이 우 선 교수지도

석사학위청구논문

6-Sigma 품질향상을 위한 Taguchi's Parameter Design의 특징과 SN비의 오류 개선방안

2006

성신여자대학교 대학원

통 계 학 과

김 현 경

6-Sigma 품질향상을 위한 Taguchi's Parameter Design의 특징과 SN비의 오류 개선방안

이우선 교수지도

이 논문을 석사학위논문으로 제출

2005년 11월

성신여자대학교 대학원

통계학과

김 현 경

인 준 서

김현경의 석사학위 논문으로 인준함

심사위원 _____인

심사위원 _____인

심사위원 _____인

성신여자대학교 대학원

논 문 개 요

다구치 파라미터 설계는 SN비를 기준으로 최적의 품질상태를 유지해 주는 설계인자의 최적 수준을 결정하는 품질설계의 방법이다. 그러나 다구치 파라미터 설계의 중요 통계량인 SN비는 제품품질의 분산, 즉 산포에 둔감하다는 구조적인 취약점을 가지고 있다. 따라서 다구치 파라미터 설계의 최적 품질상태를 위해 인자들의 최적 수준을 결정짓는 척도로 사용되고 있는 SN비의 이러한 문제점이 여러 학자들에 의하여 지적되고 있다. 본 논문에서는 이러한 SN비의 문제점을 다소나마 개선하기 위하여 품질의 변이를 나타내는 SN비 대신 평균절대편차를 이용하는 방법을 제안한다. 아울러 다구치의 이른바 "승자 고르기(pick and winner method)" 대신 품질의 변동을 나타내는 평균절대편차와 품질의 목표치를 나타내는 평균에 대한 각각의 만족도(degree of desirability)를 구하고, 이 두 값을 이용한 종합 만족도를 계산하여 종합 만족도가 최대가 되는 설계인자의 최적수준을 결정하는 새로운 방법을 제안하고자 한다. 이 새로운 방법은 위에서 지적한 SN비에 대한 문제점을 어느 정도 해소하면서도 품질공정 현장의 실무자들이 다른 통계적 방법들에 비하여 비교적 쉽게 이해하고 적용할 수 있다는 특징이 있다.

목 차

논문개요

제 1 장 서 론 ····· 1

1.1 품질관리를 위한 통계적 방법 ····· 1

1.2 6시그마 품질관리 ····· 2

1.3 다구치 품질관리 ····· 3

제 2 장 다구치의 파라미터 설계 ····· 5

2.1 다구치의 파라미터 설계와 SN비 ····· 5

2.1.1 다구치의 파라미터 설계 ····· 5

2.1.2 SN비 ····· 6

2.2 SN비를 이용한 파라미터 설계 분석방법의 검토 ····· 8

2.2.1 인자별 분산분석 ····· 10

2.2.2 설계인자의 최적수준선택 ····· 12

2.2.3 최적수준 선택의 평가 ····· 16

제 3 장 만족함수를 이용한 평균편차와 평균의 최적화 ····· 19

3.1 평균편차와 평균 ····· 20

3.2 만족함수 ····· 21

3.3 가중치별 만족함수를 이용한 설계인자의 최적수준선택 ····· 23

제 4 장 결 론 ····· 31

참고문헌

ABSTRACT

부 록

제 1 장 서 론

1.1 품질관리를 위한 통계적 방법

글로벌 경쟁시대에 믿을 것은 기술력과 품질이다. 특히, 우리나라는 앞서 가는 선진국과 급속히 발전하고 있는 중국의 압력 때문에 그 어느 때보다도 품질의 중요성이 강조되는 현실이다. 그래서 국내 기업들은 앞 다투어 자사 제품의 품질을 높이기 위한 경쟁에 들어갔고, 그로 인해 대두된 것이 “품질관리”다. 이를 위해 기업들은 과거의 검사위주의 품질관리보다 좀 더 적극적인 품질향상 방법을 생각하게 되었다.

그렇다면 품질향상 방법을 다루는 품질관리에 대해 좀 더 자세히 알아보도록 하자. 품질관리(quality control ; QC)란 수요자가 요구하는 모든 품질을 확보·유지하기 위하여 기업이 품질목표를 세우고, 이것을 합리적이고도 경제적으로 달성할 수 있도록 수행하는 체계를 말한다. 그리고 통계적 품질관리(statistical quality control ; SQC)는 품질관리의 일부분으로 통계학의 모든 수법을 사용하여 실시하는 품질관리를 말하며, 품질관리의 핵심적인 부분이라고 할 수 있다.(이상복, 2001) 이러한 품질관리의 개념은 시대적 변화와 더불어 더욱 광범위해짐에 따라서 통계적 품질관리의 골격을 이루었다. 그러나 최근에 품질관리의 영역이 확대됨에 따라 실험실이나 연구부서에서 품질관리를 위해 활용되는 통계적 방법으로 검정과 추정, 상관·회귀분석, 분산분석과 실험계획법 등이 추가되었고, 또한 제품의 설계, 품질보증 등이 품질관리에서 강조됨에 따라 신뢰성 등도 넓은 의미에서 통계적 품질관리에 포함시킬 수 있게 되었다.

1.2 6시그마 품질관리

6시그마 운동은 1980년대 초 일본의 무선 호출기 시장참여를 노리던 미국의 모토롤라가 일본 업체들이 내놓은 호출기와 자사 제품 간 품질이 하늘과 땅 차이라는 것을 깨달은 것에서부터 시작되었다. 모토롤라는 그때부터 어떻게 하면 일본을 앞지를 수 있을까를 연구했으며, 1987년에 비로소 6시그마로 열매를 맺은 것이다. 6시그마는 그 후 IBM, AlliedSignal 등 미국의 주요 기업들이 자신의 경영기법으로 받아들이면서 미국의 대표적 경영혁신 운동으로 정착되었으며, 1987년 당시 레이건 대통령이 제정한 말콤 발드리지 상과 더불어 미국이 일본을 추월하는 원동력이 되었다. 또한, 6시그마는 최고의 기업이 되기 위한 전략으로 현재 여러 기업들이 채택하고 있으며, 통계적으로 규격상한과 규격하한이 있는 경우는 단기적으로 분포의 중심과 규격한계 사이의 거리가 표준편차의 6배나 될 정도로 불량률이 아주 낮은 상태를 의미한다.

그렇다면 6시그마 품질관리란 무엇일까? 6시그마를 품질수준으로 정의하면 100만개 제품당 3.4개의 불량품이 나오는 수준을 의미한다. 이는 현실적으로 '완벽한 품질'이나 '무결점(zero defect)'또는 '총체적 고객만족'을 뜻하는 것이다.(한호택·장진영, 2005) 따라서 6시그마 품질관리란, 기업 전체 또는 모든 품질의 목표수준을 6시그마 수준으로 끌어올리겠다는 의미이다. 즉, 6시그마를 달리 설명하면 '완벽한 품질' 또는 '총체적 고객만족(total customer statisfaction)'을 달성하기 위한 경영 혁신 방법이며 기업전략이다. 그러므로 6시그마 품질관리란 '완벽한 품질'을 달성하기 위한 품질관리의 새로운 방법이라고 말할 수 있다.

1.3 다구치 품질관리

품질의 중요성이 강조됨에 따라, 국내 기업들은 '6시그마 혁신운동'이라는 장기 프로젝트에 돌입했다. 그리고 그 중에서도 6시그마의 핵심적인 도구라고 할 수 있는 [1]다구치 품질관리를 도입해 품질개선은 물론 재무적인 성과도 얻었으며, 이로 인해 거의 모든 기업에서 활발하게 사용되고 있는 실정이다. 이러한 다구치 품질관리는 6시그마 품질관리의 한 부분으로 6시그마의 거대한 혁신을 실제 공정에서 구체적으로 실현한 것이다. 그래서 다구치 기법은 과학이라기보다는 품질과 비용을 위해 기업의 엔지니어들을 중심으로 연구되어 실제 생산 공정의 최적조건을 빨리 조성하고, 생산원가를 낮추는데 매우 큰 장점을 가지고 있다.

그렇다면 다구치 품질관리의 정의에 대해 자세히 알아보도록 하자. 다구지 품질관리란, 일본의 다구치 겐이찌가 구현한 제품의 품질개선 기법으로 다구치 기법은 크게 두 가지로 나누어 볼 수 있는데, 그것은 손실함수(loss function)와 로버스트 설계(robust design)이다.

먼저 손실함수가 무엇인지 이해하기 위해서는 우선 품질에 대한 기존의 개념과 다구치의 개념이 어떻게 다른지 살펴 볼 필요가 있다. 품질에 대한 기존의 관점에서는 품질을 바람직한 속성으로만 보았는데, 다구치는 품질을 '손실'의 관점에서 이해하여 손실을 줄여야만 더 좋은 품질을 얻을 수 있다고 보았다. 즉, '품질이란 물품이 출하된 다음 사회에 주는 손실이며, 다만 기능 그 자체에 따른 손실은 제외된다.'라고 정의하고 있다. 여기서 손실이란 제품이 완전하지 못함으로서 발생하는 낭비, 비용, 잠재적인 손해 등을

1) 다구치(Genechi Taguchi) : 일본의 품질관리를 주도한 학자. 품질관리가 과거처럼 제품 제조후 불량품의 선별방법의 차원이 아니라 불량품의 제조를 근본적으로 줄이는데 목적을 두어야 한다고 주장함.

말한다. 그러므로 위와 같은 생각이 다구치에 의해 제안된 손실함수의 기본 개념이다.

두 번째로, 로버스트 설계에 대해 알아보도록 하자. 로버스트 설계의 개념을 이해하기 위해서는 잡음(noise)의 개념을 알아둘 필요가 있다. 노이즈란, 제품을 생산할 때 변동을 일으키는 원인 즉, 변동원인을 말하는 것으로 예를 들면 진동, 소음, 기후, 온도, 습도, 먼지, 작업자의 습관 또는 실수, 기계의 노후, 마모 등이 있다. 즉, 로버스트 설계는 이러한 변동원인이 제품생산에 영향을 많이 끼치지 못하도록 하는 설계를 말한다. 그래서 노이즈를 발견하게 되었을 때, 노이즈를 제거하거나 차단하는 것이 아니라 노이즈에 의한 영향을 없애거나 줄일 방법을 찾는다. 이렇게 할 경우 노이즈를 직접 제거/차단하는 방법보다 더 적은 비용이 들게 되므로, 로버스트 설계가 기존의 방법보다 비용이 더 적게 든다고 말할 수 있다.

이렇게 노이즈를 직접 제거/차단하지 않고 제품 공정의 설계인자를 변화시켜 가면서 제품의 최적처리 수준을 찾는 방법을 '다구치의 파라미터 설계(Taguchi's parameter design)라고 하며, 이 설계는 다구치 품질관리의 핵심적인 설계방법이다.

서론에서 살펴본 것처럼 다구치 품질관리는 작게는 6시그마 품질관리의 한 부분이며, 크게는 통계적 품질관리의 한 부분이라고 할 수 있다. 또한, 다구치 품질관리에는 뒷부분에서 언급하게 될 '다구치의 파라미터 설계'가 포함되어 있다. 이런 관계성 때문에 본론으로 들어가기 전에 '다구치의 파라미터 설계'의 배경지식으로 통계적 품질관리, 6시그마 품질관리, 다구치 품질관리를 서론에서 언급하였다. 그러면 이제 '다구치의 파라미터 설계'에 대해 본론으로 들어가 자세히 알아보도록 하자.

제 2 장 다구치의 파라미터 설계

2.1 다구치의 파라미터 설계와 SN비

2.1.1 다구치의 파라미터 설계 (Taguchi's parameter design)

다구치는 생산 공정에서 제품성능이 잡음인자(noise fator)에 영향을 받지 않아야 제품의 품질이 그 목표치에 도달할 수 있다고 생각하였다. 그래서 이러한 제품의 생산조건을 찾기 위해 내측배열(inner array)과 외측배열(outer array)을 사용한 파라미터 설계를 실시했다.(이우선, 2003) 즉, 파라미터 설계라는 것은 잡음인자의 영향을 가장 적게 받는 제품이나 공정을 얻을 수 있는 제어인자의 최적조합을 찾는 방법론이다.

이 설계를 위하여 먼저, 제품성능 특성치에 영향을 주는 인자를 조절 가능한 '제어가능인자(controllable 혹은 설계인자, 제어인자)'와 조절 불가능한 '제어불가능인자(uncontrollable 혹은 잡음인자)'로 나눈다. 그리고 잡음인자의 수준을 정한 뒤 이 잡음인자들로 구성된 직교 배열표를 구한다. 이 직교 배열표를 '외측배열'이라 한다. 이 때, 요인수가 많을 경우는 실험횟수가 급격히 증가하므로 부분실시설계(fractional replication)를 주로 사용하는데 이를 위해 사용되는 직교 배열표를 '내측배열'이라 한다. 이렇게 구한 두 종류의 직교 배열표를 교차시켜 교차 배열표를 얻는다. 이러한 실험방법을 사용하는 목적은 잡음인자들의 처리조합별 하에서 제어인자에 대한 실험을 반복실시 함으로써 잡음인자의 영향을 가장 적게(robust) 받으면서 제품특성의 목표치에 가장 근접한 제어인자의 조건을 찾기 위해서이다.

이러한 다구치의 파라미터 설계의 특징은 잡음인자의 영향을 효과적으로 평가할 수 있다는 것이다. 그러나 제어인자와 잡음인자 사이의 교호작용만 평가할 수 있을 뿐 제어 인자들 간의 교호작용을 평가하는 데는 어려움이 있다는 단점이 있다.

2.1.2 SN비 (Signal to noise ratio)

SN비(signal to noise ratio)란, 통신공학 분야에서 품질의 특성을 다룰 때, 사용하는 개념으로 신호 입력이 시스템을 통과해서 출력될 때 이를 방해하는 잡음(noise)이 출력에 어느 정도 영향을 미쳤는가를 상대적으로 계산한 것을 말한다.(이우선, 2003) 즉, 잡음(noise)에 대한 신호(signal)의 비율이다. 이를 공식으로 나타내면 다음과 같다.

$$SN\text{비} = \frac{\text{신호입력이 출력에 기여한량}}{\text{잡음이 출력에 나쁘게 기여한량}} = \frac{\text{신호입력의 힘}}{\text{잡음의 힘}} = \frac{(\text{목표치})^2\text{의 추정치}}{\text{분산의 추정치}}$$

(2.1) SN비의 정의식

위에서 식으로 정의한 SN비를 바탕으로 제품 특성치의 분산을 작게 하는 동시에 평균이 목표치에 접근하도록 설계변수의 값을 선택하는 것을 실험목적으로 한 것이 바로 다구치의 파라미터 설계(Taguchi's parameter design)이다. 또한, 이 설계는 제품의 성능변동이 잡음에 둔감(robust)하도록 최적조건을 구하는 것이 목적이며, 이 때 산포의 특성치로 사용하는 통계량이 SN비다.

다구치는 이러한 SN비를 특성치에 종류에 따라 70가지 이상의 형식으로 발전시켰는데, 그 중에서도 다음의 세 가지가 품질의 상태를 나타내는데 가장 널리 쓰이고 있는 SN비다.

(1) 망소특성(望小特性:smaller-is-better characteristics)

망소특성이란, 원래의 반응치를 감소시키면서 동시에 변동도 감소시키는 것으로 작을수록 좋은 특성을 말한다. 예로는, 마모율, 진동, 불량률과 같은 특성이 있다.(백운붕, 1997)

$$SN\text{비} = -10\log[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} y_i^2] \quad (2.2)$$

(2) 망목특성(望目特性:nominal-is-best characteristics)

망목특성이란, 규격상의 목표치에 근접한 반응치를 유지시키면서 이 값을 중심으로 한 반응치의 변동을 감소시키는 것으로 목표치가 주어져 있는 특성이다. 길이, 무게 등과 같이 지정된 목표치가 있는 것이 해당된다.(백운붕, 1997)

$$SN\text{비} = 10\log\frac{(\bar{y})^2 - \frac{s^2}{n}}{s^2} \quad (2.3)$$

(3) 망대특성(望大特性:larger-is-better characteristics)

망대특성이란, 원래의 반응치를 증가시키면서 동시에 변동은 감소시키는 것으로 클수록 좋은 특성을 말한다. 강도, 수명, 연료효율 등과 같은 특성이 이에 해당한다.(백운붕, 1997)

$$SN\text{비} = -10\log[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{y_i^2}] \quad (2.4)$$

다구치는 이들 세 가지 경우에 대한 SN비를 계산하는 공식을 위와 같이 정의하고, 그 단위를 데시벨(dB)값으로 표현하고 있다. 아울러 망소, 망목, 망대의 모든 경우의 SN비 값이 최대일 때, 각각의 목적하는 값이 최적이 되도록 SN비의 공식을 표현했다.(이우선, 2003)

2.2 SN비를 이용한 파라미터 설계 분석방법의 문제점

SN비를 이용한 분석방법은 다구치 파라미터 설계의 오랜 전통적 분석방법이다. 그러나 SN비를 이용한 이 분석방법의 문제점이 여러 학자들에 의하여 지적되고 있다. 특히, R.H. Myers and D.C. Montgomery(1995)는 SN비가 품질의 산포를 나타내는 척도로 사용되는 것을 매우 부적절한 것으로 판단하고, SN비의 사용을 회의적인 시각으로 바라보고 있다. 그리고 이들은 그 이유를 SN비의 정의식이 구조적 특성상 산포요인(SN_L)과 평균요인($\bar{y}$)이 혼재(confounding)하고 있기 때문으로 보고 있다.

아울러 실제로 제품의 품질상태를 산포도(scatter diagram)로 표현 하였을 때, 제품의 품질이 비교적 균일하였을 경우에 비하여 제품품질의 변이가 심할 경우가 SN비의 값이 비슷하거나 오히려 크게 나오는 경우가 있을 수 있다. 그래서 R.H. Myers and D.C. Montgomery(1995)는 이를 증명할 수 있는 특수한 반례를 생각할 수 있다고 주장하고 있다.

따라서 본 논문에서는 다구치가 실제 분석했던 사례 경우의 자료를 약간 변형하여 위에서 말한 반례를 만들어 보고자 한다. 그리고 이 반례를 기초로 SN비의 문제점을 분석하고 그 대안을 제안하고자 한다.

< 예 : 변형된 Taguchi(1987) PP 19~26 참고문헌[6]인용 >

자동차의 엔진의 연결 장치인 나일론 튜브에 물리는 콘넥터의 물려있는 힘을 최대로 하기 위한 설계 및 설치조건을 찾는 실험으로 다음과 같은 4종류의 설계인자와 3종류의 잡음인자를 생각하여 보자.

<표 2.1> 설계인자와 잡음인자

설계인자	수준			잡음인자	수준	
A : 마찰도	1(low)	2(medium)	3(high)	E : 조절시간	1(24시간)	2(120시간)
B : 콘넥터의 두께	1(thin)	2(medium)	3(thick)	F : 조절온도	1(72F)	2(150F)
C : 박히는 깊이	1(shallow)	2(medium)	3(deep)	G : 조절습도	1(25%)	2(75%)
D : 끈적도	1(low)	2(medium)	3(high)			

<표 2.2> 다구치의 파라미터 설계에 의한 실험결과

					외측배열(L_8)							
				E	1	1	1	1	2	2	2	2
				F	1	1	2	2	1	1	2	2
				G	1	2	1	2	1	2	1	2
실험	내측배열(L_9)				반응치							
	A	B	C	D								
1	1	1	1	1	15.6	9.5	16.9	19.9	19.6	19.6	20.0	19.1
2	1	2	2	2	15.0	16.2	19.4	19.2	19.7	19.8	24.2	21.9
3	1	3	3	3	16.3	16.7	19.1	15.6	22.6	18.2	23.3	20.4
4	2	1	2	3	18.3	17.4	18.9	18.6	21.0	18.9	23.2	24.7
5	2	2	3	1	18.7	17.6	18.4	21.1	20.6	21.4	20.5	21.3
6	2	3	1	2	10.0	27.0	27.0	27.0	27.0	27.0	27.0	27.0
7	3	1	3	2	11.0	15.0	19.0	24.0	31.0	39.0	48.0	60.0
8	3	2	1	3	21.0	13.0	16.0	19.0	30.0	39.0	21.0	48.0
9	3	3	2	1	20.0	20.0	20.0	20.0	20.0	20.0	20.0	20.0

* 위 자료는 Taguchi(1987)의 예에서 실험5~9의 자료를 변형한 것임.

위의 <표 2.1>은 <예> 실험에서 설계인자와 잡음인자의 각 수준을 나타내고 있는 표이고, <표 2.2>는 교차배열에 따른 반응치를 나타내고 있는 표다. 그리고 <표 2.3>은 <표 2.2>의 반응치로 $\bar{y}$와 SN_L를 구해 정리한 표다.

<표 2.3> <표 2.2>에 대한 $\bar{y}$와 SN_L의 계산결과

					외측배열(L_8)									
				E	1	1	1	1	2	2	2	2		
				F	1	1	2	2	1	1	2	2		
				G	1	2	1	2	1	2	1	2		
실험	내측배열(L_9)				반응치								$\bar{y}$	SN_L
	A	B	C	D										
1	1	1	1	1	15.6	9.5	16.9	19.9	19.6	19.6	20.0	19.1	**17.5**	**24.0**
2	1	2	2	2	15.0	16.2	19.4	19.2	19.7	19.8	24.2	21.9	**19.4**	**25.5**
3	1	3	3	3	16.3	16.7	19.1	15.6	22.6	18.2	23.3	20.4	**19.0**	**25.3**
4	2	1	2	3	18.3	17.4	18.9	18.6	21.0	18.9	23.2	24.7	**20.1**	**25.9**
5	2	2	3	1	18.7	17.6	18.4	21.1	20.6	21.4	20.5	21.3	**20.0**	**25.9**
6	2	3	1	2	10.0	27.0	27.0	27.0	27.0	27.0	27.0	27.0	**24.9**	**26.1**
7	3	1	3	2	11.0	15.0	19.0	24.0	31.0	39.0	48.0	60.0	**30.9**	**26.1**
8	3	2	1	3	21.0	13.0	16.0	19.0	30.0	39.0	21.0	48.0	**25.9**	**26.2**
9	3	3	2	1	20.0	20.0	20.0	20.0	20.0	20.0	20.0	20.0	**20.0**	**26.0**

* 위 자료는 Taguchi(1987)의 예에서 실험5~9의 자료를 변형한 것임.

2.2.1 인자별 분산분석

이 실험의 목적은 잡음인자들의 처리 조합별 제어 인자의 처리조합에 대한 실험을 실시함으로써 잡음인자의 영향을 가장 작게 받으면서 제품특성의 목표치에 가장 근접한 제어인자의 최적 처리 조건을 찾고자 하는 것이다. 이를 위해, 설계인자를 산포제어인자(dispersion control factor 혹은 간단히 산포인자)와 평균조정인자(mean adjustment factor 혹은 간단히 평균인자)로 나누는 분산분석을 실시하기로 한다. 여기서, 산포인자(SN_L)는 SN비에 유의한 인자로 SN비를 결정하는데 영향을 끼치는 인자이고, 평균인자($\bar{y}$)는 평균에 유의한 인자로 평균을 결정하는데 영향을 끼치는 인자이다. 만일, 이 경우 하나의 인자가 SN비와 평균에 동시에 유의한 경우는 산포인자(SN_L)로 분류한다.

분산분석을 위해 SAS 통계 프로그램의 명령어 중 proc glm을 실시했다. 위의 <예>는 설계인자와 잡음인자의 각각의 조건에서 반응값이 1개씩 들어가 있는 반복이 1이며, 오차에 대한 추정이 불가능한 2)포화모형이므로 F값과 P-Value의 값이 출력되지 않아 두 통계량만으로는 결과분석이 어렵다. 그래서 SN비와 평균의 Sum of Square를 이용한 각각의 기여율(%)을 구하고, 그것을 통해 각 인자를 분류하기로 한다. 이 때, 기여율(%)이 큰 정도에 따라 인자를 분류하는데, 큰 정도에 따른 판단은 실험자에 따라 주관적인 기준이 달라질 수 있어 인자구분이 다르게 될 수 있음을 알아두자.

<표 2.4> 산포인자(Dependent variable SN_L)

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	기여율(%)
a	**2**	**2.38**	**1.19**	**63.98***
b	**2**	**0.50**	**0.25**	**13.44***
c	2	0.27	0.13	7.26
d	**2**	**0.57**	**0.29**	**15.32***
Sum		3.72		100

위의 <표 2.4>는 분산분석의 결과 구해진 Sum of Square의 기여율을 정리한 표로, 가장 높은 63.98%의 기여율을 보이는 a인자와 15.32%의 기여율을 보이는 d인자, 그리고 13.44%의 기여율을 보이는 b인자가 비교적 큰 기여율 보였다. 그러므로 a, b, d 인자를 SN비를 결정하는데 영향을 끼친 산포인자로 결정한다. 그러면 이제 평균인자를 결정하기 위해 평균에 대한 분산분석을 위와 같은 통계 프로그램의 명령어를 사용해 실시해보자. 이 분석에서도 반복이 1인 포화모형으로 오차가 0이 되므로, Sum of Square를 이용한 각각의 기여율을 구해 그 값을 기준으로 인자를 결정하기로 한다.

2) 포화모형(saturated model) : 측정모형의 모수 개수에 비하여 자료의 개수가 충분하지 못하며 오차의 추정이 불가능한 모형

<표 2.5> 평균요인(Dependent variable mean)

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	**기여율(%)**
a	2	72.38	36.19	48.48
b	2	3.77	1.88	2.53
c	**2**	**20.52**	**10.26**	**13.75***
d	2	52.29	26.30	35.23
Sum		148.96		100

그 결과를 위의 <표 2.5>에서 살펴보면, 가장 큰 기여율을 보이는 인자는 a인자와 d인자이지만, 이 두 인자는 산포인자에서도 큰 기여율을 보이므로, 평균보다 산포를 더 중요하게 여기는 다구치 파라미터 설계의 특성상 산포인자로 분류하기로 한다. 그리고 그 다음으로 큰 13.75%의 기여율을 가지는 c인자을 평균인자로 결정한다.

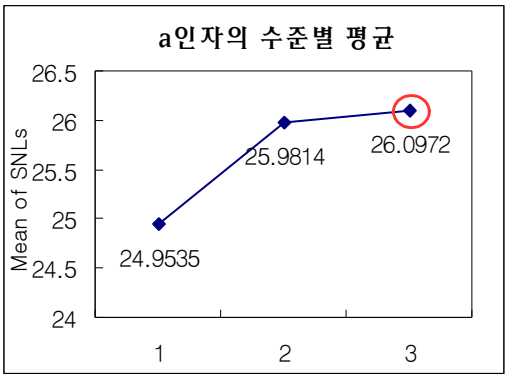
그러므로, 설계인자의 인자구분을 위한 분산분석의 결과 a, b, d인자는 SN비 값에 영향을 끼치는 산포인자로, c인자는 평균값에 영향을 끼치는 평균인자로 분류한다.

2.2.2 설계인자의 최적수준선택

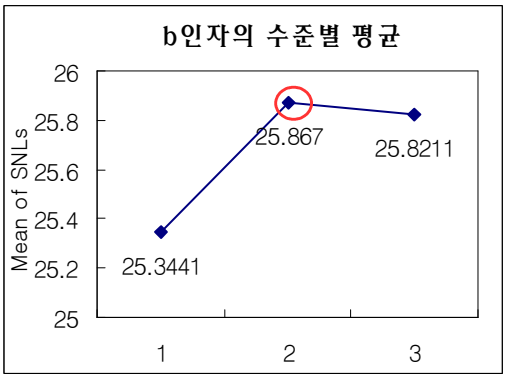
설계인자의 분산분석으로 구한 Sum of Square의 기여율을 통해서 산포인자와 평균인자로 분류했다. 이러한 분류를 바탕으로 각 인자의 수준별 평균값을 계산하고 인자별 평균값의 그림을 통해 승자 고르기(pick and winner)의 방법으로 우리가 원하는 목표치(target value)에 가장 근접하게 하는 수준을 찾아 최적점을 구하고자 한다. 그러면, 산포인자와 평균인자의 수준을 결정하기 위해 설계인자의 수준별 SN비와 평균의 평균값을 구하고, 그 값을 바탕으로 그림을 그려 인자별 최적 처리 수준을 찾아보자.

<표 2.6> 설계인자 수준별 SN비의 평균

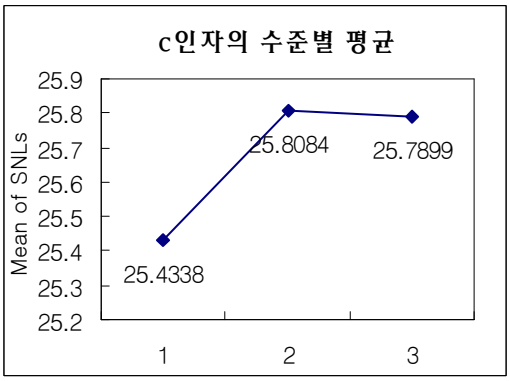
a	b	c	d	Mean of SNLs
1	.	.	.	24.9535
2	.	.	.	25.9814
3	**.**	**.**	**.**	**26.0972***
.	1	.	.	25.3441
.	**2**	**.**	**.**	**25.8670***
.	3	.	.	25.8211
.	.	1	.	25.4338
.	.	2	.	25.8084
.	.	3	.	25.7899
.	.	.	1	25.3260
.	**.**	**.**	**2**	**25.9037***
.	.	.	3	25.8024



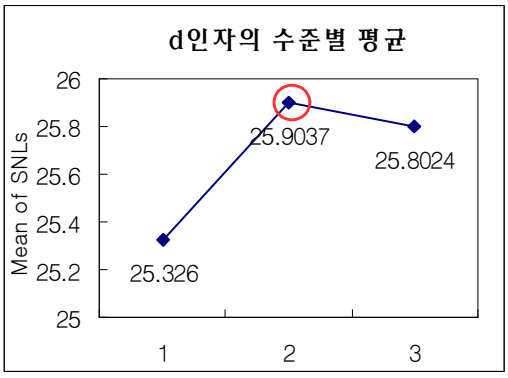
<그림 2.1>



<그림 2.2>



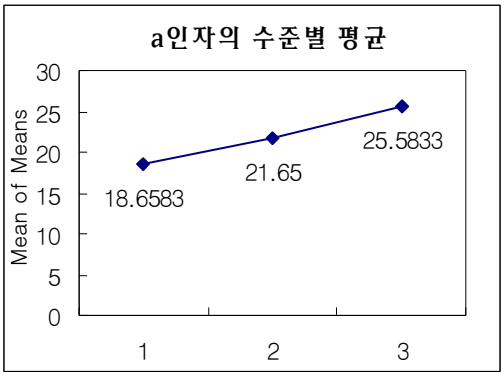
<그림 2.3>



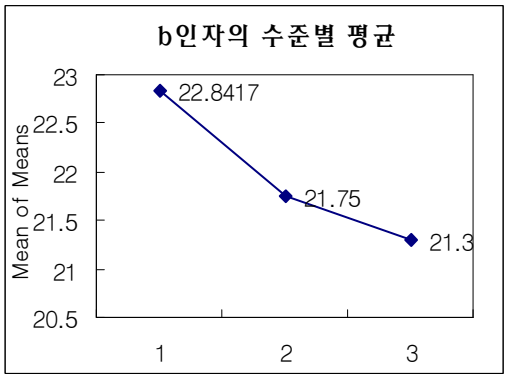
<그림 2.4>

<표 2.7> 설계인자 수준별 평균값의 평균

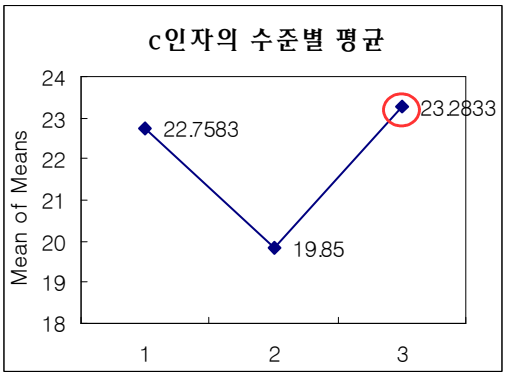
a	b	c	d	Mean of Means
1	.	.	.	18.6583
2	.	.	.	21.6500
3	.	.	.	25.5833
.	1	.	.	22.8417
.	2	.	.	21.7500
.	3	.	.	21.3000
.	.	1	.	22.7583
.	.	2	.	19.8500
.	**.**	**3**	**.**	**23.2833***
.	.	.	1	19.1583
.	.	.	2	25.0583
.	.	.	3	21.6750



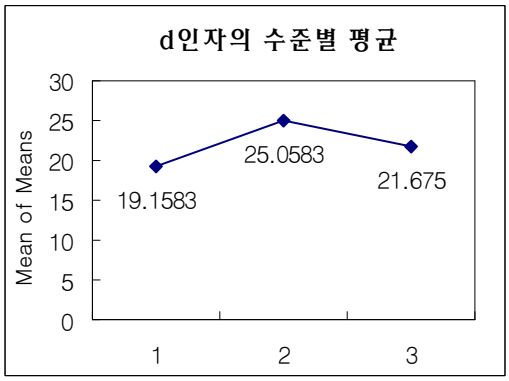
<그림 2.5>



<그림 2.6>



<그림 2.7>



<그림 2.8>

위의 <표 2.6>은 설계인자의 수준별 SN비 값의 평균을 나타내고 있는 표이다. 이 표에서는 SN비 결정에 중요한 영향을 끼치는 인자 즉, 산포인자로 구분한 a, b, d 인자의 최적 수준을 결정한다. 수준을 결정할 때는 <표 2.6>에서 a, b, d 인자의 수준별 SN비 값의 평균수치와 이것을 그래프로 나타낸 <그림 2.1>, <그림 2.2>, <그림 2.4>를 참고해 가장 높은 SN비 값의 평균을 가지는 수준을 선택한다.

먼저, a인자의 수준을 결정하기 위해 <표 2.6>과 <그림 2.1>을 보면, <표 2.6>에서는 26.0972로 1,2,3의 각 수준에서 3수준이 가장 높은 SN비 값의 평균을 가진다. 그리고 <그림 2.1>에서도 같은 결과를 보이므로, a인자의 최적 처리 수준은 3수준으로 결정한다. b인자도 a인자의 수준을 결정한 방법과 동일하게 결정하면, b인자는 <표 2.6>에서 2수준의 값이 25.867이고, <그림 2.2> 역시 2수준이 가장 큰 SN비 값의 평균을 가지므로, b인자의 최적 처리 수준은 2수준으로 결정하게 된다. 동일한 방법으로 d인자는 <표 2.6>과 <그림 2.4>에서 2수준이 25.9037로 가장 높은 SN비 값의 평균을 가지므로, d인자의 최적 처리 수준을 2수준으로 결정한다.

다음의 <표 2.7>은 설계인자의 수준별 평균값의 평균을 나타내고 있는 이므로 이 표에서는 평균의 결정에 중요한 영향을 끼치는 인자 즉, 평균인자로 구분한 c인자의 최적 수준을 결정한다. 수준을 결정할 때는 <표 2.7>의 c인자의 수준별 평균값과 이것을 그래프로 나타낸 <그림 2.7>을 참고해서 가장 높은 평균값의 평균을 가지는 수준을 선택한다.

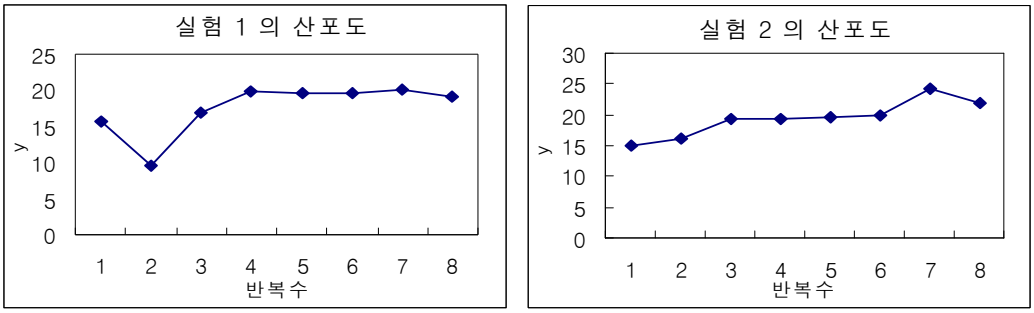
그러면 c인자의 수준을 결정하기 위해 <표 2.6>과 <그림 2.7>을 보도록 하자. <표 2.6>에서는 1,2,3의 각 수준 중에서 3수준이 23.2833으로 가장 높은 평균값의 평균을 가지고 <그림 2.7>에서도 3수준에서 가장 높은 평균값의 평균을 가지므로 c인자의 최적 처리 수준을 3수준으로 결정한다.

그러므로 산포인자와 평균인자의 각각의 최적 처리 수준을 바탕으로 한 설계인자의 최적 처리 조합은 ($a_3b_2c_3d_2$)이다. 즉, 마찰도는 high, 콘넥터의 두께는 medium, 박히는 깊이는 deep, 끈적도는 medium의 조건으로 설계인자를 설정했을 때 조절시간, 조절온도, 조절습도와 같은 잡음인자에 영향을 가장 적게 받으면서 나일론 튜브에 물리는 콘넥터의 힘이 최대가 된다고 결론지을 수 있다.

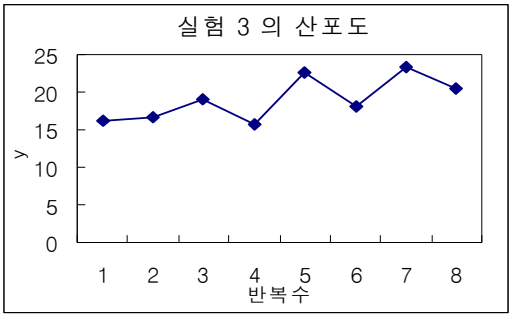
2.2.3 최적수준 선택의 평가

지금까지 SN비와 평균을 기준으로 SN비와 평균의 평균값을 최대로 하는 설계인자의 최적 처리 조합을 찾았다. 그런데 SN비는 자료의 변이에 둔감(robust)해서 변이가 비교적 균일한 경우보다 심할 경우의 SN비 값이 비슷하거나, 오히려 크게 나오는 경우가 있음을 2.2절에서 언급한 바 있다. 그래서 이런 특수한 경우를 더 정확히 알아보고자 가상자료로 반례를 든 <예>의 실험횟수별 산포도를 그려 확인해 보았다. 아래 <그림 2.9>는 각 실험횟수별 산포도와 평균값, SN비를 나타내고 있는 그림이다.

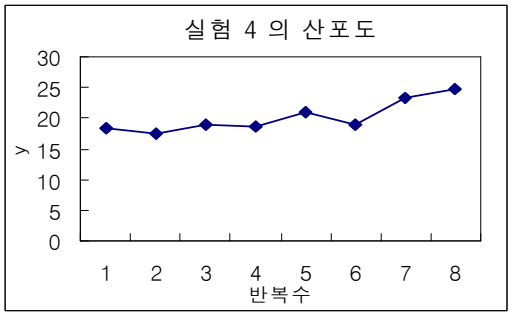
<그림 2.9> 각 실험횟수별 산포도



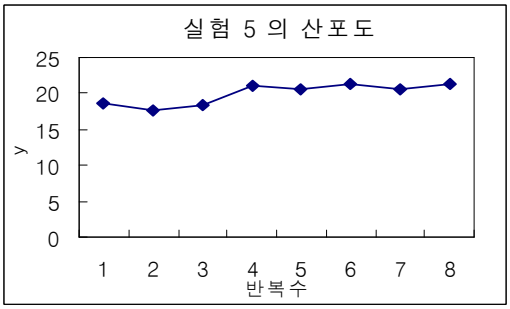
$\bar{y}$=17.5, SN_L=24.0　　$\bar{y}$=19.4, SN_L=25.5



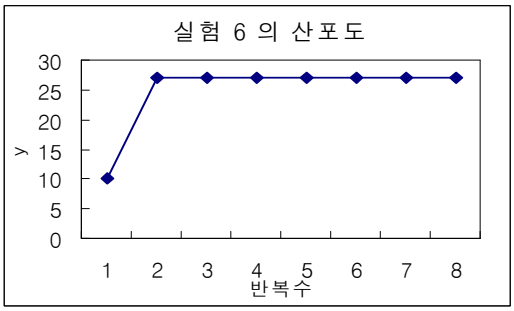
$\bar{y}$=19.0, SN_L=25.3



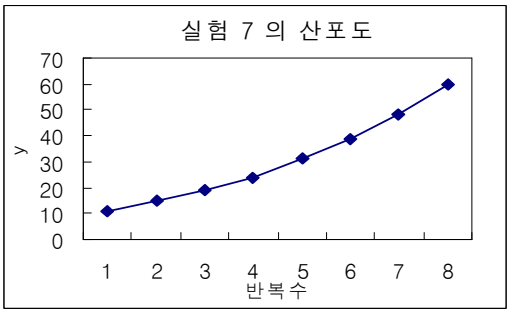
$\bar{y}$=20.1, SN_L=25.9



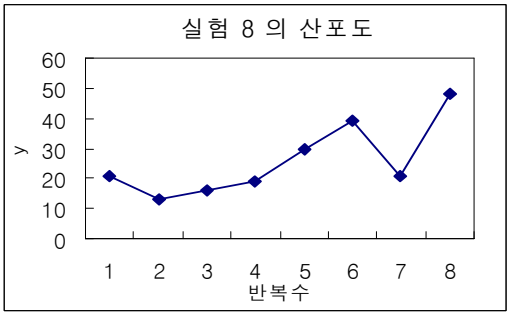
$\bar{y}$=20.0, SN_L=25.9



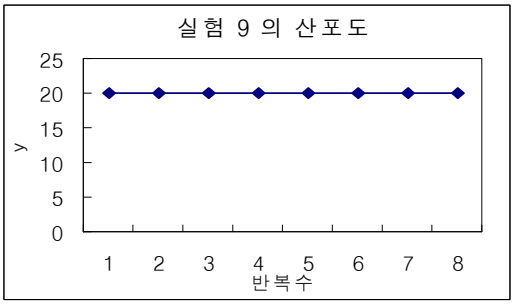
$\bar{y}$=24.9, SN_L=**26.1***



$\bar{y}$=30.9, SN_L=**26.1***



$\bar{y}$=25.9, SN_L=**26.2**



$\bar{y}$=20.0, SN_L=**26.0***

위의 <그림 2.9>을 통해 SN비의 오류를 찾아보도록 하자. 먼저, 실험6과 실험7의 산포도에서 SN비의 값이 동일한 26.1를 보였다. 그러나 두 자료의 평균값은 24.9와 30.9로 약 6정도의 차이를 보였으며, 산포를 비교해 보면 실험6의 자료는 한 관측치만 현저히 낮고 나머지는 모두 같은 값을 가지는 모양으로 제품의 변이가 처음 반응치와 두 번째 반응치에서만 존재했으나, 실험7의 자료는 점점 증가하는 모양으로 처음 반응치와 마지막 반응치의 제품의 변이가 상당히 큰 것으로 나타나 변이의 차이를 크게 보이고 있다. 즉, 이것은 SN비가 변이의 차이를 민감하게 감지하지 못함을 의미한다고 볼 수 있다.

두 번째로, 실험9의 산포도는 SN비가 26, 평균이 20으로 모든 제품의 품질이 고른 우수한 자료의 상태를 보이고 있지만, 제품의 변이가 비교적 심한 실험8의 산포도는 SN비가 26.2로 변이가 0인 실험9에서의 SN비의 값보다 더 크게 나타났다. 즉, 이 사실은 SN비로 품질의 우수성을 판단하는 다구치 파라미터 설계의 경우에 분산이 0이고, SN비가 26인 실험9의 자료보다 분산이 0보다 크고, SN비가 26.2인 실험8의 자료가 더 좋은 품질을 만드는 최적 처리 수준으로 결정하게 된다는 결론을 얻게 된다.

그러므로 이런 문제점을 가지고 있는 SN비를 근거로 최적 처리 조합을 찾는다는 것은 위와 같은 심각한 오류를 범할 위험이 있게 되므로 이러한 SN비의 오류를 개선할 대안을 제3장에서 찾아보도록 하자.

제 3 장 만족함수를 이용한 평균편차와 평균의 최적화

SN비로 최적 처리 조합을 찾는 다구치 파라미터 설계의 문제 해결을 위해 본 논문에서는 새로운 방법을 제시하고자 한다. 먼저, 위와 같은 결과를 초래한 원인이 무엇인지 알아보도록 하자. SN비를 계산하는 공식은 앞의 2.1.2절에서 언급했으므로, SN비의 정의식에 들어가는 $\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} y_i^2$을 분산($s^2$)의 정의식을 이용해 유도하면 다음과 같다.

$$\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2 = s^2$$

$$\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2 = (n-1)s^2$$

$$\sum_{i=1}^{n} y_i^2 - \frac{y_{..}^2}{n} = (n-1)s^2$$

$$\sum_{i=1}^{n} y_i^2 - \frac{(n\bar{y})^2}{n} = (n-1)s^2$$

$$\sum_{i=1}^{n} y_i^2 - n(\bar{y})^2 = (n-1)s^2$$

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} y_i^2 = (\bar{y})^2 + (1-\frac{1}{n})s^2 \qquad (3.1)$$

위의 식 (3.1)에 의해 $\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} y_i^2 = (\bar{y})^2 + (1-\frac{1}{n})s^2$ 인 관계에 있기 때문에, SN비를 계산하면 그 값에 평균($\bar{y}$)과 분산(s^2)이 혼재(confounding)하여 있어 제품품질의 변이가 차이가 있더라도 SN비가 이를 민감하게 반영하지 못하는 구조적 특징을 원인으로 볼 수 있다. 그러므로 이러한 구조적 문제의 해결을 위해 평균($\bar{y}$)과 분산(s^2)을 분리하여 접근하도록 하자. 따라서 다음과 같은 새로운 분석방법을 제안한다.

3.1 평균편차와 평균

제품의 산포를 측정하는 척도로 SN비 대신, 평균편차(mean deviation)를 이용하여 최적 처리 조합을 구해보자. 이 때, 흔히 쓰이는 표준편차 대신 산포를 측정하는 척도로 평균편차를 이용하는 이유는 엔지니어들에게 제품의 변이를 설명할 때나, 품질 만족한계를 표시할 때, 좀 더 현실적으로 이해하기 쉽기 때문이다. 이러한 이유를 바탕으로 기존의 다구치 파라미터 설계 방법에 각 내측배열에 대한 평균편차를 추가하여, 이를 최적점을 찾는 주도한 통계량으로 사용한다. 그리고 SN비는 보조적 정보로 활용하고, 각 내측배열에 대한 산포도의 정보를 적극 활용한다. 이제 다구치가 실험한 자료를 바탕으로 각 실험횟수별 평균편차를 구해보도록 하자. 여기서 평균편차는 $MD = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}|y_{ij} - \bar{y}|$ (j=반응치)로 구한다.

<표 3.1> <표 2.1>에 대한 $\bar{y}$와 MD의 계산결과

					외측배열(L_8)										
					E	1	1	1	1	2	2	2	2		
					F	1	1	2	2	1	1	2	2		
					G	1	2	1	2	1	2	1	2		
실험	내측배열(L_9)				반응치									$\bar{y}$	SN_L	MD
	A	B	C	D												
1	1	1	1	1	15.6	9.5	16.9	19.9	19.6	19.6	20.0	19.1		**17.5**	24.0	**2.65**
2	1	2	2	2	15.0	16.2	19.4	19.2	19.7	19.8	24.2	21.9		**19.4**	25.5	**1.98**
3	1	3	3	3	16.3	16.7	19.1	15.6	22.6	18.2	23.3	20.4		**19.0**	25.3	**2.33**
4	2	1	3	3	18.3	17.4	18.9	18.6	21.0	18.9	23.2	24.7		**20.1**	25.9	**2.13**
5	2	2	1	1	18.7	17.6	18.4	21.1	20.6	21.4	20.5	21.3		**20.0**	25.9	**1.28**
6	2	3	2	2	10.0	27.0	27.0	27.0	27.0	27.0	27.0	27.0		**24.9**	26.1	**3.70**
7	3	1	2	2	11.0	15.0	19.0	24.0	31.0	39.0	48.0	60.0		**30.9**	26.1	**13.63**
8	3	2	3	3	21.0	13.0	16.0	19.0	30.0	39.0	21.0	48.0		**25.9**	26.2	**9.85**
9	3	3	1	1	20.0	20.0	20.0	20.0	20.0	20.0	20.0	20.0		**20.0**	26.0	**0.00**

* 위 자료는 Taguchi(1987)의 예에서 실험5~9의 자료를 변형한 것임

3.2 만족함수 (Desirability Function)

만족함수(Derringer and Suich, 1980)는 반응의 추정치가 만족스러운 값을 가질 때는 1의 값을 갖고, 반응의 추정치가 받아들일 수 없는 값일 때는 0의 값을 갖도록 되어있는 함수이다. 이 함수는 관측값의 만족의 정도에 따라 [0, 1]사이의 값으로 변환되며, 얻고자 하는 목적값의 형태에 따라 망대, 망소, 망목 특성의 각각 다른 함수의 형태로 정의된다. (이우선·김영주, 1997)

다음에서 세 가지 종류의 다른 함수 형태를 알아보자. 단, 제품 특성의 추정치는 $\hat{y}$로 표기한다.

(1) 망소특성(望小特性:smaller-is-better characteristics)의 경우

$$d=\begin{cases} 1, & \hat{y}\leqq A \\ (\frac{\hat{y}-B}{A-B})^t, & A\leqq\hat{y}\leqq B \\ 0, & \hat{y}\geqq B \end{cases} \tag{3.1}$$

(단, A와 B는 주어진 범위, t는 power)

(2) 망목특성(望目特性:nominal-is-best characteristics)의 경우

$$d=\begin{cases} (\frac{\hat{y}-A}{C-A})^s, & A\leqq\hat{y}\leqq C \\ (\frac{\hat{y}-B}{C-B})^t, & C\leqq\hat{y}\leqq B \\ 0, & \hat{y}\leqq A \text{ 또는 } \hat{y}\geqq B \end{cases} \tag{3.2}$$

(단, C는 목적값(fixed target value)이고 $A\leq C\leq B$이며 s와 t는 power)

(3) 망대특성(望大特性:larger-is-better characteristics)의 경우

$$d=\begin{cases} 0, & \hat{y} \leqq A \\ (\dfrac{\hat{y}-A}{B-A})^{s}, & A \leqq \hat{y} \leqq B \\ 1, & \hat{y} \geqq B \end{cases} \qquad (3.3)$$

(단, A와 B는 주어진 범위, s는 power)

본 논문에서는 평균편차가 작을수록 제품 품질이 고른 우수한 처리 조합을 찾을 수 있으므로 망소특성에 해당되고, 평균은 클수록 제품의 강도가 우수하므로 망대특성에 해당된다.

이 바람직성 함수값을 구하기에 앞서 먼저, 제품의 평균과 평균편차의 하한값과 상한값을 정하도록 하자. 제품의 $\bar{y}$가 22 이상이면 만족(d=1)이고, 19이하이면 절대로 안된다고 가정하면 (3)의 경우에서 A=19, B=22가 된다. 그리고 평균편차는 7이상은 절대로 안되고, 2이하면 만족(d=1)한다고 가정하면 (1)의 경우에서 A=2, B=7이 된다.

위와 같은 조건으로 각각의 평균편차에 대한 만족함수(d_1)과 평균에 대한 만족함수(d_2)를 구하고, 그것을 바탕으로 종합만족함수(D)를 구해보자. 이때, 종합만족함수(D)는 두 정보량 d_1,d_2를 결합하여 최적 생산조건을 찾는 방법으로 두 변수의 반응표면분석에서 최적점을 찾는데 흔히 사용되는 기하평균을 사용하기로 한다. 즉, $D=\sqrt{d_1 \cdot d_2}$ 로 구한다. 그리고 식에서의 평균편차와 평균의 가중치(t:s)의 값은 1:1, 3:1, 5:1로 설정하고 각각에 따른 최적 처리 조합을 구해 비교해 보도록 하자. 여기서 예로 설정한 가중치의 값은 평균편차를 중요하게 여기는 실험의 특성으로 인해, 평균편차의 가중치(t)를 바꿔가면서 최적점을 찾아보았다.

<표 3.2> 가중치에 따른 <표 2.1>에 대한 d_1, d_2, D의 계산결과

t:s	1:1			3:1			5:1		
	d_1^*	d_2	D	d_1^*	d_2	D	d_1^*	d_2	D
1	**0.870**	0	0	**0.65850**	0	0	**0.49842**	0	0
2	**1**	0.13333	0.36515	**1**	0.13333	0.36515	**1**	0.13333	0.36515
3	**0.934**	0	0	**0.81478**	0	0	**0.71078**	0	0
4	**1**	0.36667	0.60553	**1**	0.3667	0.60553	**1**	0.36667	0.60553
5	**0.660**	0.33333	**0.46904**	**0.28750**	0.33333	**0.30957**	**0.12523**	0.33333	**0.20431**
6	**0.660**	1	**0.81240**	**0.28750**	1	**0.53619**	**0.12523**	1	**0.35388**
7	**0**	1	0	**0**	1	0	**0**	1	0
8	**0**	1	0	**0**	1	0	**0**	1	0
9	**1**	0.33333	0.57735	**1**	0.33333	0.57735	**1**	0.33333	0.57735

* 위 자료는 Taguchi(1987)의 예에서 실험5~9의 자료를 변형한 것임

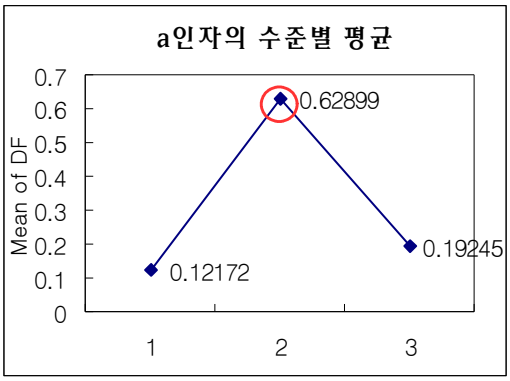
위의 <표 3.2>는 평균편차의 가중치를 바꿔가면서 얻은 만족함수의 값 (d_1,d_2,D)을 정리한 표다. 이 때, 평균편차의 만족함수는 d_1이므로, d_1의 1,3,5,6의 4개 값이 가중치에 따라 변화하는 것을 볼 수 있다. 그러나 1과 3에서 평균의 만족함수(d_2)의 값이 0으로 평균편차의 만족함수(d_1)에 관계없이 종합만족함수(D)가 0이 되어 결론적으로 가중치에 따라 변하는 종합만족함수(D)의 값은 5,6의 2개뿐이다.

3.3 가중치별 만족함수를 이용한 설계인자의 최적수준선택

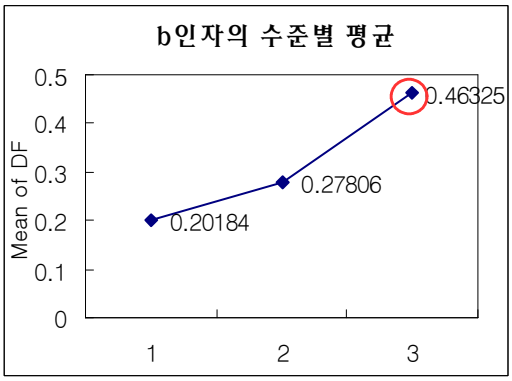
가중치에 따라 각각 경우의 종합만족함수(D)의 값을 기준으로, 각 인자의 수준별 종합만족함수(D) 평균값의 그림을 보고, 가장 큰 D의 평균값을 갖는 수준을 인자의 최적 처리 수준으로 선택한다.

<표 3.3> 설계인자 수준별 종합만족함수의 평균(t=1,s=1)

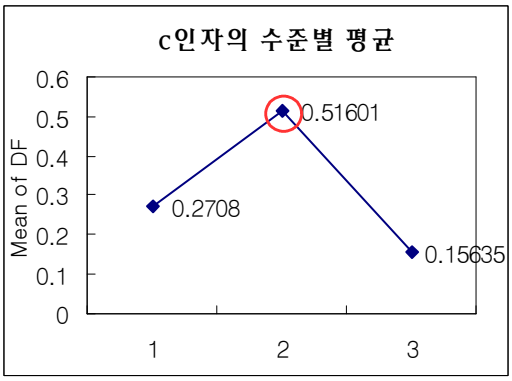
a	b	c	d	Mean of DF
1	.	.	.	0.12172
2	**.**	**.**	**.**	**0.62899***
3	.	.	.	0.19245
.	1	.	.	0.20184
.	2	.	.	0.27806
.	**3**	**.**	**.**	**0.46325***
.	.	1	.	0.27080
.	**.**	**2**	**.**	**0.51601***
.	.	3	.	0.15635
.	.	.	1	0.34880
.	**.**	**.**	**2**	**0.39252***
.	.	.	3	0.20184



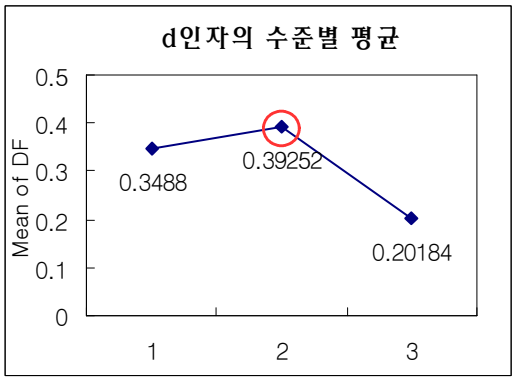
<그림 3.1>



<그림 3.2>



<그림 3.3>



<그림 3.4>

위의 <표 3.3>과 <그림 3.1>,<그림 3.2>,<그림 3.3>,<그림 3.4>는 평균과 표준편차의 가중치를 1:1로 동일하게 설정한 것으로 여기서 설계인자는 산포인자와 평균인자로 나누지 않고, 모든 인자에 대해 가장 큰 종합만족함수(D)의 값을 가지는 수준을 최적 처리 수준으로 선택하여 최적 처리 조합으로 결정한다.

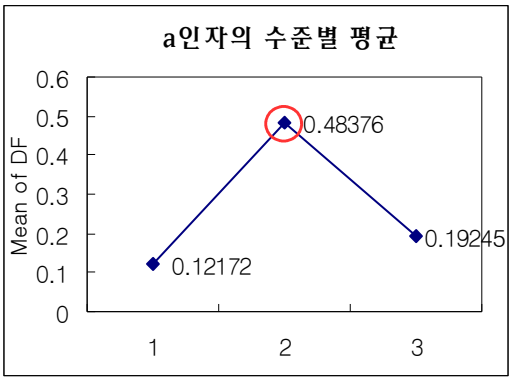
먼저, a인자의 수준을 결정하기 위해 <표 3.3>과 <그림 3.1>을 보면 1,2,3의 각 수준에서 2수준이 0.62899로 가장 높은 종합만족함수 값의 평균을 가지므로 a인자의 최적 처리 수준은 2수준으로 결정한다. 다음으로, b인자는 <표 3.3>과 <그림 3.2>에서 3수준이 0.46325로 가장 높은 종합만족함수 값의 평균값을 가지므로 b인자는 3수준으로 결정한다. 마찬가지 동일한 방법으로 <표 3.3>과 <그림 3.3>, <그림 3.4>를 보고, c와 d인자의 수준을 결정하면 각각 2수준에서 0.51601과 0.39252로 가장 큰 종합만족함수 값의 평균을 가지므로 c인자와 d인자의 최적 처리 수준은 2수준으로 결정하게 된다.

그러므로 평균편차와 평균의 가중치 비율이 1:1이고, 종합만족함수 값의 평균값을 기준으로 했을 때, 설계인자의 최적 처리 조합은 ($a_2b_3c_2d_2$)이다. 즉, 평균편차와 평균의 가중치가 동일한 경우 평균 마찰도는 medium으로, 콘넥터의 두께는 thick으로, 박히는 깊이는 medium, 끈적도는 medium로 설계인자의 조건을 설정하면 잡음인자의 영향을 가장 덜 받으면서 콘넥터의 물려있는 힘을 최대로 할 수 있는 제품을 생산할 수 있을 것이다.

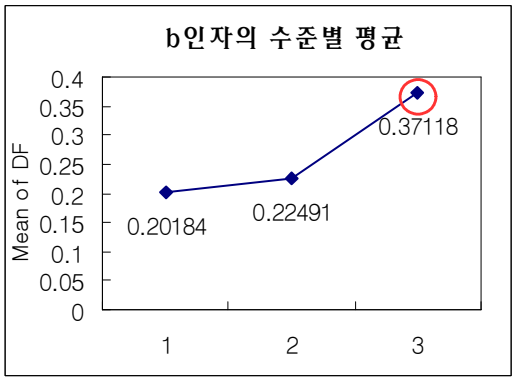
그러면 이제 평균편차와 평균의 가중치 비율이 3:1인 종합만족함수 값의 평균값을 구하여 비교해 보도록 하자.

<표 3.4> 설계인자 수준별 종합만족함수의 평균(t=3,s=1)

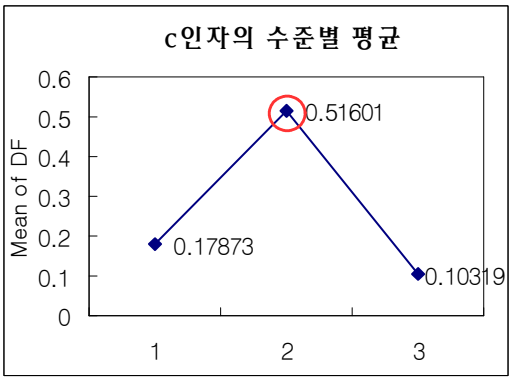
a	b	c	d	Mean of DF
1	.	.	.	0.12172
2	**.**	**.**	**.**	**0.48376***
3	.	.	.	0.19245
.	1	.	.	0.20184
.	2	.	.	0.22491
.	**3**	**.**	**.**	**0.37118***
.	.	1	.	0.17873
.	**.**	**2**	**.**	**0.51601***
.	.	3	.	0.10319
.	.	.	1	0.29564
.	**.**	**.**	**2**	**0.30044***
.	.	.	3	0.20184



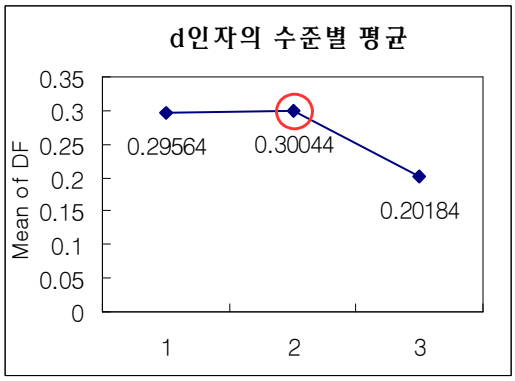
<그림 3.5>



<그림 3.6>



<그림 3.7>



<그림 3.8>

위의 <표 3.4>과 <그림 3.5>,<그림 3.6>,<그림 3.7>,<그림 3.8>는 평균편차와 평균의 가중치를 3:1로 설정한 것이다. 이 경우 설계인자의 최적 처리 조합을 종합만족함수를 이용해서 찾아보도록 하자. 단, 여기서도 설계인자는 산포인자와 평균인자로 나누지 않고, 이 경우도 가중치를 1:1로 설정했을 때와 마찬가지로 종합만족함수의 평균값을 이용해 모든 인자의 최적처리 수준을 결정한다.

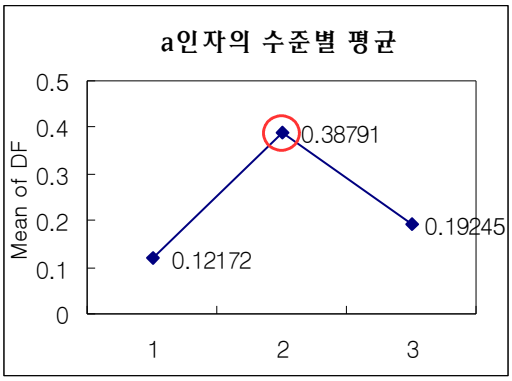
먼저, a인자의 수준을 결정하기 위해 <표 3.4>과 <그림 3.5>을 보면 1,2,3의 각 수준에서 2수준이 0.48376로 가장 높은 종합만족함수 값의 평균을 가지므로 a인자의 최적 처리 수준은 2수준으로 결정한다. 다음으로, b인자는 <표 3.4>과 <그림 3.6>에서 3수준이 0.37118로 가장 높은 종합만족함수 값의 평균을 가지므로 b인자는 3수준으로 결정한다. 마찬가지 동일한 방법으로 <표 3.4>과 <그림 3.7>, <그림 3.8>를 보고 c와 d인자의 수준을 결정하면 각각 2수준에서 0.51601과 0.30044로 가장 큰 종합만족함수 값의 평균을 가지므로, c인자와 d인자의 최적 처리 수준은 2수준으로 결정하게 된다.

그러므로 편차와 평균의 가중치의 비율이 3:1이고, 종합만족함수 값의 평균값을 기준으로 했을 때 설계인자의 최적 처리 조합은 가중치의 비율이 1:1과 동일한 ($a_2b_3c_2d_2$)이다. 즉, 마찰도는 medium으로, 콘넥터의 두께는 thick으로, 박히는 깊이는 medium, 끈적도는 medium로 설계인자의 조건을 설정 했을 때 잡음인자의 영향을 가장 적게 받으면서 콘넥터의 물려 있는 힘을 최대로 할 수 있는 제품을 생산할 수 있다는 것이다.

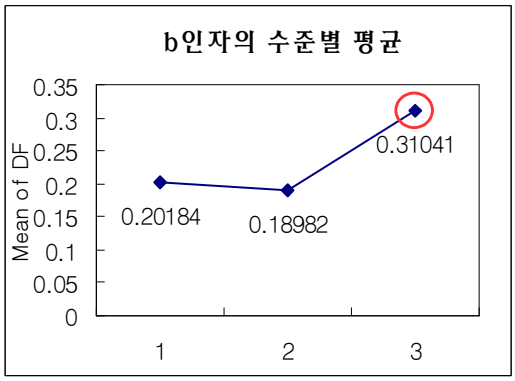
그렇다면, 마지막으로 평균편차와 평균의 가중치 비율이 5:1인 종합만족함수 값의 평균값을 구하여 앞의 1:1과 3:1의 결과와 비교해 보도록 하자.

<표 3.5> 설계인자 수준별 종합만족함수의 평균(t=5,s=1)

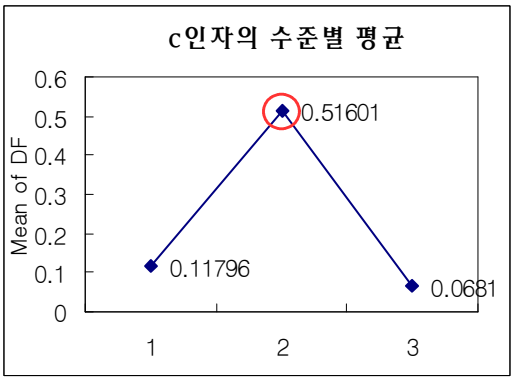
a	b	c	d	Mean of DF
1	.	.	.	0.12172
2	**.**	**.**	**.**	**0.38791***
3	.	.	.	0.19245
.	1	.	.	0.20184
.	2	.	.	0.18982
.	**3**	**.**	**.**	**0.31041***
.	.	1	.	0.11796
.	**.**	**2**	**.**	**0.51601***
.	.	3	.	0.06810
.	**.**	**.**	**1**	**0.26055***
.	.	.	2	0.23968
.	.	.	3	0.20184



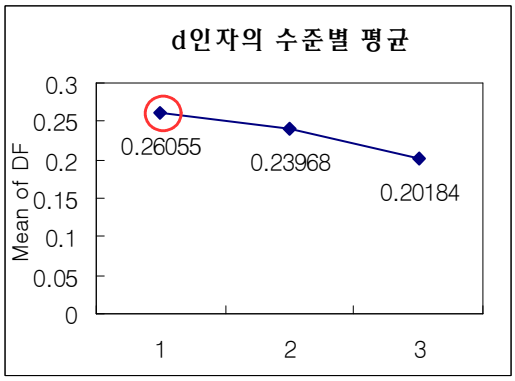
<그림 3.9>



<그림 3.10>



<그림 3.11>



<그림 3.12>

위의 <표 3.5>과 <그림 3.9>,<그림 3.10>,<그림 3.11>,<그림 3.12>는 평균편차와 평균의 가중치를 5:1로 설정한 것이다. 이 경우 역시 위의 두 가지 경우와 동일한 방법으로 설계인자의 최적 처리 조합을 종합만족함수의 평균값을 이용해서 찾아보도록 하자. 또한, 설계인자는 산포인자와 평균인자로 나누지 않고, 모든 인자에 대해 가장 큰 종합만족함수의 평균값을 가지는 수준을 선택해 최적 처리 수준을 결정하는 것도 동일하게 시행한다.

먼저 a인자의 수준을 결정하기 위해 <표 3.5>과 <그림 3.9>을 보면 1, 2, 3의 각 수준에서 2수준이 0.38791로 가장 높은 종합만족함수 값의 평균을 가지므로 a인자의 최적 처리 수준은 2수준으로 결정한다. 다음으로 b인자는 <표 3.5>과 <그림 3.10>에서 3수준이 0.31041로 가장 높은 종합만족함수 값의 평균을 가지므로 b인자는 3수준으로 결정한다. 동일한 방법으로 <표 3.5>과 <그림 3.11>, <그림 3.12>를 보고 c와 d인자의 수준을 결정하면 각각의 종합만족함수의 값이 0.51601로 2수준과 0.26055로 1수준에서 가장 큰 종합만족함수의 평균을 가지므로 c인자와 d인자의 최적 처리 수준은 2수준과 1수준으로 결정하게 된다.

그러므로 평균편차와 평균의 가중치 비율이 5:1이고, 종합만족함수 값의 평균값을 기준으로 했을 때 설계인자의 최적 처리 조합은 가중치의 비율이 1:1과 3:1과 다른 ($a_2b_3c_2d_1$)이다. 즉, 마찰도는 medium으로, 콘넥터의 두께는 thick으로, 박히는 깊이는 medium, 끈적도는 low로 설계인자의 조건을 설정하면 잡음인자의 영향을 가장 덜 받으면서 나일론 튜브에 물리는 콘넥터의 물려있는 힘을 최대로 하고, 평균편차가 적은 일정한 품질의 제품을 생산 할 수 있다고 결론지을 수 있다.

위의 가중치별로 종합만족함수의 수준별 평균값에 따른 각각의 결과를 종합해보면 d인자는 평균편차와 평균의 가중치를 1:1과 3:1로 설정했을 때와 달리 5:1로 설정했을 때 1수준이 최적 처리 수준으로 결정되었으므로, d인자가 평균편차에 영향을 많이 주는 인자이라고 예상할 수 있다. 또한 평균편차의 만족도를 높이기 위해서 즉, 평균편차를 작게 하기 위해서는 d인자의 수준을 집중 관리하여 1수준으로 설정하면 평균편차가 적은 고른 품질의 제품을 생산하는 것이 가능하다고 결론지을 수 있겠다.

제 4 장 결 론

다구치 파라미터 설계는 21세기 기업들이 앞 다투어 품질경쟁에 들어가면서 대두된 품질관리 기법이다. 그러나 이 설계가 주로 사용하는 SN비 통계량은 정의식의 구조상 평균($\overline{y}$)와 분산(s^2)이 혼재(confounding)되어 분산이 커도 평균값이 크면 SN비의 값이 커서 제품의 품질상태가 좋은 것으로 평가되는 경우가 종종 발생한다. 그래서 이러한 SN비를 기준으로 설계인자의 최적 처리 수준을 결정한다는 것은 잘못된 결정을 내릴 수 있다는 것을 반례의 산포도를 통해 2.2.3절에서 알아보았다.

이러한 SN비의 오류를 개선하고자 SN비 대신 평균편차를 이용하고, 승자고르기 방법 대신 평균과 평균편차의 만족함수를 구해서 종합 만족함수로 설계인자의 최적 처리 수준을 결정했다. 그 결과 SN비가 아닌 다른 통계량의 이용으로 SN비로 인한 오류를 어느정도 방지할 수 있고, 평균편차와 평균의 종합만족함수를 바탕으로 결정한 최적 처리 수준의 선택은 앞에서 언급한 SN비를 사용한 방법을 개선한 통계적 분석의 대안으로 제안될 수 있다. 아울러 만족함수의 가중치를 평균편차의 중요도에 따라 각각 다르게 설정할 수 있다는 탄력성이 있으며, 이를 근거로 최적 처리 수준이 결정될 수 있다. 본 논문의 실증분석 예에서는 자료의 수적인 한계와 임의적인 한계선 설정으로 가중치에 따라 큰 변화는 보이지 않았으나, 평균편차의 만족도를 높이고 싶다면 d인자의 수준을 집중 관리하여 1수준으로 설정했을 때, 평균편차가 적은 고른 품질의 제품을 생산할 수 있음을 알게 되었다.

다구치의 파라미터 설계는 이제 제조공정의 영역을 넘어 생명공학분야, 서비스, 사무 간접분야 등의 영역까지 확대되고 있다. 또한, 국내의 대기업

에서는 다구치 기법을 통해 연구 결과를 제출하지 않으면 인정을 못 받을 정도로 국내 기업에서 다구치 기법의 활용도 크다. 그래서 더욱 다구치의 파라미터 설계의 문제점에 관한 연구가 필요하다고 생각한다. 또한 이러한 연구를 통해 문제점을 개선·보완한 다구치의 기법을 국내 기업의 품질관리에 적용한다면 한국의 기업도 지금보다 더 세계적인 기업으로 성장하는데 크게 뒷받침 할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

[1] 이우선 (2003), 현장실무자를 위한 다구치 품질공학 해설, 우용 출판사

[2] 백운붕 (1997), 품질을 좋게 하는 방법, 자유아카데미

[3] 박성현 (1995), 현대 실험계획법, 민영사

[4] 한호택, 장진영 (2005), 하루 만에 배우는 6시그마, (주)에이지21

[5] 이상복 (2001), MINITAB을 이용한 다구치 기법 활용, 이레테크

[6] R.H. Myers and D.C. Montgomery (1995), Response Surface Methodology, Wiley

[7] D.M. Byrne and S. Taguchi (1987), Taguchi Approach to Parameter Design, Quality Progress

[8] 이우선, 이종협, 임성수 (1997), '다구치 파라미터 설계에 대한 반응표면 접근방법을 이용한 다반응 최적화', 품질경영, 제 2권, PP183~185

[9] 이우선, 김영주 (1997), 'Desirability 함수 기법에 의한 다중 반응표면의 최적화 연구', 응용통계, 제 12권, PP81~105

ABSTRACT

The alternatives of SN-ratio in the Taguchi's Parameter Design for 6-Sigma quality improvement

Hyun-Kyoung Kim
Dept. of Statistics
Graduate School
Sungshin Women's University

Taguchi's parameter design is a method which determines proper choice of levels of controllable factors based on SN-ratio and Mean in a process for manufacturing of a product. The principle of choice of levels focuses to great extend on variability around a desired target for the process response. Taguchi suggested SN-ratio as a summary statistic for measuring variability. The purpose of the SN-ratio in Taguchi's approach is to provide an easy-to-use performance criteria that measures the variability of response in the product process.

Regarding the SN-ratio, many authors pointed out that the use of SN-ratio does not guarantee to secure valuable information about the variability. So, they recommended that the use of separate models for the process mean and variance would be a way of achieving better understanding of the process itself. This paper suggests two types of summary statistics. One is the Mean Absolute Deviation which will be used as a summary statistic for measuring variability rather than using SN-ratio. The other one is the Mean which measures how much the product close to the target value. And this paper also suggests that these two summary statistics are to be compromised by using desirability function.

감사의 글

즐거웠던 대학원 생활에서 가장 기억에 남는 일은 이우선 선생님을 지도교수님으로 논문을 완성한 일이였습니다. 논문을 쓰면서 통계지식에 대한 부족한 능력과 자신의 생각을 정리하고 글로 표현하는 부분의 한계를 많이 느꼈습니다. 이런 부족한 부분을 연습하고 단련시키기 위해 자세하고 꼼꼼히 손수 가르쳐 주시며, 아버지처럼 신경써주시고 걱정해주신 이우선 교수님께 진심으로 감사드립니다. 그리고 따뜻하고 진심어린 말씀으로 격려하고 위로해주신 이해용 교수님, 송일성 교수님과 늦은시간에 학교에 남아 있을 때 저녁을 사주시며 인생 공부도 가르쳐주신 이종협 교수님께도 진심으로 감사드립니다.

6년간 같이 학교에서 생활하면서 힘들어 할 때마다 언니처럼 챙겨주고 걱정해준 향선이와 시간을 내서 학교로 격려해주러 온 승연이, 사무실에서 논문으로 힘들어하는 언니들을 보면서 열심히 도와주고 챙겨준 영은이, 컴퓨터에 대한 박식한 지식으로 도움을 준 민정언니에게도 진심으로 감사드립니다. 그리고 기도로 후원해 주신 유덕식 목사님과 힘들어 하는 나에게 용기를 준 나영이와 소영이, 그 외 많은 영진청년들에게도 고마움을 전합니다.

힘들었던 논문을 이렇게 마무리 할 수 있었던 힘은 저를 아는 모든 분들의 격려와 위로, 그리고 아침마다 딸의 도시락을 싸주시며 고생하신 어머니와 논문통과를 누구보다 즐거워하시며 기뻐하신 아버지, 동생의 가슴어린 걱정과 기도였음을 느낍니다. 이 글을 통해 논문을 위해 애쓰며 수고하고 기도해주신 분들께 표현하지 못했던 감사의 마음을 전합니다.

2005년 12월

부록. SAS 프로그램

1. 다구치 파라미터 기본설계

```
data tagu9; input run a b c d y1-y8 ;
cards;
1 1 1 1 1 15.6  9.5 16.9 19.9 19.6 19.6 20.0 19.1
2 1 2 2 2 15.0 16.2 19.4 19.2 19.7 19.8 24.2 21.9
3 1 3 3 3 16.3 16.7 19.1 15.6 22.6 18.2 23.3 20.4
4 2 1 2 3 18.3 17.4 18.9 18.6 21.0 18.9 23.2 24.7
5 2 2 3 1 18.7 17.6 18.4 21.1 20.6 21.4 20.5 21.3
6 2 3 1 2 10  27  27  27  27  27  27  27
7 3 1 3 2 11  15  19  24  31  39  48  60
8 3 2 1 3 21  13  16  19  30  39  21  48
9 3 3 2 1 20  20  20  20  20  20  20  20
;
data tagu72; set tagu9;
   Y=Y1; output; Y=Y2; output; Y=Y3; output; Y=Y4; output;
   Y=Y5; output; Y=Y6; output; Y=Y7; output; Y=Y8; output;
data tagu72; set tagu72; YSQ=Y*Y; invysq=1/ysq;

proc sort data=tagu72; by a b c d; run;
proc means data=tagu72;
     by a b c d;
     var y ysq invysq;
     output out=summary mean=mean sqmean invsmean std=sd sqsd
invssd;
run;
data summary; set summary;
    snt=  10*log10((mean*mean)/(sd*sd));
    snl=-10*log10(invsmean);
    sns=-10*log10(sqmean);

data summary; merge tagu9 summary;
 title 'Response, Mean, and Signal-to-Noise Ratio';
proc print data=summary noobs;
   var run a b c d y1-y8 mean snl;
run;

proc glm data=summary;
```

```
   class a b c d;
       model mean snl=a b c d;
       lsmeans a b c d/out=lsm;
run;

data lsmean; set lsm;
   if _name_='mean';
       label lsmean='Mean of Means';

title 'Mean of Means at Each Level of Each Factor';
proc print data=lsmean label  noobs;
 var a b c d lsmean;
run;

proc plot data=lsmean hpercent=50 vpercent=50;
   plot lsmean*(a b c d)='*'; run;

data lsmsnl; set lsm;
   if _name_='snl';
       label lsmean='Mean of SNLs';

title 'Mean of SNLs at Each Level of Each Factor';
proc print data=LSMSNL  label  noobs;
 var a b c d lsmean;
run;

proc plot data=lsmSNL hpercent=50 vpercent=50;
     plot lsmean*(a b c d)='*'; run;
```

2. 종합만족함수를 이용한 평균편차와 평균의 최적화

```
data tagu9_1; input run a b c d y1-y8 mean md;
cards;
1 1 1 1 1 15.6  9.5 16.9 19.9 19.6 19.6 20.0 19.1 17.5 2.65
2 1 2 2 2 15.0 16.2 19.4 19.2 19.7 19.8 24.2 21.9 19.4 1.98
3 1 3 3 3 16.3 16.7 19.1 15.6 22.6 18.2 23.3 20.4 19.0 2.33
4 2 1 2 3 18.3 17.4 18.9 18.6 21.0 18.9 23.2 24.7 20.1 1.28
5 2 2 3 1 18.7 17.6 18.4 21.1 20.6 21.4 20.5 21.3 20.0 3.70
6 2 3 1 2 10  27  27  27  27  27  27  27  24.9   3.7
7 3 1 3 2 11  15  19  24  31  39  48  60  30.9  13.63
8 3 2 1 3 21  13  16  19  30  39  21  48  25.9   9.85
9 3 3 2 1 20  20  20  20  20  20  20  20  20    0.00
;
run;
proc print data=tagu9_1; run;
proc glm data=tagu9_1;
   class a b c d;
       model mean md=a b c d;
       lsmeans a b c d/out=lsm;
run;

/*각 설계에 대한 수준별 평균계산과 그림(평균)*/
data lsmean; set lsm;
   if _name_='mean';
       label lsmean='Mean of Means';

title 'Mean of Means at Each Level of Each Factor';
proc print data=lsmean label  noobs;
 var a b c d lsmean;
run;
proc plot data=lsmean hpercent=50 vpercent=50;
   plot lsmean*(a b c d)='*'; run;

/*각 설계에 대한 수준별 평균계산과 그림(평균편차)*/
data lsmmd; set lsm;
   if _name_='md';
       label lsmean='Mean of MS';

title 'Mean of MD at Each Level of Each Factor';
```

```
proc print data=lsmmd label  noobs;
 var a b c d lsmean;
run;

proc plot data=lsmmd hpercent=50 vpercent=50;
     plot lsmean*(a b c d)='*'; run;

/*만족함수 만들기*/
data df_1; set tagu9_1;
s=1; t=1;
 /*s=1; t=3;
 s=1; t=5;*/

if md<2 then d1=1;
else if 2<=md<=7 then d1=((md-7)/(2-7))**t;
else if md>7 then d1=0;

if mean>22 then d2=1;
else if 19=<mean=<22 then d2=((mean-19)/(22-19))**s;
else if mean<19 then d2=0 ;

DF=(d1*d2)**(1/2); output; run;
data df_2; merge tagu9_1 df_1;
proc print data=df_2;run;
proc glm data=df_2;
   class a b c d;
       model df=a b c d;
       lsmeans a b c d/out=lsm;
run;

/*각 설계에 대한 수준별 평균계산과 그림(D)*/
data lsmdf; set lsm;
   if _name_='DF';
       label lsmean='Mean of DF';

title 'Mean of DF at Each Level of Each Factor';
proc print data=lsmdf label  noobs;
 var a b c d lsmean;
run;

proc plot data=lsmdf hpercent=50 vpercent=50;
     plot lsmean*(a b c d)='*'; run;
```