퍼지 데이터를 이용한 불량률(p) 관리도의 설계

김계완† · 서현수 · 윤덕균
한양대학교 산업공학과

A Design of Control Chart for Fraction Nonconforming Using Fuzzy Data

Kye-Wan Kim† · Hyun-Soo Seo · Deok-Kyun Yun
Dept. of Industrial Engineering, HanYang University

Key Words : Fuzzy Set, Membership Function, Control Charts, Statistical Process Control

Abstract

Using the p chart is not adequate in case that there are lots of data and it is difficult to divide into products conforming or nonconforming because of obscurity of binary classification. So we need to design a new control chart which represents obscure situation efficiently.

This study deals with the method to performing arithmetic operation representing fuzzy data into fuzzy set by applying fuzzy set theory and designs a new control chart taking account of a concept of classification on the term set and membership function associated with term set.

1. 서 론

1.1 연구 배경 및 목적

통계적 공정관리의 목적은 공정으로부터 표본을 취하여 검사하고 그 결과를 통계적으로 분석함으로써 공정의 관리상태를 점검하고 이를 바탕으로 공정을 개선할 수 있는 기초를 마련하고자 하는 것이다. Shewhart가 제안한 관리도법이나 공정능력분석, 샘플링 검사법 등은 통계적 공정관리에서 사용되는 대표적인 기법들이다. 그 중 관리도는 생산 공정에서 생산되는 제품의 품질특성 변화(shift)를 감지하고 관리하기 위하여 합리적으로 정한 관리 한계선(control limit)이 있는 그래프를 말하며 이것을 사용하는 방법을 관리도법이라 한다. 관리도를 작성하는 목적은 공정으로부터 얻어지는 자료를 해석하여 필요한 정보를 수집하고 이들 정보에 의해 공정의 산포를 효율적으로 관리해 나가는 데 있다.

† 교신저자 kw0614@ihanyang.ac.kr

품질특성치가 계량치가 아닌 계수치로 표현되어질 때 속성에 의한 관리도가 이용되며 품질특성치가 불량률로 표현되는 경우에는 p 관리도, 결점수로 나타내어지는 경우에는 c 관리도가 사용된다. 이 중 p 관리도를 사용하는데 있어서 양품/불량품으로 나누는 이분적인 구분방법은 품질이 급격하게 변화하지 않는 경우나 양품과 불량품 사이에 판정하기 애매한 형태가 많은 경우에는 적합하지 못하다. 특히 검사자가 품질을 양품과 불량품의 두 가지로 나누기 힘든 경우에는 이러한 이분적인 구분을 보완하기 위해 몇 가지 수준의 형태로 나타내는 것이 필요하며 이러한 수준은 언어적인 형태로 표현될 수 있다.

본 논문에서는 Zadeh(1965)에 의해 도입된 퍼지 집합 이론의 기본 개념을 살펴보고 p 관리도가 적합하지 않은 상황에 대하여 퍼지 데이터를 사용하여 보다 합리적인 관리도를 설계하였다.

1.2 기존 연구 고찰

속성에 의한 관리도인 p 관리도의 이분적인 구분을 위해 불량이 정도에 따라 결점이라 불리는 가중치를 부과하는 방법이 있다. 이러한 방법 중에서 가장 일반적으로 사용되는 것은 Bell 연구소(Hoadley, 1981)에서 도입된 형태라 할 수 있다. 각 수준마다 다른 결점수가 부과되고 전체 결점수는 c 관리도에 의해 관리된다. 그러나 이러한 접근 방식은 각 결점이나 불량에 대하여 몇 개의 상호배반적인 수준으로 엄격히 나눌 수 있어야만 하는데 주관적인 형태로 평가되는 특성치를 다룰 때에는 판단하기 애매한 부분이 존재하게 된다. 또한 검사자는 엄격히 구분되는 몇 개의 상호배반적인 수준 중에서 선택하는 것보다 언어적 형태로 표현하는 것이 쉽고 편안한 기분을 느낄 수 있게 되어 작업능률도 향상된다.

Williams & Zigli(1987)는 특히 서비스 산업에서 인간 판단의 부정확성을 인식하고 이것을 보완할 수 있는 품질보증기법을 역설하였다. 언어변수(Linguistic Variable)의 본래의 특성인 애매성과 모호성은 Zadeh(1965)에 의해 도입된 퍼지 집합 이론에 의해 수리적인 계산이 가능하게 되었다. Wang & Raz(1990)는 언어 변수에 대한 퍼지 집합을 Scalar로 바꿀 수 있는 방법을 창안하였다. Wang & Raz(1990)는 관리도의 중심선과 관리한계선을 계산하는 방법을 제시하였다. 그러나 Term Set이나 소속 함수에 대한 고찰이 없어 퍼지 데이터를 이용한 관리도는 구축되지 않은 실정이다. 따라서 본 논문에서는 제품에 대한 검사에서 양품과 불량품의 판단이 애매한 경우에 대하여 퍼지 집합 이론을 이용하여 Term Set과 소속 함수를 정의하여 퍼지 데이터를 이용한 관리도를 설계한다.

2. p 관리도

관리도는 크게 계량치의 관리도로서 대표적인 평균과 범위 관리도인 $\overline{X}-R$관리도와 계수치의 관리도로서 불량률을 다루는 p 관리도와 결점수의 관리도인 c 관리도가 있다. 이 중에서 불량률을 다루는 p 관리도에 대해서 살펴보면 다음과 같다.

p 관리도에서는 치수를 벗어난 것, 어떤 성분의 함유량이 부족한 것, 기타 품질상

중요시되는 속성을 갖는 제품에 대하여 양품과 불량품을 식별하여 불량품에 대한 불량률을 조사해서 관리한다. 샘플의 크기가 일정하지 않을 때는 p 관리도를 사용하고 샘플의 크기가 일정할 때에는 pn 관리도를 사용하는 것이 편리하다. 그리고 p 관리도는 측정이 불가능하여 계수치로 밖에 나타낼 수 없는 품질특성이나 측정이 가능하더라도 합격여부 판정만이 목적인 경우에 적용된다.

2.1 관리한계선의 이론적 근거

공정 불량률 p가 일정하게 유지되는 연속적인 생산공정(무한 모집단으로 간주)에서 n개의 샘플을 추출할 때, 샘플에 불량품이 x개 포함될 확률은 이항분포로부터 식 (1)과 같이 주어진다.

$$p(x) = \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x} \tag{1}$$

이항분포의 평균값과 분산은 X를 불량품의 개수를 나타내는 확률변수라 할 때, 평균 $E(X) = np$, 분산 $V(X) = np(1-p)$가 되고 샘플의 불량률 X/n의 평균과 분산은 다음과 같다.

$$E(X/n) = p$$
$$V(X/n) = p(1-p)/n$$

따라서 공정불량률 p를 알고 있을 때, p 관리도의 중심선과 관리한계선은 3σ를 기준으로 할 경우 식 (2)와 같다.

$$\begin{aligned} CL &= p \\ UCL &= p + 3\sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} \\ LCL &= p - 3\sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} \end{aligned} \tag{2}$$

그러나 실제로 공정불량률 p를 모르고 있으므로 식 (3)과 같이 p의 추정값 $\bar{p}$를 사용하게 된다.

$$\bar{p} = \frac{\text{검사에서발견된불량품의갯수}}{\text{총검사개수}} \tag{3}$$

이 $\bar{p}$를 식 (2)에 대입시키면 실제로 p관리도에서 사용되는 중심선과 관리한계선을 식 (4)와 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} CL &= \bar{p} \\ UCL &= \bar{p} + 3\sqrt{\frac{\bar{p}(1-\bar{p})}{n}} \\ LCL &= \bar{p} - 3\sqrt{\frac{\bar{p}(1-\bar{p})}{n}} \end{aligned} \tag{4}$$

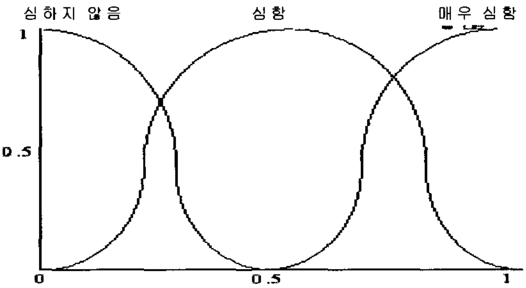
3. 퍼지 집합 이론

3.1 언어 변수와 퍼지 집합

언어 변수는 변수의 값을 수치로 가지는 것이 아니라 단어나 말의 형태를 가진다는 점에서 일반적인 수치 변수(Numerical Variable)와 다르다. 퍼지 집합 이론에서는 언어 변수 L은 L이 취할 수 있는 모든 가능한 값들의 집합인 Term Set $T(L)$로 묘사될 수 있다. $T(L)$내의 각 Term L_i는 소속 함수 $\mu_i(X)$로 표시될 수 있으며 하나의 퍼지 집합 F_i와 결합된다. 여기서 소속 함

수란 x가 퍼지 집합에 속하는 정도를 나타내는 함수이며, 변수 X는 언어 변수 L이 가질 수 있는 모든 가능한 값들의 집합을 나타내며 기본 변수라 불린다. 기본 변수는 보통 영역 $[0,1]$로 정규화된다.

[그림 1]에서는 표면의 흠의 식별을 표현하기 위해 사용된 언어 변수의 예로서 3가지 가능한 퍼지 집합을 보여준다.



[그림 1] 언어 변수와 퍼지 집합의 예

여기에서 $x=0.1$인 경우, 흠집은 심하지 않음, 심함이란 값들을 가지는 퍼지 집합들 모두에 속하게 된다. 따라서 구분이 애매성을 허용한다. 또 심하지 않음이란 퍼지 집합은 0에서 0.5사이의 값을 포함함으로써 애매함을 표현하는 것이 허용된다.

3.2 불확실성과 임의성

퍼지 집합 이론은 확률이론과는 달리 불확실성을 다룬다. 확률이론이 사건들을 여러 번 관측함으로써 확률적인 사건에 대한 지식을 개발하고 확률의 형태로 표현되는 것과 달리 퍼지 집합 이론은 반복된 관측이 가능하지 않거나 자주 유일한 사건이 발생하는 경우를 표현하는 것을 목적으로 한다.

그리고 확률과 소속 함수 사이의 차이점을 [표 1]과 같은 예로서 살펴본다면 양품이 x개의 흠집까지 가질 수 있는 경우 ($x=\{0,1,2,\ldots\}$) x에 대한 소속 함수 $\mu(X)$는 x개의 흠집을 가지는 제품이 양품이란 집합에 속하는 정도를 나타내는 것으로 해석할 수 있으며 확률밀도함수 $f(x)$는 x개의 흠집을 가지는 상품을 관측할 확률을 의미한다. 또한 $\mu(X)$의 값은 전문가의 주관적인 판단에 의해서 얻어지며 $f(x)$의 값은 샘플의 관측에서 얻어진다.

[표 1] 확률밀도함수와 소속 함수의 비교

	0	1	2	3	4	5	6	7
$\mu(X)$	1.0	0.9	0.8	0.5	0.2	0.0	0.0	0.0
$f(x)$	0.1	0.1	0.2	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1

[표 1]에서 살펴볼 수 있듯이 2개의 흠집을 가진 제품이 좋음이란 언어 변수값을 가질 퍼지 집합의 소속 함수 값은 0.8인데 그 확률은 0.2로 서로 같지 않다. 일반적으로 높은 소속 함수 값이 높은 확률을 의미하는 것이 아니며, 낮은 확률값이 낮은 소속 함수 값을 의미하는 것이 아니다. 또한 확률은 모든 경우의 수를 더하면 1이지만 소속함수는 이런 제약이 없다.(Zadeh, 1980) 본질적으로 퍼지 집합 이론은 부정확하고 불확실한 자원을 다루는 개념과 기법을 위해 개발되었다.

4. 퍼지 집합 이론의 관리도 적용

4.1 Fuzzy Median 변환

관리도를 설계하기 위해서는 중심선과 관리한계선을 결정해야 한다. 이는 생산 공정으로부터 얻어진 샘플 데이터를 기본으로 하여 언어 데이터가 사용되어질 때 제품내의 언어 데이터에 관한 퍼지 집합들을 Scalar인 대표값으로 바꾸어야 한다. 이러한 변환 방법은 몇 가지가 있는데 보통 통계학에서 사용되는 원리와 비슷하나 정확한 이론적인 근거가 있는 것은 아니다.(Wang, 1986)

이러한 변환 방법들 중에서 Fuzzy Median에 대해서 살펴보면 이는 다음의 식 (5)를 만족하는 것으로 소속 함수의 영역을 두 개의 같은 영역으로 나누는 점이다.

$$\int_{a}^{f_{med}} \mu_F(x)dx = \int_{f_{med}}^{b} \mu_F(x)dx$$

$$= \frac{1}{2}\int_{a}^{b} \mu_F(x)dx \qquad (5)$$

여기서, a와 b는 퍼지 집합 F_i내의 기본 변수 X의 양끝 점이며, $a < b$를 만족한다.

4.2 샘플의 표현

샘플은 여러 개의 관측치로 구성될 수 있다. 이때 관측치는 언어 변수값으로 구분되어 소속 함수와 연관되어진다. 이들 각 관측치는 $\overline{X}$ 관리도의 평균이나 p 관리도의 불량률처럼 하나의 대표값을 갖기 위해 결합될 필요가 있다. 각각의 관측값을 언어 변수값에 대한 대표값으로 바꾼 다음 결합하거나 결합된 후 대표값으로 바꿀 수 있다. 이중에서 계산이 용이한 경우인 대표값으로 바꾼 후의 샘플 평균을 구하는 방법은 다음과 같다.(Wang, 1990)

r_i를 기존 연구(Wang, 1986)에 의해 구해진 퍼지 집합 F_i의 대표값이라 하고 k를 검사자에 의해 부과된 데이터의 수라 하면 식 (6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$k_1 + k_2 + \cdots + k_t = n \qquad (6)$$

(t개의 언어 변수값이 있을 때)

샘플 평균 M은 r_i의 값들의 평균으로 계산되어 식 (7)과 같이 될 수 있다.

$$M = \frac{r_1k_1 + r_2k_2 + \cdots + r_tk_t}{n} \qquad (7)$$

4.3 중심선과 관리한계선

중심선은 샘플 평균의 총평균이며, 샘플의 크기가 n인 m개의 샘플에 대하여 식 (8)과 같이 표현할 수 있다.

$$CL = \frac{\sum_{j=1}^{m} M_j}{m} \qquad (8)$$

여기서, M_j는 j번째 샘플의 샘플평균

다음으로 관리한계선의 위치를 결정하는 방법에 대하여 설명하면 전통적인 관리도의 경우 관리한계선은 표준편차의 곱의 형태로 결정되어지는데 언어 변수를 처리하기 위해서는 샘플의 표준편차에 대한 추정량이 필요하다. 샘플의 크기가 n인 m개의 샘플에 대하여 j번째 샘플의 대표값에 대한 표준편차는 식 (9)와 같이 표현할 수 있다.

t : Term Set의 수

r_i : Linguistic Term L_i의 퍼지 집합의 대표값

$$SD_j = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{t} k_{ij}(r_i - M_j)^2} \qquad (9)$$

이고, m개의 샘플의 표준편차의 평균을 MSD라고 하면, 식 (10)과 같다.

$$MSD = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} SD_j \tag{10}$$

만약, 샘플의 크기 n이 크다면($n > 25$) 관리한계선을 결정하기 위하여 기존 $\overline{X}$관리도의 표준 공식을 이용할 수 있을 것이다. 그런데 관리도 상의 점들은 대표값으로 구해진 샘플들의 평균이므로 그것들은 영역 $[0, 1]$사이에 놓여지게 된다. 따라서 관리한계선은 식 (11) ~ 식 (14)와 같이 표현할 수 있다.

$$LCL = Max\{0,\ (CL - A_3 MSD)\} \tag{11}$$

$$UCL = Min\{1,\ (CL - A_3 MSD)\} \tag{12}$$

$$A_3 = \frac{3}{C_4\sqrt{n}} \tag{13}$$

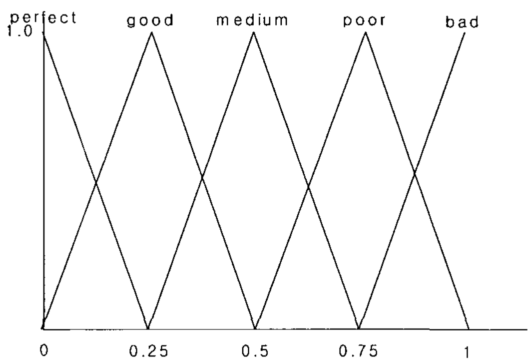
$$C_4 = \sqrt{\frac{2}{n-1}\frac{(\frac{n-2}{2})!}{(\frac{n-3}{2})!}} \tag{14}$$

계수 A_3와 C_4에 대한 내용은 Duncan(1985)을 참고하기 바란다.

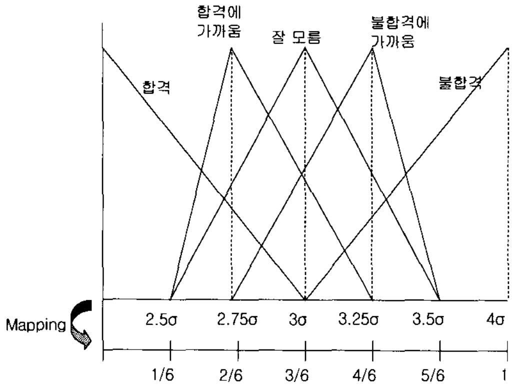
5. 퍼지 데이터를 이용한 불량률 관리도의 설계

기존의 연구에서는 Term Set에 관한 정의 방법이나 소속 함수에 대한 정의가 되어 있지 않아서 실제적인 퍼지 데이터를 이용한 관리도의 설계를 하지 못했다. 따라서 Term Set과 소속 함수에 관한 정의를 살펴보고 관리도를 설계하고자 한다.

일반적인 형태로서 Term Set을 {Perfect, Good, Median, Poor, Bad}로 표현하고 그 소속 함수를 고려하게 된다면 [그림 2]와 같이 된다. 그러나 이러한 형태의 Term Set은 실질적으로 검사를 수행하는 작업자들에게 이런 구분의 필요성을 충족시켜주지 못한다. 즉, 검사자에게 필요한 상황은 제품이 양품인지 불량품인지를 판단할 필요성만을 느낀다는 것이다. 그리고 샘플 평균을 계산할 때 각 퍼지 집합에 대해 할당하고자 하는 k_i의 값을 찾기 어려우며 너무나 주관적인 형태로 나타나게 된다. 따라서 퍼지 데이터로 관리도를 구축하기 위한 Term Set의 형태를 {합격, 합격에 가까움, 잘 모름, 불합격에 가까움, 불합격}의 형태로 고려해 보고자 한다. 위와 같은 Term Set 은 검사자에게 실질적인 구분의 필요성을 준다. 또한 샘플 평균의 계산에 필요한 k_i의 값을 할당하기 용이하다. 그리고 이에 따른 소속 함수를 양품과 불량품을 구분하고자 하는 의미로서 그림으로 표현하면 [그림 3]과 같다.



[그림 2] 일반적인 형태의 Term Set과 소속 함수



[그림 3] 양품과 불량품을 구분하기 위한 Term Set과 소속 함수

위의 소속 함수는 '잘 모름'이라는 Term에 대한 기준은 제품의 양품과 불량품의 기준점으로서 3σ의 수준을 잡은 것이며 합격과 불합격에 대한 제1종 과오와 제2종 과오는 없는 것으로 가정한다. 그리고 '합격에 가까움'과 '불합격에 가까움'이라는 Term에 대해서는 검사자의 오랜 주관적인 경험을 포함시키기 위해 필요한 것이다. 이런 상황을 기본 변수 X의 영역 [0, 1]로 단순 대응시킨 것이다. 각 Term Set에 대한 소속 함수를 살펴보면 식 (15) ~ 식 (19)와 같다.

$$k_{\text{합격}}(x) = \begin{cases} 1-2x & 0 \le x \le 1/2 \\ 0 & x \ge 1/2 \end{cases} \tag{15}$$

$$k_{\text{합격에 가까움}}(x) = \begin{cases} 0 & x \le 1/6,\ x \ge 2/3 \\ 6x-1 & 1/6 \le x \le 1/3 \\ 2-3x & 1/3 \le x \le 2/3 \end{cases} \tag{16}$$

$$k_{\text{잘모름}}(x) = \begin{cases} 0 & x \le 1/6,\ x \ge 5/6 \\ 3x-1/2 & 1/6 \le x \le 1/2 \\ 5/2-3x & 1/2 \le x \le 5/6 \end{cases} \tag{17}$$

$$k_{\text{불합격에 가까움}}(x) = \begin{cases} 0 & x \le 1/3,\ x \ge 5/6 \\ 3x-1 & 1/3 \le x \le 2/3 \\ 5-6x & 2/3 \le x \le 5/6 \end{cases} \tag{18}$$

$$k_{\text{불합격}}(x) = \begin{cases} 0 & x \le 1/2 \\ 2x-1 & 1/2 \le x \le 1 \end{cases} \tag{19}$$

퍼지 데이터를 이용한 관리도 설계는 이상과 같이 먼저 Term Set과 소속 함수를 정의하고 그 값을 대표값으로 바꾼다. 그리고 샘플의 평균을 통해 중심선을 계산하고 표준편차에 대한 추정량을 사용하여 관리한계선을 계산한다.

6. 수치 예제 및 분석

본 장에서는 Marcucci(1985)에서 사용한 수치 예제를 확장하여 퍼지 데이터를 이용한 관리도를 설계하고 기존의 p 관리도와의 비교를 수행한다.

6.1 수치 예제

벽돌 생산 공정에서 완성된 벽돌의 품질을 관리하는 상황으로 전체 샘플의 수는 16개이며 각각의 데이터 값은 [표 2]와 같다.

[표 2] 벽돌 생산 공정의 검사 데이터

샘플번호	벽돌구분			샘플크기
	합격	애매함	불합격	
1	234	16	4	254
2	194	10	3	207
3	218	20	5	243
4	188	10	3	201
5	199	30	3	232
6	128	8	2	138
7	199	14	5	218
8	141	10	4	155
9	200	14	7	221
10	150	48	8	206
11	211	24	10	245
12	192	24	5	221
13	188	16	8	212
14	215	20	10	245
15	218	14	5	237
16	139	4	5	148

본 논문에서 제시한 방법과 같이 Term Set과 소속 함수를 정의한 다음 각각에 대

한 대표값을 계산하면 다음과 같다.

$r_{합격} = 0.146$, $r_{합격에가까움} = 0.378$

$r_{잘모름} = 0.5$, $r_{불합격에가까움} = 0.622$

$r_{불합격} = 0.854$

각 대표값에 할당되는 데이터의 수를 미지의 상황에 대하여 다음과 같이 구분하여 M_j를 계산하면 [표 3] ~ [표 5]와 같다.

CASE Ⅰ : 합격에 가까움 90%, 잘 모름 5%, 불합격에 가까움 5%

CASE Ⅱ : 합격에 가까움 20%, 잘 모름 60%, 불합격에 가까움 20%

CASE Ⅲ : 합격에 가까움 5%, 잘 모름 5%, 불합격에 가까움 90%

CASE Ⅰ

[표 3] CASE Ⅰ에 대한 각 샘플 평균 값

번호	M_j값	번호	M_j값
M_1	0.173205	M_9	0.184226
M_2	0.168058	M_{10}	0.201699
M_3	0.181169	M_{11}	0.199616
M_4	0.169323	M_{12}	0.189973
M_5	0.187259	M_{13}	0.191953
M_6	0.171478	M_{14}	0.195331
M_7	0.177697	M_{15}	0.179376
M_8	0.180813	M_{16}	0.176189

CASE Ⅱ

[표 4] CASE Ⅱ에 대한 각 샘플 평균 값

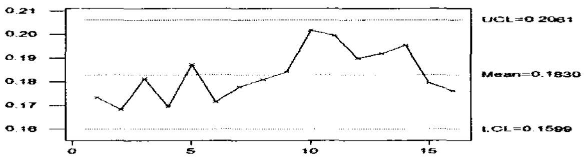
번호	M_j값	번호	M_j값
M_1	0.186041	M_9	0.190851
M_2	0.173362	M_{10}	0.255981
M_3	0.189704	M_{11}	0.209576
M_4	0.174179	M_{12}	0.200462
M_5	0.200931	M_{13}	0.199434
M_6	0.177667	M_{14}	0.203796
M_7	0.184972	M_{15}	0.181848
M_8	0.187110	M_{16}	0.179486

CASE Ⅲ

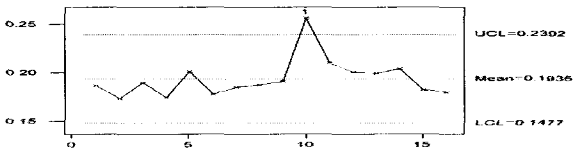
[표 5] CASE Ⅲ에 대한 각 샘플 평균 값

번호	M_j값	번호	M_j값
M_1	0.185693	M_9	0.198027
M_2	0.178667	M_{10}	0.279670
M_3	0.198239	M_{11}	0.219037
M_4	0.179642	M_{12}	0.211502
M_5	0.214078	M_{13}	0.206915
M_6	0.182971	M_{14}	0.212261
M_7	0.191688	M_{15}	0.192759
M_8	0.194194	M_{16}	0.182784

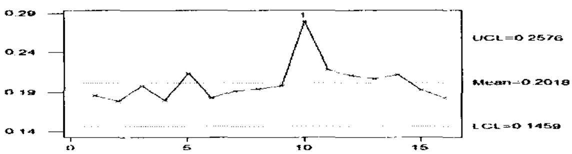
그리고 각각에 대한 중심선과 관리상한선은 [표 6]과 같으며 각각에 대하여 관리도를 그려보면 [그림 4] ~ [그림 6]과 같다.



[그림 4] Fuzzy Data를 이용한 CASE Ⅰ의 관리도



[그림 5] Fuzzy Data를 이용한 CASE Ⅱ의 관리도



[그림 6] Fuzzy Data를 이용한 CASE Ⅲ의 관리도

[표 6] 각 CASE에 대한 중심선과 관리상한선

CASE 번호	중심선	MSD	관리상한선
Ⅰ	0.182960	0.011647	0.2061
Ⅱ	0.193462	0.014235	0.2392
Ⅲ	0.201758	0.016695	0.2576

6.2 비교 분석

[표 2]의 데이터를 사용하여 p 관리도를 이용한 경우 애매한 데이터를 크게 다음의 세 가지 경우로 처리할 수 있다.

CASE Ⅰ : 모두 양품

CASE Ⅱ : 50% 불량품, 50% 양품

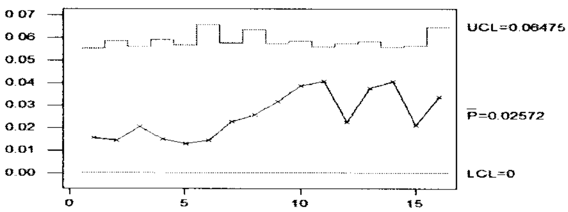
CASE Ⅲ : 모두 불량품

각각의 경우에 대한 데이터의 값과 불량률은 [표 7] ~ [표 9]와 같고 이에 대한 p 관리도는 [그림 7] ~ [그림 9]와 같다.

CASE Ⅰ

[표 7] CASE Ⅰ에 대한 실험 데이터

샘플번호	양품개수	불량품개수	샘플크기	불량률
1	250	4	254	0.0157
2	204	3	207	0.0145
3	238	5	243	0.0206
4	198	3	201	0.0149
5	229	3	232	0.0129
6	136	2	138	0.0145
7	213	5	218	0.0229
8	151	4	155	0.0258
9	214	7	221	0.0317
10	198	8	206	0.0338
11	235	10	245	0.0408
12	216	5	221	0.0226
13	204	8	212	0.0377
14	235	10	245	0.0410
15	232	5	237	0.0210
16	143	5	148	0.0210
합계	3296	87	3383	$\bar{p}$=0.0257

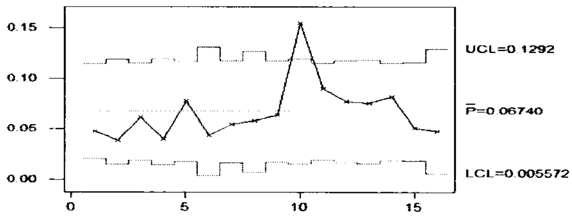


[그림 7] CASE Ⅰ에 대한 p-관리도

CASE Ⅱ

[표 8] CASE Ⅱ에 대한 실험 데이터

샘플번호	양품개수	불량품개수	샘플크기	불량률
1	242	12	254	0.04724
2	199	8	207	0.03865
3	228	15	243	0.06173
4	193	8	201	0.03980
5	214	18	232	0.07759
6	132	6	138	0.04348
7	206	12	218	0.05505
8	146	9	155	0.05806
9	20	14	221	0.06335
10	174	32	206	0.15534
11	223	22	245	0.0898
12	204	17	221	0.06335
13	196	16	212	0.07547
14	225	20	245	0.08163
15	225	12	237	0.05063
16	141	7	148	0.0473
합계	3155	228	3383	$\bar{p}$=0.0674

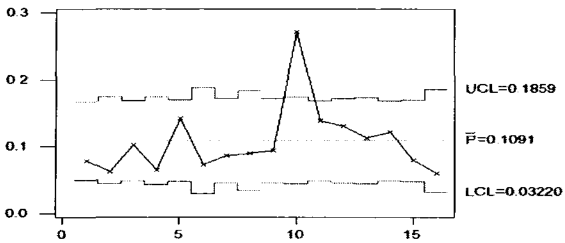


[그림 8] CASE Ⅱ에 대한 p-관리도

CASE Ⅲ

[표 9] CASE Ⅲ에 대한 실험 데이터

샘플번호	양품개수	불량품개수	샘플크기	불량률
1	234	20	254	0.07874
2	194	13	207	0.06280
3	218	25	243	0.10288
4	188	13	201	0.06468
5	199	33	232	0.14224
6	128	10	138	0.07246
7	199	19	218	0.08716
8	141	14	155	0.09032
9	200	21	221	0.08502
10	150	56	206	0.27184
11	211	34	245	0.13877
12	192	29	221	0.13122
13	188	24	212	0.11320
14	215	30	245	0.12245
15	218	19	237	0.08017
16	139	9	148	0.06081
합계	3014	369	3383	$\bar{p}$=0.10917



[그림 9] CASE Ⅲ에 대한 p-관리도

[그림 7] ~ [그림 9]를 [그림 4] ~ [그림 6]과 비교해 보면 본 논문에서 제안한 관리도는 p관리도와 유사한 정도의 검출력을 가지고 있으면서도 애매한 상황을 언어적 데이터로 표현하여 검사자의 주관을 표현할 수 있으므로 검사자의 오랜 경험을 포함시킬 수 있다는 장점이 있다.

7. 결 론

계수치의 관리도 중에서 불량률을 다루는 p 관리도에서 양품과 불량품으로 나누기 힘든 샘플의 개수가 많은 경우에도 불량률이라는 특성상 p 관리도를 사용한다. 그러나 이러한 이분적인 구분방법은 제1종 과오와 제2종 과오가 증가하는 위험을 내포하고 있다. 이러한 상황에서 퍼지 데이터를 퍼지 집합으로 표현하여 수리적으로 해결함으로써 언어의 본질적 특성인 모호성을 표현할 수 있고 검사자의 능력을 나타낼 수 있다.

본 논문에서는 퍼지 집합 이론을 이용한 관리도를 설계하는데 있어서 실제 관리도 설계에 필요한 Term Set에 대한 정의와 그에 필요한 합리적인 소속 함수를 정의하여 관리도를 설계하였다.

8. 참고문헌

[1] Duncan, A. J., (1985), "Quality Control and Industrial Statistics", 5th edition, Homewood, IL : Irwin

[2] Hoadley, B., (1981), "The Quality Measurement Plan(QMP)", The Bell System Technical Journal, Vol.60, pp. 215-273.

[3] Marcucci, M., (1985), "Monitoring Multinomial Process", Journal of Quality Technology, Vol.17, pp. 86-91.

[4] Michael Laviolette, John W. Seaman, Jr., J. Douglas Barrett and William H. Woodall., (1995), "A Probabilistic and Statistical View of Fuzzy Method", *Technometrics,* August, Vol. 37, No. 3.

[5] Wang, J. H. (1986), "Application of Fuzzy Set Theory in Life Data Analysis", Unpublished Master Thesis, Department of Industrial and Management Engineering, University of Iowa.

[6] Wang, J. H., and Raz, T. (1990), "On the Construction of Control Chart Using Linguistic Variables", *International Journal of Production Research,* Vol. 28, No. 3, pp. 477-487.

[7] Williams, R. H., and Zigli, R. M(1987), "Ambiguity Impedes Quality in the Service Industrial", *Quality Progress*, Vol. 20, pp. 14-17.

[8] Zadeh, L. A. (1965) "Fuzzy Sets", *Information and Control*, Vol. 8, pp. 338-358.

[9] Zadeh, L. A. (1980) "Fuzzy Sets Versus Probability", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 68, pp. 421.