

Hybrid 감성공학에 의한 CI 심벌마크의 설계 및 평가

장인성 · 박용주

충실대학교 산업·정보시스템공학과

Design and Evaluation of CI Symbol Marks by Hybrid Kansei Engineering

In-Seong Chang · Yong-Ju Park

본 연구에서는 기업의 경영이념이나 특성 등을 시각적 이미지로 표현하는 CI(Corporate Identity) 심벌마크의 설계 및 평가를 위해 Hybrid 감성공학기법을 적용하였다. 먼저, CI 심벌마크에 내재된 기업의 시각적 이미지를 분석하기 위하여 SD평가를 실시하였으며 CI 심벌마크의 디자인 요소와 기업 이미지와의 상관관계를 분석하기 위하여 정통적인 감성공학적 접근방식에 해당하는 순향성 감성공학기법을 적용하였다. 최종적으로는 CI 심벌마크의 디자인 요소로부터 기업이미지에 대한 고객의 감성을 자동으로 평가할 수 있는 시스템을 개발하기 위하여 역향성 감성공학기법을 적용하였다. 구축된 시스템은 CI 심벌마크의 설계를 지원함으로써 설계에 소요되는 시간과 비용을 효과적으로 줄일 수 있는 유용한 도구로 장차 이용되리라 기대된다.

1. 서론

CI(Corporate Identity)는 기업의 이미지를 시각적·감각적으로 동일성을 갖도록 체계화시킴으로서 기업이 소비대중 앞에 경쟁사와는 판이한 차별적 이미지를 구축하려는 노력이라고 할 수 있다(조동성, 신철호, 1996). 특히, 오늘날에는 기업이 고객들에게 좋은 인상을 심어주지 못하면 경쟁력을 상실하기 때문에 자신의 좋은 이미지를 고객들에게 심어주기 위해 각별히 노력하고 있는데, 이때 CI 심벌마크가 중요한 기억소재가 된다. CI 심벌마크에 있어서 가장 중요한 것은 기업이 추구하는 전반적인 내용이 시각화되어야 한다는 것이다. CI 심벌마크는 기업을 대표하는 최고의 얼굴이며 기업의 객관적 인상을 만들어 주는 아주 중요한 역할을 한다. 따라서, CI 심벌마크를 설계하는 경우 상징적이며 차별화된 형태로서 기업이미지가 충분히 반영된 시각적 인상을 만들어 내야 한다.

본 연구에서는 기업의 경영이념이나 특성 등이 시각적 이미지로 충분히 표현된 CI 심벌마크를 설계하기 위해 순향성 감성공학(Forward Kansei Engineering)기법과 역향성 감성공학(Backward Kansei Engineering)기법을 혼용하는 Hybrid 감성공학기법(長町三生, 1995)을 적용하였다. 먼저, CI 심벌마크에 반영하려는 기업이미지와 CI 심벌마크의 디자인 요소와의 상관관계를 분석하기 위하여 정통

적인 감성공학적 접근방식에 해당하는 순향성 감성공학기법을 적용하였다. 인터넷을 통한 기업 정보나 홍보 카탈로그로부터 CI 심벌마크를 통해 구축하고자 하는 기업의 이미지 형용사를 수집하였으며 기업이미지에 대한 고객의 감성을 분석하기 위하여 SD평가를 실시하였다. CI 심벌마크의 디자인 요소는 정성적 속성을 지닌 아이템/카테고리들로 추출하였다. 최종적으로는 역향성 감성공학적 접근방식에 의해 CI 심벌마크의 정성적인 디자인 요소로부터 기업이미지에 대한 고객의 감성을 자동으로 평가하거나 의도되어진 기업이미지가 CI 심벌마크에 반영되었는지를 진단할 수 있는 시스템을 개발하였다. 개발된 시스템은 Fuzzy Neural Network를 적용하여 구축되었으며 학습능력과 범화능력의 평가를 통해 시스템 성능평가를 실시하였다.

본 연구에서 개발한 시스템을 현존하는 CI 심벌마크들에 대해 실제 적용하여 고객의 감성을 진단해 보았으며, 장차 디자이너의 CI 심벌마크 설계를 지원하는데 유용하게 이용될 수 있으리라 사려된다.

2. 기존 연구의 고찰

감성공학시스템의 접근방식에는 <그림 1>과 같이 순향성 감성공학시스템과 역향성 감성공학시스템으로 분류할 수 있다(長町三生, 1995). 순향성 감성공학시스템은 언어적 이미지인 감성정보로부터 대응되

는 제품설계요소를 추출하기 위한 시스템으로써 실제로 주택(Nagamachi et al., 1982), 고급자동차(Nagamachi, 1989), 여성용의류(Nagamachi, 1988) 등의 설계에 응용되었으며 정통적인 감성공학적 접근방식에 해당된다. 역향성 감성공학시스템은 제품설계요소로부터 감성을 진단하기 위한 시스템이며 디자이너가 설계한 제품이 디자이너가 의도한 감성적 특징을 지니도록 제품설계를 지원하는 것이 주목적이다. 이 시스템을 이용하면 순향성 감성공학시스템으로부터 설계된 제품의 형상을 소비자에게 제시하기에 앞서서 소비자의 감성에 대한 검증이 가능하다. 그러나 역향성 감성공학시스템을 구축하는데 있어서 기술적으로 문제가 되는 것은 제품설계요소와 언어적 이미지와의 입출력 관계를 설명할 수 있는 추론기구의 설계이다.

데이터의 입출력관계를 rule로써 표현하고자 하는 많은 연구들이 현재까지 진행되고 있으며 Neural Network(James and David, 1992)를 이용하는 방법, Fuzzy Rule을 생성하는 방법(Mamdani, 1976; Takagi and Sugeno, 1985)들이 대표적인 기법들이다. 그러나 이들 추론시스템은 정량적인 속성을 지닌 입력 데이터만을 대상으로 하며 정성적인 속성을 지닌 입력 데이터를 다루지 못한다. CI 심벌마크의 디자인 요소는 심벌마크의 형태, 로고타이프 서체, 전용색상 등과 같이 정성적인 속성과 관련되기 때문에 정성적인 속성을 다룰 수 있는 추론시스템의 개발이 필수적이다. 본 연구에서는 CI 심벌마크의 정성적인 디자인 요소로부터 기업이미지에 대한 고객의 감성을 자동으로 평가하거나 의도되어진 기업이미지가 CI 심벌마크에 반영되었는지를 진단할 수 있는 역향성 감성공학시스템을 개발하기 위해 Fuzzy Neural Network를 적용하였다.

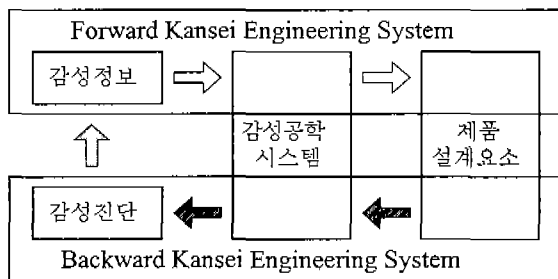


그림 1. Hybrid Kansei Engineering System

3. 순향성 감성공학시스템

본 장에서는 CI 심벌마크를 통해 구축하고자 하는 기업의 이미지 형용사를 파악하였으며, 샘플인 10개의 CI 심벌마크에 대하여 피실험자 50명을 대상으로 수집된 이미지 형용사의 감성평가를 수행하였다. 또한, CI 심벌마크의 디자인 요소와 이미지 형용사와의 상관관계를 분석하여 이미지 형용사에 대응되는 디자인 요소를 추출하였다.

3.1 감성평가용 이미지 형용사 선정

CI 심벌마크의 설계에 있어서 중요한 것은 기업의 의도되어진 이미지를 얼마나 잘 표현하는가이다. CI 심벌마크에 내재된 이미지 형용사를 파악하기 위해 인터넷을 통한 기업 정보나 홍보 카탈로그로부터 이미지 형용사를 수집하였으며 조사대상 기업들 중 한 기업이 추구하는 이미지 형용사는 최소 1개에서 최대 5개로 다양하였다. 또한 CI 심벌마크 개발 전문가의 조언을 통해 CI 심벌마크가 지녀야 할 시각적 인상을 수집하였다. 수집된 이미지 형용사 중에서 비슷한 의미의 형용사는 서로 통합하고 정리하였다. 이상의 절차로부터 수집된 이미지 형용사는 감성평가와 동일한 피실험자 50명을 대상으로 요인분석(Factor analysis)을 통해 4개의 Factor로 축소하였다. 이때에 각각의 Factor는 요인분석시 eigen value가 1이상인 것으로 선정하였다. 이렇게 축소된 요인항목에 대해 각 그룹의 요인값의 크기별로 Grouping을 실시하여 대표감성으로 명명하였다. <표 1>은 그 결과를 보여준다.

표 1. 요인분석을 통한 어휘 그룹핑

Factor	이미지 형용사	대표감성 (Loading value)
1	창의적인, 독창적인 미래지향적인, 세계적인 주목성 있는, 눈에 띄는 진취적인, 역동적인 개척적인, 차별적인 번영하는, 첨단적인, 기술적인, 표현력 있는	창의성(7.62)
2	친근한, 인간적인 일관성 있는, 고객지향적인 신뢰적인	친근함(3.30)
3	명확한	명확함(1.79)
4	강한	강함(1.00)

3.2 CI 심벌마크의 설계요소 파악

감성평가를 실시할 CI 심벌마크의 외형을 설명할 수 있는 주요 디자인요소를 파악하기 위하여 CI 심벌마크 개발 전문가의 조언 및 CI 디자인을 전문으로 하는 웹사이트를 참조하여 파악하였다. 조사결과 기업을 대표하는 최고의 시각적 상징물로서 CI의 가장 중요한 요소이며 기업의 커뮤니케이션 활동에 중심적 역할을 하는 심벌마크(symbol mark), 상호를 디자인한 특정한 문자인 로고타이프(logotype), 지정된 기업 컬러를 반복 사용함으로

서 고객에게 이미지를 심어줄 수 있는 전용색상 (corporate color)(본 연구에서는 전용색상을 심벌마크와 로고타이프의 색상으로 분리시킴)과 기업의 효과적인 이미지를 피할 목적으로 기업에서 독자적으로 만들어 사용하는 글자체인 전용서체(special typeface), 심벌 마크와 로고타이프 조합형인 시그니처(signature)가 CI 심벌마크의 특징을 구성하는 기본디자인 요소임이 파악되었다.

위의 조사결과를 토대로 본 연구에서 고려한 CI 심벌마크의 디자인 요소를 심벌마크의 형태, 색상, 로고타이프의 서체, 색상, 심벌마크와 로고타이프의 조합형인 시그니처 조합형태로 선정하였으며, 이는 CI 디자인의 기본시스템(Basic System)과도 일치한다. 각각의 디자인 요소에 대해 50개의 CI 심벌마크를 조사하여 빈도수를 고려한 세부적인 디자인 요소들은 다음과 같다. 심벌마크의 형태로는 영문형, 사각형, 원형, 심벌마크의 색상으로는 빨강, 파랑, 초록, 전용서체로는 Sans Serif계열, Serif계열, 로고타이프의 색상 검정, 파랑, 시그니처 조합형으로 심벌마크와 로고타입을 각각 상하조합, 좌우조합한 형태로 선정하였다.

표 2. 아이템/카테고리

변수	아이템	카테고리
x_1	심벌마크 형태	영문형 사각형 원형
x_2	심벌마크 색상	빨강 파랑 초록
x_3	로고타이프 서체	Sans Serif 계열 Serif 계열
x_4	로고타이프 색상	검정 파랑
x_5	시그니처 (조합 형태)	상하조합 좌우조합

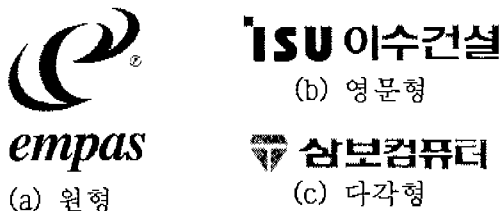


그림 2. CI 심벌마크의 예

<표 2>는 그 결과를 보여주며, <그림 2>는 다양한 CI 심벌마크들의 예이다. (a)는 x_1 =원형, x_2 =빨강, x_3 =Serif 계열, x_4 =검정, x_5 =상하조합의 카테고리

리를 가지고 (b), (c)에 대해서도 <표 2>를 바탕으로 각 아이템별 카테고리를 추출 할 수 있다.

3.3 샘플의 감성평가

CI 심벌마크에 대한 고객의 감성평가는 10개의 제시된 샘플에 대해 <표 1>의 이미지 형용사 21개를 가지고 감성평가를 실시하였다. 피실험자는 남·녀 대학생 50명(남: 38명, 여:12명)으로 평균 연령은 만 23.3세였다. 실험절차는 컴퓨터 화면상이나 컬러 출력된 평가대상을 피실험자에게 보여 주고, 이에 대하여 각 피실험자는 SD(Semantic Differential) 5점 척도로 구성된 감성 어휘가 CI 심벌마크의 감성에 관련되어 있는 정도를 제시된 샘플에 대하여 평가하게 하였다. 어휘의 제시순서에 의한 편위(bias)를 제거하기 위하여 21개의 어휘를 7개씩 3개군으로 나누어 각 피실험자에게 무작위로 제시하였으며, 또한 미래지향적인이라는 감성어휘에 대한 SD평가치를 나타낸 <표 3>에서와 같이 샘플 9는 3~5의 평가치로, 샘플 10은 1~5사이의 평가치로 50명의 피실험자에 의해 평가되어졌다. 이처럼 피실험자의 서로 다른 평가기준에 의한 편위를 제거하기 위하여 SD 5점 척도로 평가된 결과를 다음과 같이 0과 1사이의 값으로 변환하였다.

$$Q_m^{new} = (Q_m - \min\{Q_m^*\}) / (\max\{Q_m^*\} - \min\{Q_m^*\})$$

여기서,

Q_m^{new} = p번째 CI 심벌마크에 대한 평가자 r의 수정 평가치

Q_m = p번째 CI 심벌마크에 대한 평가자 r의 평가치

$$\min\{Q_m^*\} = \min\{Q_m \mid \forall p, p=1, 2, \dots, 50\}$$

$$\max\{Q_m^*\} = \max\{Q_m \mid \forall p, p=1, 2, \dots, 50\}$$

표 3. 샘플에 대한 감성평가치(미래지향적인)

샘플번호	1	2	...	9	10	Max	Min
평가자	1	2	...	3	4	4	2
	2	4	...	4	3	5	2

	49	1	2	...	5	4	5
	50	2	3	...	4	2	4
Max	4	4	...	5	5		
Min	1	1	...	3	1		

3.4 감성평가 결과 및 분석

감성평가를 통해서 각각의 감성어휘와 CI 심벌마크의 디자인 요소(item)와의 상관관계를 나타내는

편상관계수와 각각의 감성어휘와 디자인 요소의 카테고리들과의 상관관계를 나타내는 카테고리 점수를 산출하였으며, 4개의 감성어휘(창의적인, 미래지향적인, 독창적인, 명확한)에 대하여 각 item당 편상관계수와 각 item에서 가장 높은 카테고리 점수를 가지는 카테고리를 <표 4>에 나타내었으며 구체적으로 살펴보면 다음과 같다.

표 4. 감성평가 분석결과

감성어휘	아이템	편상관계수	카테고리	카테고리 점수
창의적인	심벌마크 형태	0.9248	원형	0.8282
	심벌마크 색상	0.7418	초록	0.4506
	로고타이프 서체	0.7356	serif	-0.6047
	로고타이프 색상	0.8284	파랑	-0.4341
	시그니취 조합형태	0.9331	상하	0.7617
미래지향	심벌마크 형태	0.9656	다각	-0.7506
	심벌마크 색상	0.7327	빨강	-0.2088
	로고타이프 서체	0.5916	serif	-0.2377
	로고타이프 색상	0.9086	파랑	-0.3830
	시그니취 조합형태	0.9438	상하	0.4941
독창적인	심벌마크 형태	0.9725	다각	-0.8232
	심벌마크 색상	0.6553	초록	0.1974
	로고타이프 서체	0.6223	serif	-0.7560
	로고타이프 색상	0.9777	파랑	-0.6822
	시그니취 조합형태	0.9788	상하	-0.3502
명확한	심벌마크 형태	0.5117	다각	-0.3613
	심벌마크 색상	0.8797	빨강	0.7640
	로고타이프 서체	0.7912	serif	1.1486
	로고타이프 색상	0.9015	파랑	0.7999
	시그니취 조합형태	0.9549	상하	-0.4560

첫째, 창의적인의 감성어휘에 대하여 시그니취 조합형태, 심벌마크 형태의 디자인 요소(item)가 높은 상관성을 지니고 각 item내에서 상하조합, 원형의 카테고리가 가장 큰 상관성을 가졌으며, 로고타이프의 서체의 디자인 요소가 가장 적은 관련성을 갖는 것으로 나타났다.

둘째, 미래지향적인의 감성어휘에 대하여 심벌마크 형태, 로고타이프 색상, 시그니취 조합형태의 디자인 요소가 높은 상관성을 지니고 각각 다각, 파랑, 상하조합의 카테고리가 각 item내에서 가장 높은 상관성을 지녔으며, 로고타이프의 서체의 디자인 요소가 가장 적은 관련성을 지녔다.

셋째, 독창적인의 감성어휘에 대하여 심벌마크 형태, 로고타이프 색상, 시그니취 조합형태의 디자인 요소가 거의 비슷한 수준의 높은 상관성을 지니고 각각 다각, 파랑, 상하조합의 카테고리가 각

item내에서 가장 높은 상관성을 지녔으며, 심벌마크의 색상, 로고타이프 서체의 디자인 요소가 가장 적은 관련성을 지녔다.

마지막으로, 명확한의 감성어휘에 대하여 로고타이프 색상, 시그니취 조합형태의 디자인 요소가 높은 상관성을 가졌으며, 각 item내에서 빨강, 상하조합의 카테고리가 가장 높은 상관성을 지녔으며, 심벌마크 형태의 디자인 요소가 가장 적은 관련성을 지녔다.

이상의 결과에서, 시그니취 조합형태의 디자인 요소가 각 감성어휘에서 비교적 높은 관련성을 가졌으며, 심벌마크의 형태는 감성어휘별 관련성의 정도 차이가 두드러지며, 심벌마크 색상, 로고타이프 서체, 로고타이프 색상도 대체로 감성어휘에 높은 상관성을 지녔다.

4. 역향성 감성공학시스템 구축

설계된 제품으로부터 소비자의 감성을 진단하기 위한 시스템으로서 데이터의 입출력 관계를 rule로써 표현하고자 하는 많은 연구들이 현재까지 진행되어져 왔으며 최근에는 Neural Network을 이용하는 방법, Fuzzy Rule을 생성하는 방법들이 개발되었다. 바탕색, 전용색상, 글자체 등의 정성적인 속성을 지닌 아이템들과 CI 심벌마크에 대한 고객의 감성과의 입출력 관계를 설명할 수 있는 추론기구의 설계가 본 연구의 관건이라 할 수 있다. 본 연구에서는 Fuzzy Neural Network를 적용해서 이와 같은 문제점을 극복할 수 있는 추론기구를 설계하였다.

4.1 퍼지뉴럴네트워크 알고리즘

본 연구에서 구현하고자 하는 시스템은 Fuzzy로 표현된 추론시스템을 Neural Network모형으로 구축하고자 하는 것이다. 먼저, Fuzzy 추론시스템의 구성은 rule의 결론부를 실수치로 설정하는 간략화 추론법(Ichihashi and Watanabe, 1990)에 의하고자 한다. 그 외에 결론부를 Fuzzy로 설정하는 min-max 중심법(Mamdani, 1976), 결론부를 함수화하는 함수형 추론법(Takagi and Sugeno, 1985)의 적용도 고려할 수 있지만, 간략화 추론법은 단순성, 실용성의 관점에서 가장 많이 응용되는 기법이다. 본 연구에서 구축하고자 하는 Fuzzy 추론시스템을 다음과 같이 구성하였다.

$$\text{Rule } j : \text{ If } x_1 = A_{j1} \ \& \ x_2 = A_{j2} \ \& \ \dots \ \& \ x_m = A_{jm} \\ \text{ then } y_1 = W_{j1}, \ y_2 = W_{j2} \ \& \ \dots \ \& \ y_k = W_{jk}$$

여기서,

x_1, x_2, \dots, x_m : 각 item의 정성적인 속성을 나타내는 조건부 변수

y_k : 감성의 정도를 나타내는 결론부 변수
 A_{ji} : j 번째 rule의 정성치형 x_i 의 가능성 함수 (membership function)
 w_{jk} : j 번째 rule의 결론부 변수인 감성 y_k 의 평가치

입력벡터 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 에 대한 추론결과 Y_k 는 다음과 같다.

$$Y_k = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_j(X) \cdot w_{jk}}{\sum_{j=1}^n \mu_j(X)}, \quad k=1, 2, \dots, h$$

여기서, $\mu_j(X)$ 는 j 번째 rule에서의 입력 데이터인 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 의 조건부 적합도이며 다음과 같이 표현된다.

$$\mu_j(X) = \prod_{i=1}^n A_{ji}(x_i)$$

제시된 Fuzzy 추론시스템을 가지고 입출력 관계를 명확히 기술하기 위해서는 조건부의 membership function의 형상 A_{ji} 결론부의 실수치 w_{jk} 를 최적이 되도록 설정하여야 한다. 이를 위해 Fuzzy 추론 rule을 <그림 3>과 같은 Neural Network 모형으로 표현하였으며, 모형의 세부적인 입출력 과정을 살펴보면 다음과 같다.

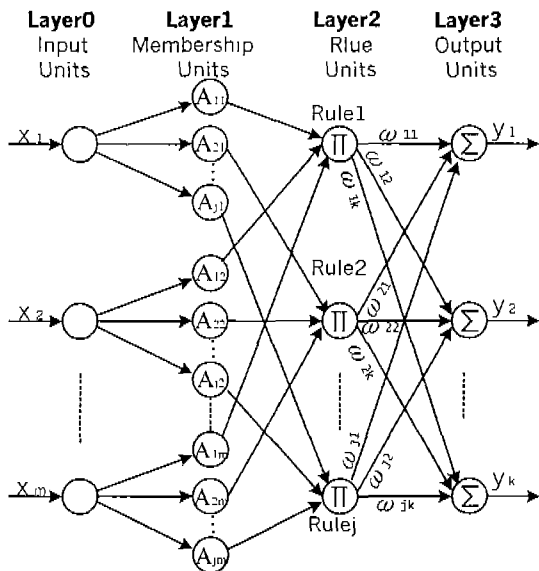


그림 3. Fuzzy Neural Network Model 구조도

제 0층은 각 입력치를 각 층에 분배한다. 제 1층의 각 유니트는 membership function에 대응되며 입력에 대한 membership function의 값을 계산해서 출력한다. 제 2층의 각 유니트는 하나의 fuzzy

rule에 대응되며 입력의 적(조건부 적합도)을 계산한 후 각 유니트의 합이 1이 되도록 정규화(Normalizing)되어진 값을 출력한다. 제 3층은 입력치에 2~3층간의 결합하중(결론부 실수치)을 곱한 합을 출력한다.

<그림 4>는 정성치인 입력 x_i 와 제 2층의 j 유니트를 연결하는 제 1층의 유니트 A_{ji} 를 보여준다. 입력치가 정성적인 경우에는 수식으로 membership function을 표현하는 것은 불가능하므로 입력치의 각 속성에 대한 membership function의 값들을 열거하고 이들의 집합(열거형 퍼지집합)을 입력변수의 membership function으로 하는 방법을 사용하였다. (a)는 입력변수 x_i 의 각 속성이 c_1, c_2, c_3 이고 이들의 membership function의 값이 $g_{ji}(c_1), g_{ji}(c_2), g_{ji}(c_3)$ 일 때 x_i 의 membership function $A_{ji}=\{g_{ji}(c_1)/c_1, g_{ji}(c_2)/c_2, g_{ji}(c_3)/c_3\}$ 를 보여준다. Neural Network 모형상에서 제 1층의 유니트 A_{ji} 의 표현을 (b)와 같이 입력되어진 x_i 가 해당되는 membership function의 값을 취하여 제 2층의 j 유니트로 연결하도록 하는 switching 유니트로 구체화하였다.

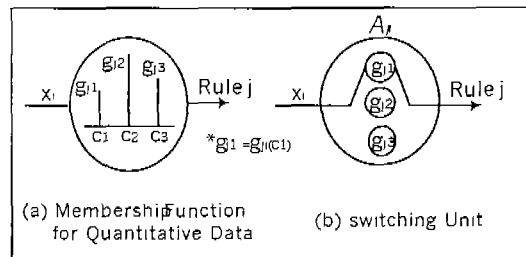


그림 4. 제1층 Membership Function 구조도

4.2 퍼지뉴럴네트워크 모형에서 각 층의 출력

시스템의 제1층, 2층, 3층의 출력치 O_{ji}^1, O_j^2, O_k^3 는 아래와 같다.

$$\begin{aligned}
 O_{ji}^1 &= B_{ji} \\
 O_j^2 &= \frac{\prod_i O_{ji}^1}{\sum_i \prod_i O_{ji}^1} \\
 O_k^3 &= \sum_j w_{jk} O_j^2
 \end{aligned}$$

4.3 Parameter들의 갱신

A_{ji} 의 parameter g_{ji} 및 w_{jk} 의 초기값은 임의로 설정하고 Back Propagation(BP)기법(James and David, 1992)을 이용하여 점차적으로 이들을 갱신하였다. p 번째 입출력 데이터 $(x_1^p, x_2^p, \dots, x_{m+n}^p : y_1^p, y_2^p, \dots, y_k^p)$ 가 주어졌을 때, BP기법은 다음과 같이 오차의 합(E_p)이 최소가 되어지도록 parameter들을 갱

신한다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^4 (Y_k - y_k^p)^2$$

총 오차는 최급강화법(Gradient Descent Method)을 적용하여 감소시킬 수 있으며 parameter들의 갱신은 다음과 같고 k_g, k_w 는 학습계수를 나타낸다.

4.3.1 w_{jk} 의 갱신

$$\begin{aligned} w_{jk}^{new} &= w_{jk}^{old} + k_w \cdot \frac{-\partial E_p}{\partial w_{jk}} \\ &= w_{jk}^{old} + k_w \cdot \frac{-\partial E_p}{\partial Y_k} \cdot \frac{\partial Y_k}{\partial w_{jk}} \\ &= w_{jk}^{old} - k_w \cdot (Y_k - y_k^p) \cdot \frac{\mu_j(X^p)}{\sum_{j=1}^4 \mu_j(X^p)} \end{aligned}$$

4.3.2 g_{ji} 의 갱신

$$g_{ji}^{new}(c_s) = g_{ji}^{old}(c_s) + k_g \Delta g_{ji}(c_s), \quad (0 \leq g_{ji}^{new}(c_s) \leq 1)$$

그러나, $\Delta g_{ji}(c_s)$ 는 항상 $0 \leq g_{ji}^{new}(c_s) \leq 1$ 의 조건을 만족시키지 않으므로 다음과 같은 함수 f 를 이용하여 $g_{ji}(c_s)$ 를 $G_{ji}(c_s) = f(g_{ji}(c_s))$ 로 변환한다. 여기서, f 는 $f > 0$ 인 매개변수이다.

$$\begin{aligned} G_{ji}(c_s) &= f(g_{ji}(c_s)) = -V \cdot \log \frac{1 - g_{ji}(c_s)}{g_{ji}(c_s)} \\ &\quad (-\infty \leq G_{ji}(c_s) \leq \infty) \end{aligned}$$

$G_{ji}^{new}(c_s) = G_{ji}^{old}(c_s) + k_g \Delta G_{ji}(c_s)$ 이고 $G_{ji}^{new}(c_s)$ 로부터 최급강화법에 의하여 갱신량 $\Delta G_{ji}(c_s)$ 는 다음과 같이 전환된다.

$$\begin{aligned} \Delta G_{ji}(c_s) &= \frac{-\partial E_p}{\partial G_{ji}(c_s)} = \frac{-\partial E_p}{\partial g_{ji}(c_s)} \cdot \frac{\partial g_{ji}(c_s)}{\partial G_{ji}(c_s)} \\ &= f^{-1}(G_{ji}(c_s))' \Delta g_{ji}(c_s). \end{aligned}$$

여기서,

$$f^{-1}(G_{ji}(c_s)) = \frac{1}{10^{-\frac{G_{ji}(c_s)}{V}} + 1} \quad \text{와}$$

$$\begin{aligned} f(g_{ji}(c_s)) &= -V \cdot \frac{\log_e \frac{1 - g_{ji}(c_s)}{g_{ji}(c_s)}}{\log_e 10} \\ &= -V \cdot \frac{\ln \frac{1 - g_{ji}(c_s)}{g_{ji}(c_s)}}{\ln 10} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= -V \cdot \frac{(1 - g_{ji}(c_s))}{g_{ji}(c_s)} \cdot \frac{-g_{ji}(c_s) + 1 - g_{ji}(c_s)}{g_{ji}(c_s)^2} \\ &\quad \cdot \frac{1}{\ln 10} \\ &= \frac{V \cdot (1 - g_{ji}(c_s))}{\ln 10 \cdot g_{ji}(c_s)^3} \end{aligned}$$

를 이용해서

$$f^{-1}(G_{ji}(c_s))' = \frac{1}{f(g_{ji}(c_s))'} = \frac{\ln 10 \cdot g_{ji}(c_s)^3}{V \cdot (1 - g_{ji}(c_s))}$$

를 구하고, $g_{ji}(c_s) = f^{-1}(G_{ji}(c_s))$ 로 치환 하면

$$f^{-1}(G_{ji}(c_s))' = \frac{\ln 10 \cdot \left(\frac{1}{10^{-\frac{G_{ji}(c_s)}{V}} + 1} \right)^3}{V \cdot \left(1 - \frac{1}{10^{-\frac{G_{ji}(c_s)}{V}} + 1} \right)}$$

를 구할 수 있으며,

$$\begin{aligned} \Delta g_{ji}(c_s) &= \frac{-\partial E_p}{\partial g_{ji}(c_s)} = \frac{-\partial E_p}{\partial Y_k} \cdot \frac{\partial Y_k}{\partial g_{ji}(c_s)} \\ &= (Y_k - y_k^p) \cdot \left[\left(\sum_{j=1}^4 \mu_j(X^p) \right) \cdot \frac{\mu_j(X^p) \cdot w_{jk}}{g_{ji}(c_s)} \right. \\ &\quad \left. - \left(\sum_{j=1}^4 \mu_j(X^p) \cdot w_{jk} \right) \cdot \frac{\mu_j(X^p)}{g_{ji}(c_s)} \right] \\ &\quad / \left(\sum_{j=1}^4 \mu_j(X^p) \right)^2 \end{aligned}$$

이다. 위 식들로부터 $G_{ji}^{new}(c_s)$ 를 구할 수 있으며 $g_{ji}^{new}(c_s) = f^{-1}(G_{ji}^{new}(c_s))$ 를 이용하여 g_{ji} 가 갱신된다.

4.4 BP 알고리즘의 학습순서

step 1: (1) j_i 의 parameter g_{ji} 및 w_{jk} 의 초기치를 결정한다.

(2) 학습 횟수 t 의 초기치를 0, 입력벡터 (데이터) p 의 초기치를 1, 학습계수 k_g, k_w 와 V 및 학습종료 횟수 T 를 설정한다.

step 2: p 번째 입력층 데이터 (x_i^p, y_k^p) 를 입력한다.

step 3: 입력 데이터 x_i^p 에 대한 각 층의 출력 결과를 계산한다.

step 4: 각층의 출력 결과를 이용해서 parameter g_{ji} 및 w_{jk} 를 수정한다.

step 5: (1) $p < N$ (샘플 수)이면 $p = p + 1$ 로 해서 step 2로 재이동한다.

(2) $p = N$ (샘플 수)이면 step 6으로 이동한다.

step 6: (1) $t < T$ 이면 $t = t + 1$ 로 해서 step 2로 재이

동한다.

(2) $t \geq 7$ 이면 학습을 종료한다.

5. 시스템 평가

본 연구에서 구축한 추론시스템을 학습능력과 범화능력의 평가를 통해 시스템 성능평가를 실시하였으며 V 값 변화에 따른 평균 학습오차와 평균 범화오차의 추이를 알아보는 V 검정을 실시하였다. 또한, 실제 CI 심벌마크에 대한 고객의 감성을 시스템을 통해 진단해 보았다. 시스템은 Visual C++ 6.0을 사용하여 구현하였으며, Pentium 300MHz CPU, 128MB RAM를 장착한 IBM-PC에서 수행되었다.

5.1 성능 평가

본 시스템의 성능검정을 위해서는 학습능력과 범화능력이 평가되어야 한다. N 개의 데이터 중 $M(M < N)$ 개의 데이터에 대해서 학습한 후 출력의 일치도를 평가하는 것을 학습용 데이터에 대한 학습능력의 평가라 한다. 학습능력의 평가 후 미학습데이터($N-M$)를 시스템에 입력해서 출력을 평가하는 것을 평가용 데이터에 대한 범화능력이라 한다.

본 연구에서는 $10(N)$ 개의 입력데이터 중에서 $7(M)$ 개를 학습용 데이터, 나머지 $3(N-M)$ 개를 평가용 데이터로 활용하여 시스템의 학습능력과 범화능력을 평가하였으며, 시스템 평가에 필요한 parameter들의 초기치는 다음과 같다. g_{ji} 의 초기치는 0.05, w_{jk} 의 초기치는 0.1로 설정하였다. <그림 5>는 k_s , k_n 및 V 의 값을 0.1로 설정하여 제안된 시스템을 수행한 경우의 평균 학습오차와 평균 범화오차의 변화를 보여준다. 학습횟수 T 를 1~50까지 설정하였을 때는 평균오차들의 급진적인 향상을 보였다. T 가 50~100까지일 경우는 점차적으로 향상되었으며, 그 이후에는 평균오차들이 미세한 향상을 보였다.

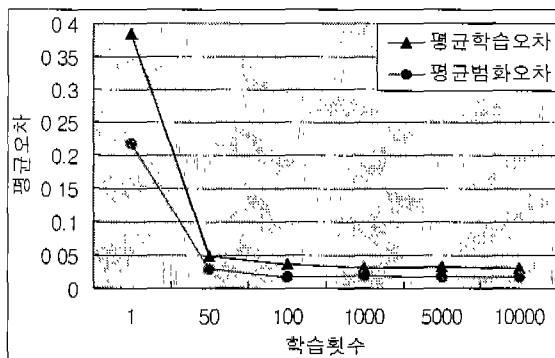


그림 5. 학습횟수에 따른 오차의 추이

이를 토대로 다른 매개변수들은 성능 검정시와 동일하게 설정하고 학습횟수 T 를 1000으로 고정한다.

상태에서 V 를 0.1~2.0으로 변화를 주어 제안된 시스템을 수행하였다. V 값의 변화에 관계없이 제안된 시스템은 평균 학습오차와 평균 범화오차에 대하여 좋은 결과를 보여 주었다. 특히, $V=0.5$ 일 때 가장 좋은 시스템 평균 학습오차를 나타냈으며 $V=1.5$ 일 때 가장 좋은 시스템 평균 범화오차를 보여주었다. 이상의 학습능력과 범화능력의 평가를 통한 성능검정과 V 값의 변화에 따른 평균 학습오차와 평균 범화오차의 추이를 알아보는 V 검정을 통해 시스템의 타당성과 우수성이 입증되었다.

5.2 실제 적용

각 기업에서 사용되고 있는 <그림 6>의 CI 심벌마크에 대해 본 연구에서 개발한 시스템을 실제로 적용하여 고객의 감성을 진단하였다. <그림 6>의 각 CI 심벌마크에 대한 디자인 요소는 <표 5>와 같다.

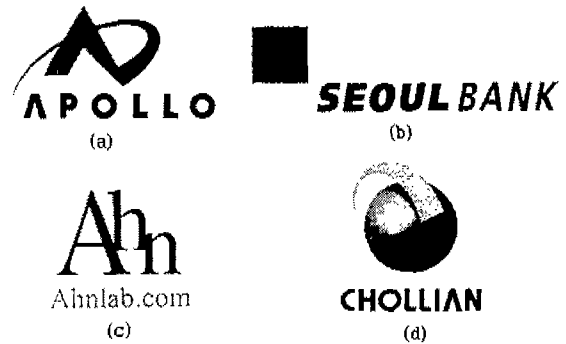


그림 6. 감성진단용 CI 심벌마크

표 5. 감성진단용 CI 심벌마크의 디자인 요소

디자인 요소	CI 심벌마크			
	APOLLO	SEOUL BANK	AHNLAB	CHOLLIAN
심벌마크 형태	원형	다각형	영문형	원형
심벌마크 색상	빨강	초록	파랑	파랑
로고타이프 서체	Sans	Sans	serif	Sans
	Serif	Serif	계열	Serif
로고타이프 색상	검정	검정	파랑	파랑
시그니춰 조합형태	상하	상하	상하	상하

제안된 시스템을 이용해서 <표 5>의 설계요소에 의해 구성된 각 CI 심벌마크에 대하여 4개의 언어적 이미지에 대한 감성을 평가한 결과는 <표 6>과 같으며 세부적인 내용은 다음과 같다. APOLLO와 CHOLLIAN의 CI 심벌마크에 창의적인, 미래지향적인, 명확한의 기업이미지가 시각적으로 잘 반영되

어 있는 것으로 평가되었으며, 독창적인 기업이미지에 대한 평가는 APOLLO, SEOUL BANK, AHNLAB, CHOLLIAN의 CI 심벌마크가 거의 비슷한 결과를 보여주었다.

표 6. CI 심벌마크의 평가결과

	창의적인	미래지향적인	독창적인	명확한
APOLLO	0.588	0.593	0.477	0.603
SEOUL BANK	0.482	0.483	0.397	0.484
AHNLAB	0.515	0.517	0.422	0.519
CHOLLIAN	0.591	0.590	0.483	0.586

6. 결론

CI 심벌마크에 내재된 기업의 시각적 이미지를 분석하기 위하여 SD평가를 실시하였으며 CI 심벌마크의 디자인 요소와 기업이미지와 상관을 분석하기 위하여 정통적인 감성공학 접근방식에 해당하는 순향성 감성공학기법을 적용하였다.

CI 심벌마크의 디자인 요소로부터 고객들의 기업에 대한 이미지를 자동으로 평가할 수 있는 역향성 감성공학시스템을 구축하기 위해서는 정성적 속성을 동시에 다룰 수 있는 추론기구의 설계가 필수적이다. 본 연구에서는 CI 심벌마크의 디자인 요소인 정성적 속성을 고려하여 기업의 CI 심벌마크에 대한 고객의 감성을 진단할 수 있는 추론기구를 설계하기 위하여 Fuzzy Neural Network를 적용하였다. 구축된 시스템에 대하여 학습능력과 범화능력을 평가한 성능검정과 1검정을 통한 평균오차들의 추이를 살펴봄으로서 시스템의 우수성과 타당성을 입증하였으며 현존하는 CI 심벌마크에 대하여 고객의 감성을 진단함으로써 실제 적용해 보았다.

본 연구에서 개발한 시스템은 장치 디자이너의 CI 심벌마크 설계를 지원하는데 유용하게 이용될 수 있으리라 사려되며, CI 심벌마크의 설계에 소요되는 시간과 비용을 효과적으로 줄일 수 있는 유용한 도구로 이용되리라 기대된다.

참고문헌

- [1] 조동성, 신철호(1996), 14가지 경영혁신기법의 통합모델, IBS 컨설팅 그룹.
- [2] 原田進, CI 디자인-기업이미지 창조 프로세스, 한국LCA(1992).
- [3] 長町三生, 感性工学のおはなし, 日本規格協會(1995).
- [4] Ichihashi, H., and Watanabe, T., "Learning control by fuzzy models using a simplified fuzzy reasoning", Journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Systems, Vol. 2, No. 3, 429-437 (1990).

- [5] James, A.F., and David, M.S., Neural networks, Addison Wesley, New York (1992).
- [6] Mamdani, E., "Advances in the linguistic synthesis of fuzzy controller", International Journal of Man-Machine Studies 8 (6), 669-679 (1976).
- [7] Nagamachi, M., Sekine, T., and Hotta, Y., "Image technological study on living environment", Research Report of Hiroshima Chapter of Japan Construction Association 9, 125-128 (1982).
- [8] Nagamachi, M., "Kansei engineering approach to automotive", Journal of the Society of Automotive Engineers of Japan 43 (1), 94-100 (1989).
- [9] Nagamachi, M., "Image technology based on knowledge engineering and its application to design consultation", Ergonomics International, 88, 72-74 (1988).
- [10] Takagi, T., and Sugeno, M., "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control", IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics SMC-15 (1), 116-132 (1985).