	0	10	10	10	10	10
2	8	8	5	2	4	0	3	6	8	10
3	10	9	9	9	9	1	1	1	10	10
4	10	0	0	0	0	10	10	10	10	10
5	10	0	0	0	0	10	10	10	10	10
6	10	5	2	0	0	5	8	10	10	10
7	10	0	0	0	0	10	10	10	10	10
8	10	5	5	5	5	5	5	5	10	10
9	10	10	9	5	5	0	1	5	10	10
10	10	8	3	0	0	2	7	10	10	10
11	10	9	8	6	6	1	2	4	10	10
12	5	4	4	3	8	1	1	2	5	10
13	10	5	5	2	2	5	0	8	10	10
14	10	4	1	0	0	6	9	10	10	10
15	10	0	0	0	0	10	10	10	10	10
16	10	0	0	0	0	10	10	10	10	10
17	7	7	7	3	6	0	0	4	7	10
18	0	0	0	0	10	0	0	0	0	10
합계	160	74	58	35	55	86	102	125	160	180

$G_2H_3I_2$ (최적 수준 조합 1)과  $A_1B_1C_3D_1E_2F_3G_2H_3I_2$ (최적 수준 조합 2)의 2개이며 최적 수준 조합 1이 좀 더 바람직하다.

예를 들어, 최적수준 조합 1에서 각 범주의 확률 예측치를 파악하기 위해 누적 득수 백분율과 확률  $p$ 에 대한 오메가 변환( $\omega$  transform)[11]을 사용하여 분석한 결과를 표 3.8에 나타내었고 그림 3.2에 圖示하였다.

기존 조건과 비교할때, 목표 누적법에 의해 선정된 최적 조합에서 목표 범주 IV에 대한 예측 확률이 17.0%에서 85.4%로 증가될 것으로 예상할 수 있다.

#### 4. 누적법과의 비교

다구찌의 누적법에서 최적 수준의 결정은 그림 4.1의 누적법의 선도표로부터 목표 범주 IV에서 높은 확률 곡선을 갖는 1 수준을 최적 수준으로 선정하지 않고, 적은 득수를 갖는 2 수준을 최적 수준으로 선정하였다. 그러나 표 3.5에 나타난 목표 범주 IV에서의 1 수준의 득수가 2수준의 득수보다 상대적으로 크다는 점을 감안할때 이는 A인자의 수준 결정시 再考의 필요성과 어려움이 있다.

그러나 목표 누적법에서는 모든 누적 범주

표 3.5 목표 누적법에서의 윈도우 크기 데이터에 대한 인자들의 효과

인자 수준	누적 dots					누적 dots 백분율(%)				
	(I)	(II)	(III)	(IV)	(V)	(I)	(II)	(III)	(IV)	(V)
$A_1$	88	37	30	21	23	0.98	0.41	0.33	0.23	0.26
$A_2$	72	37	28	14	32	0.80	0.41	0.31	0.16	0.36
$B_1D_1$	53	38	29	20	27	0.88	0.63	0.48	0.33	0.45
$B_2D_1$	60	14	8	2	2	1.00	0.23	0.13	0.03	0.03
$B_1D_2$	47	22	21	13	26	0.78	0.37	0.35	0.22	0.43
$C_1$	60	13	8	2	2	1.00	0.22	0.13	0.03	0.03
$C_2$	55	33	26	16	21	0.92	0.55	0.43	0.27	0.35
$C_3$	45	28	24	17	32	0.75	0.47	0.40	0.28	0.53
$E_1$	57	26	24	14	17	0.95	0.43	0.40	0.23	0.28
$E_2$	43	17	14	7	24	0.72	0.28	0.23	0.12	0.40
$E_3$	60	31	20	14	14	1.00	0.52	0.33	0.23	0.23
$F_1$	50	18	11	6	16	0.83	0.30	0.18	0.10	0.27
$F_2$	53	17	14	10	17	0.88	0.28	0.23	0.17	0.28
$F_3$	57	39	33	19	22	0.95	0.65	0.55	0.32	0.37
$G_1$	52	26	23	13	21	0.87	0.43	0.38	0.22	0.35
$G_2$	48	30	18	7	19	0.80	0.50	0.30	0.12	0.32
$G_3$	60	18	17	15	15	1.00	0.30	0.28	0.25	0.25
$H_1$	55	18	14	8	13	0.92	0.30	0.23	0.13	0.22
$H_2$	55	28	17	5	10	0.92	0.47	0.28	0.08	0.17
$H_3$	50	28	27	22	32	0.83	0.47	0.45	0.37	0.53
$I_1$	50	13	8	5	15	0.83	0.22	0.13	0.08	0.25
$I_2$	58	37	29	15	17	0.97	0.62	0.48	0.25	0.28
$I_3$	52	24	21	15	23	0.87	0.40	0.35	0.25	0.38
계	160	74	58	35	55	0.89	0.41	0.32	0.19	0.31

를 고려하지 않고 범주 IV, III, II에서 높은 확률 곡선을 갖는 1수준 만을 고려하여 A인자의 최적 수준을 선도표로부터 쉽게 결정할 수 있다.

누적법에 의해 분석한 분산 분석표에 의하면 E, F, I 인자가 유의하지 않은 인자임을 알 수 있다[9]. 그러나 기여율을 계산하여 기

여율이 3%이하인 인자는 유의하지 않다고 보면, A 인자도 유의하지 않게 된다. 반면에 목표 누적법에 의한 표 3.6의 분석 결과를 보면, A, E, G 인자가 유의하지 않음을 알 수 있다.

누적법과 목표 누적법에 의한 분산분석 결과, 얻어진 인자의 유의성 여부를 정리하면

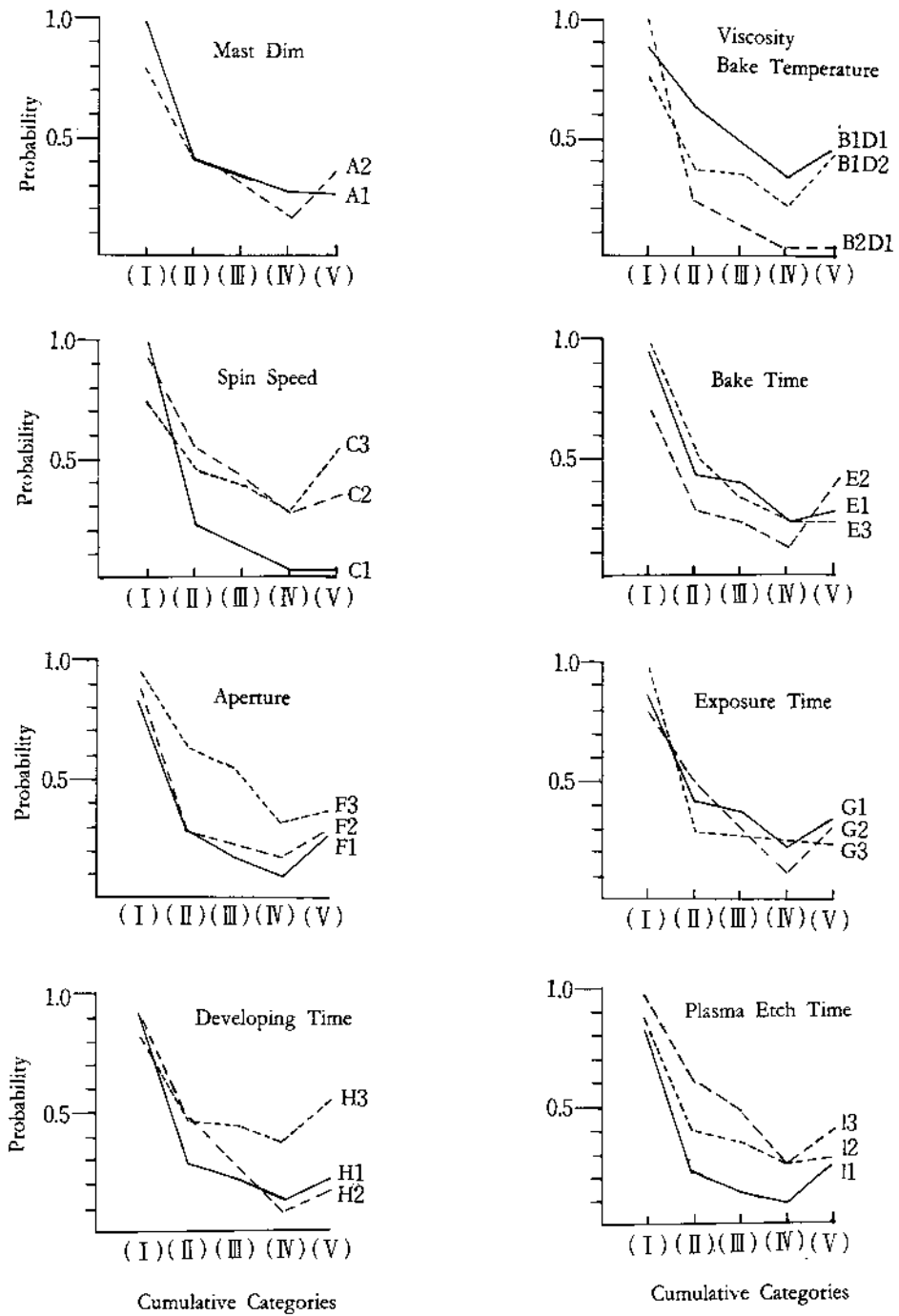


그림 3.1 윈도우 크기 데이터에 대한 인자 효과의 선도표

표 3.6 윈도우 크기 데이터의 분산 분석

요인	자유도	제곱합	제곱평균	F <sub>0</sub>	기여율 (%)
A	4	18.36	4.59	8.02	1.79
BD	8	100.98	12.62	22.14**	10.71
C	8	100.61	12.58	22.07**	10.67
E	8	46.20	5.78	10.10	4.63
F	8	58.20	7.28	12.72**	5.96
G	8	24.47	3.06	5.37	2.21
H	8	54.35	6.79	11.92**	5.53
I	8	52.68	6.59	11.56**	5.35
잔차	835	477.72	0.57		
총변동	895	900.00			

NOTE: F<sub>4,835</sub>(0.01)=3.32, F<sub>8,835</sub>(0.01)=2.51

표 3.7 유의한 인자의 최적 수준

요인	누적 득수			최적	요인	누적 득수			최적
	(IV)	(III)	(II)			(IV)	(III)	(II)	
B <sub>1</sub> D <sub>1</sub>	20	29	38	●	H <sub>1</sub>	8	14	18	
B <sub>2</sub> D <sub>1</sub>	2	8	14		H <sub>2</sub>	5	17	28	●
B <sub>1</sub> D <sub>2</sub>	13	21	22		H <sub>3</sub>	22	27	28	
C <sub>1</sub>	2	8	13		I <sub>1</sub>	5	8	13	
C <sub>2</sub>	16	26	33	●	I <sub>2</sub>	15	29	37	●
C <sub>3</sub>	17	24	28	●	I <sub>3</sub>	15	21	24	
F <sub>1</sub>	6	11	18						
F <sub>2</sub>	10	14	17						
F <sub>3</sub>	19	33	39	●					

표 4.1과 같다.

Nair[7]는 post-etch window 크기 데이터를 분석하기 위해 Ridit 분석[2]에서의 점수를 이용하여 평균 효과와 분산 효과를 갖는 인자를 분리하여 찾아낼 수 있도록 두 가지 점수법(scoring method)을 제안하였는데, 그의

분석 결과에 의하면 인자 I는 분산 효과에 유의한 인자로 확인된 바 있다. 그러나 다구찌 누적법에서의 분산 분석 결과에 의하면 인자 I는 유의하지 않은 인자로 판명되고 있다.

### 5. 모의 실험에 의한 검정력 비교

#### 5.1 모의 실험의 개요

누적 통계량(T)과 목표 누적 통계량(T<sub>new</sub>)의 검정력 비교를 위해 logistic shift model을 적용한 모의실험(simulation)을 실시하였다.

표 5.1과 같은 요인 배치를 갖는 인자 A와 B로 구성된 2<sup>2</sup> 요인 실험에서 각 실험 번호 i(i=1, ..., 4)에 대하여 10회 관찰하고, 그 관찰값들을 5개의 범주중 하나로 분류하였다.

p<sub>j</sub>는 각 범주에서의 주변 확률(marginal probability), γ<sub>A</sub>, γ<sub>B</sub>는 shift 모델에 미치는 각 인자의 효과를 의미하며, π<sub>k</sub>가 p<sub>j</sub>의 누적 확률을 나타낼 때, 각 시행에서의 누적 확률 π<sub>ik</sub>는 logistic location-shift 모델[4]하에서

$$\text{logit}\pi_{ik} = \text{logit}\pi_{.k} \pm \gamma_A \pm \gamma_B \quad (5.1)$$

이고, logistic scale-shift 모델[4]하에서는

$$\text{logit}\pi_{ik} = (\text{logit}\pi_{.k}) \exp(\pm \gamma_A \pm \gamma_B) \quad (5.2)$$

으로 계산된다. 여기서, logit π는 ln[π/(1-π)]을 의미한다.[1]. 임계값(critical values)들을 얻기 위하여, T, T<sub>new</sub>에 대해서는 Nair[7]에 의해 언급된 적률 근사(moment approximation)를 이용하여, 근사치 gχ<sub>v</sub>를 사용했다. 여기서, v=(I-1)(K-1)/g는 카이자승에



표 3.8 각 범주에 대한 확률 예측치(%)

방 법 최적 조합	범 주				
	I	II	III	IV	V
기존 조건 A <sub>1</sub> B <sub>1</sub> C <sub>2</sub> D <sub>2</sub> E <sub>2</sub> F <sub>2</sub> G <sub>2</sub> H <sub>2</sub> I <sub>2</sub>	30.0	16.4	30.0	17.0	6.6
목표 누적법 A <sub>1</sub> B <sub>1</sub> C <sub>2</sub> D <sub>1</sub> E <sub>1</sub> F <sub>3</sub> G <sub>2</sub> H <sub>3</sub> I <sub>2</sub>	5.4	2.5	6.7	85.4	0.0

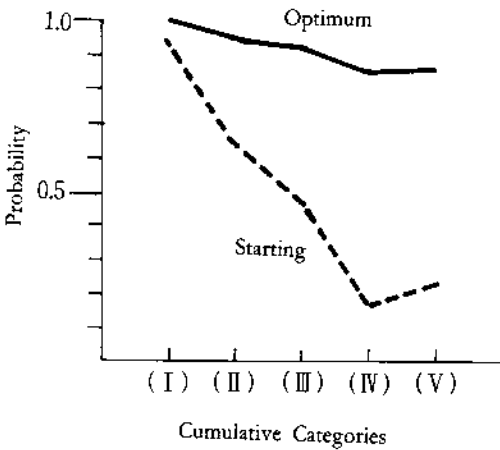


그림 3.2 누적 범주에 대한 예측 확률

대한 자유도이고,

$$g = \sum_{i=1}^{k-1} \lambda_i^2 / \sum_{j=1}^{k-1} \lambda_j = 1 + \frac{2}{k-1} \sum_{i=1}^{k-2} \sum_{j=i+1}^{k-1} (r_i/r_j)$$

$$r_i = \hat{q}_i / (1 - \hat{q}_i)$$

으로 계산되며, 여기서  $\hat{q}_i$ 는 누적된 주변 확률(cumulated marginal probability)이다.

### 5.2 검정력 비교

$\pi_{ik} = \sum_{j=k}^4 p_{ij}$  ( $k=1, \dots, 4; j=1, \dots, 4$ )가 목표범주 IV

로부터의 누적확률을 나타낸다고 하고,

$$\pi_{.k} = \sum_{i=k}^4 p_{.i} \tag{5.3}$$

일때,  $(p_{.1}, \dots, p_{.5}) = (0.1, 0.15, 0.3, 0.2, 0.25)$ 와,  $\gamma_A = 0.5, \gamma_B = 0.25$ 에 대한 각 모델하에서 누적 확률 분포를 표 5.2에 나타내었다.

표 5.2의 location-shift 모델에서는 시행 1, 2는 오른쪽으로, 시행 3, 4는 왼쪽으로 각각 shift되었음을 알 수 있고, scale-shift 모델에서 시행 1, 2는 범주 II, III의 확률을 증가시키고, 시행 2, 3은 범주 II, III의 확률을 감소시키는 효과를 갖는다.

표 5.2의 누적 확률 분포를 이용한 10,000 회의 모의 실험 결과가 결과가 표 5.3에 나타나있다. 또한, post-etch window 크기 자료의 주변 확률  $(p_{.1}, \dots, p_{.5}) = (0.48, 0.09, 0.13, 0.19, 0.11)$ 에 대한 각 통계량의 검정력 결과도 함께 나타내고 있다. 표 5.3의 결과로부터 목표 누적 통계량은 location과 scale이 shift되었을때 누적 통계량에 비해 검정력이 매우 높음을 알 수 있다.

결론적으로 목표 누적 통계량  $T_{new}$ 는 대체적으로 location이 shift되었을때, 다구찌 통계량 T보다 더 좋은 검정력을 가지며, scale이

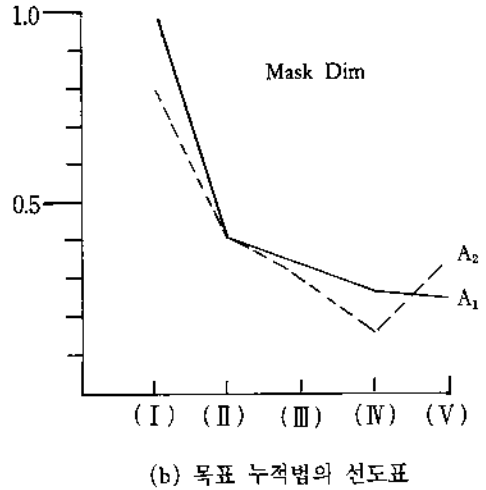
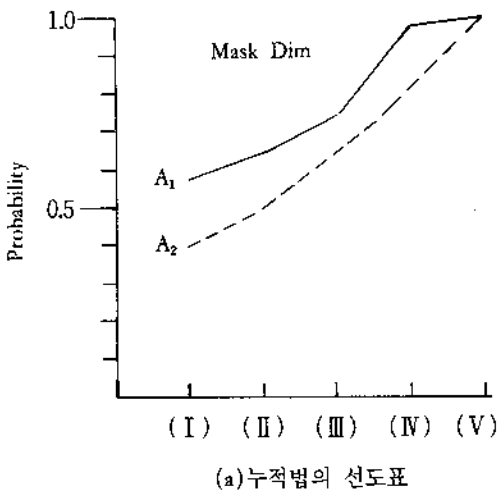


그림 4.1 인자 A의 선도표 비교

표 4.1 인자의 유의성 검출 비교

인자	목표누적법	누적법
A	×	●
BD	●	●
C	●	●
E	×	×
F	●	×
G	×	●
H	●	●
I	●	×

NOTE) ● : 유의함 × : 유의하지 않음

표 5.1 요인 배치

실험번호	A	B
1	+	+
2	+	-
3	-	+
4	-	-

shift되었을때도 분산 효과를 찾아내는데 더 좋은 검정력을 가짐을 알 수 있다. 따라서,  $T_{new}$ 는 평균 효과와 분산 효과를 분석하는데 매우 성능이 좋은 통계량이라고 할 수 있다.

### 6. 결론

다구찌의 누적법은 품질 손실 함수에서 유도된 SN 비의 개념을 고려하지 않고 분석되었기 때문에 목표 범주가 정해져 있는 망목 특성 문제인 경우 결과적으로 최적 수준 결정과정이 용이하지 않다.

본 논문에서 제시한 목표 누적법은 목표 범주를 고려하여 누적 범주를 정의함으로써 최적 수준 결정에 대한 다구찌 누적법의 취약성을 보완하였고, 선도표 만으로도 각 인자의 최적 수준을 쉽게 확인할 수 있었다. 또한 모의실험에 의한 검정력 비교를 통하여

표 5.2 식(5.3)을 이용한 누적 확률 분포

시행 \ 범주	location-shift 모델					scale-shift 모델				
	(I)	(II)	(III)	(IV)	(V)	(I)	(II)	(III)	(IV)	(V)
1	0.855	0.797	0.679	0.346	1	0.849	0.788	0.500	0.051	1
2	0.789	0.705	0.562	0.243	1	0.778	0.689	0.500	0.144	1
3	0.708	0.591	0.438	0.163	1	0.727	0.618	0.500	0.254	1
4	0.619	0.467	0.321	0.106	1	0.695	0.573	0.500	0.342	1

표 5.3 확률 분포를 이용한  $T$ ,  $T_{new}$  의 검정력 비교

$$\alpha=0.10, \gamma_A=0.5, \gamma_B=0.25$$

통계량	$(p_1, \dots, p_5)=(.1, .15, .3, .2, .25)$				$(p_1, \dots, p_5)=(.48, .09, .13, .19, .11)$			
	location 모델		scale 모델		location 모델		scale 모델	
	$\gamma_A$	$\gamma_B$	$\gamma_A$	$\gamma_B$	$\gamma_A$	$\gamma_B$	$\gamma_A$	$\gamma_B$
$T$	0.237	0.126	0.427	0.168	0.279	0.126	0.227	0.120
$T_{new}$	0.582*	0.277*	0.638*	0.284*	0.501*	0.224*	0.461*	0.213*

목표 누적 통계량  $T_{new}$ 는 대체적으로 location 이 shift 되었을때, 다구찌 통계량  $T$ 보다 더 좋은 검정력을 가지며, scale이 shift 되었을때 도 분산 효과를 찾아내는데 더 좋은 검정력을 가짐을 알 수 있었다.

### 참고 문헌

- [1] Agresti, A.(1984) The Analysis of Ordinal Categorical Data, New York, John Wiley.
- [2] Bross, I.D.J.(1985) How to Use Redit Analysis, Biometrics, 14, 18-38.
- [3] Fisher, R.A.(1963) Statistical Methods for Research Workers(13th ed.), Edinburgh, Oliver & Boyd.
- [4] Hajek, J. and Sidak, Z.(1967) Theory of Rank Tests, New York, Academic Press.
- [5] Lehmann, E. L.(1975) Nonparametrics: Statistical Methods Based on Ranks, San francisco, Holden Day.
- [6] Nair, V. N.(1986) Components of Cumulative Chi-square Type Tests for Ordered Alternatives in Contingency Tables, Statistical Research Report 18. Murray Hill, AT & T Bell Laboratories.
- [7] Nair, V. N.(November 1986) Testing in Industrial Experiments with Ordered Categorical Data(with discussion), Technometrics, Vol.28, No.4, 283-291.
- [8] Phake, M. S.(1989) Quality Engineering using Robust design, Prentice Hall, New Jersey.
- [9] Phadke, M. S, Kacker, R. N, Speeney, D. V, and Grieco, M. J.(1983) Off-line

- Quality Control in Integrated Circuit Fabrication Using Experimental Design, The Bell System Technical Journal, Vol. 62, 1273-1310.
- [10] Taguchi, G.(1974) A New Statistical Analysis for Clinical Data, the Accumulating Analysis in Contrast with the Chi-square Test, Saishin Igaku, Vol.29, 806-813.
- [11] Taguchi, G.(1987) System of Experimental Design, UNIPUB/Kraus International Publications, New York, Vol.1, 73-78.
- [12] Taguchi, G. and Phadke, M. S.(1984) Quality Engineering Through Design Optimization, International QC Forum.
- [13] Taguchi, G. and Wu, Y.(1980) Introduction to Off-line Quality Control, Central Japan Quality Control Association, Nagoya, Japan.