

혼합형 감성공학에 의한 CI 심벌마크의 설계 및 평가

장인성

송신대학교 산업·정보시스템공학과 교수
(ischang@saint.ssu.ac.kr)

박용주

송신대학교 산업·정보시스템공학과 재학
(yongju_75@hotmail.com)

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

1. 서론

CI(Corporate Identity)는 기업의 이미지를 시각적·감각적으로 동질성을 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 차별화 된 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 혼합형(Hybrid) 감성공학기법(長町三生, 1995)을 적용하였다. 먼저, CI 심벌마크에 반영하려는 기업 이미지와 CI 심벌마크의 디자인 요소와의 상관관계를 분석하기 위하여 정통적인 감성공학적 접근방식에 해당하는 순향성 감성공학기법을 적용하였다. 인터넷을 통한 기업 정보나 홍보 카탈로그로부터 CI 심벌마크를 통해 구축하고자 하는 기업의 이미지 형용사를 수집하였으며 기업이미

지에 대한 고객의 감성을 분석하기 위하여 SD (Semantic Differential) 평가(Osgood et al., 1957)를 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 의도되었던 기업이미지가 CI 심벌마크에 반영되었는지를 진단 할 수 있는 시스템을 개발하였다. 개발된 시스템은 퍼지-신경망(Fuzzy Neural Network)을 적용하여 구축되었으며 학습능력과 범화능력의 평가를 통해 시스템 성능 평가를 실시하였다.

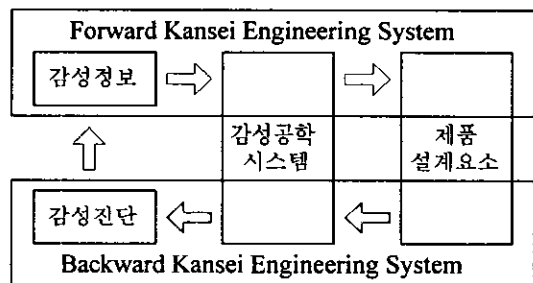
본 연구에서 개발한 시스템을 현존하는 CI 심벌마크들에 대해 실제 적용하여 고객의 감성을 진단해 보았으며, 장차 디자이너의 CI 심벌마크 설계를 지원하는데 유용하게 이용될 수 있으리라 사료된다.

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 대응되는 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 지니도

록 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 설명 할 수 있는 추론기구의 설계이다.

데이터의 입출력관계를 규칙(rule)으로 표현하고자 하는 많은 연구들이 현재까지 진행되고 있으며 신경망(Neural Network)(James and David, 1992)을 이용하는 방법, 퍼지추론규칙(Fuzzy Inference Rule)을 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, 로고타입 서체, 전용색상 등과 같이 정성적인 속성과 관련되기 때문에 정성적인 속성을 다룰 수 있는 추론시스템의 개발이 필수적이다.



<그림 1> 혼합형(Hybrid) 감성공학 시스템

본 연구에서는 CI 심벌마크의 정성적인 디자인 요소로부터 기업이미지에 대한 고객의 감성을

자동으로 평가하거나 의도되어진 기업이미지가 CI 심벌마크에 반영되었는지를 진단 할 수 있는 역향성 감성공학시스템을 개발하기 위해 퍼지-신경망을 적용하였다.

value)이 1이상인 것으로 선정하였다. 이렇게 축소된 요인항목에 대해 각 그룹의 요인값의 크기 별로 그룹핑을 실시하여 대표감성으로 명명하였다. <표 1>은 그 결과를 보여준다.

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.

<표 1> 요인분석을 통한 어휘 그룹핑

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

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 요인으로 축소하였다. 이때에 각각의 요인은 요인분석시 고유값(eigen

3.2 CI 심벌마크의 설계요소 파악

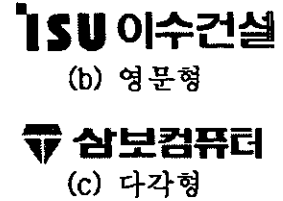
감성평가를 실시할 CI 심벌마크의 외형을 설명할 수 있는 주요 디자인요소를 파악하기 위하여 CI 심벌마크 개발 전문가의 조언 및 CI 디자인을 전문으로 하는 웹사이트를 참조하여 파악하였다. 조사결과 기업을 대표하는 최고의 시각적 상징물로서 CI의 가장 중요한 요소이며 기업의 커뮤니케이션 활동에 중심적 역할을 하는 심벌마크(symbol mark), 상호를 디자인한 특정한 문자인 로고타입(logotype), 지정된 기업 컬러를 반복 사용함으로써 고객에게 이미지를 심어줄 수 있는 전용색상(corporate color)(본 연구에서는 전용색상을 심벌마크와 로고타입의 색상으로 분리시킴)

과 기업의 효과적인 이미지를 피할 목적으로 기업에서 독자적으로 만들어 사용하는 글자체인 전용서체(special typeface), 심벌 마크와 로고타입의 조합형인 시그니취(signature)가 CI 심벌마크의 특징을 구성하는 기본디자인 요소임이 파악되었다.

위의 조사결과를 토대로 본 연구에서 고려한 CI 심벌마크의 디자인 요소를 심벌마크의 형태 및 색상, 로고타입의 서체 및 색상, 심벌마크와 로고타입의 조합형인 시그니취 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 Serif계열과 Serif계열, 로고타입의 색상은 검정과 파랑, 시그니취 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	로고타입 서체	Sans Serif 계열 Serif 계열
x_4	로고타입 색상	검정 파랑
x_5	시그니취 (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 카테고리를 가지며 (b), (c)에 대해서도 <표 2>를 바탕으로 각 아이템별 카테고리를 추출할 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 평균연령은 만 23.3세였다. 실험절차는 컴퓨터 화면상이나 컬러로 출력된 평가대상을 피실험자에게 보여주고, 이에 대하여 각 피실험자는 SD 5점 척도로 구성된 감성 어휘가 CI 심벌마크의 감성에 관련되어 있는 정도를 제시된 샘플에 대하여 평가하게 하였다. 어휘의 제시순서에 의한 편향(bias)을 제거하기 위하여 21개의 어휘를 7개씩 3개군으로 나누어 각 피실험자에게 무작위로 제시하였다.

<표 3> 샘플에 대한 감성평가치(미래지향적인)

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

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

<표 3>은 “미래지향적인”이라는 감성어휘에 대한 SD평가치를 나타내며 각각의 샘플에 대해 피실험자들의 평가치가 불규칙하게 분포함을 알 수 있다. 예를 들면 샘플번호 1과 2는 최소 1, 최대 4, 샘플 10은 최소 1, 최대 5로 50명의 평가치가 고르지 못하다. 이와 같은 이유는 “미래지향적인”이미지에 대한 50명의 평가기준이 서로 다르기 때문인 것으로 추측된다. 따라서, 피실험자의 서로 다른 평가기준에 의한 편의를 제거하기 위하여 SD 5점 척도로 평가된 <표 3>의 결과를 다음과 같이 0과 1사이의 값으로 변환하였다.

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

여기서,

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

Q_{rp} = p번째 CI 심벌마크에 대한 평가자 r의 평가치

$$\min\{Q_{rp}^*\} = \min\{Q_{rp} \mid \forall p, p=1, 2, \dots, 10\}$$

$$\max\{Q_{rp}^*\} = \max\{Q_{rp} \mid \forall p, p=1, 2, \dots, 10\}$$

3.4 감성평가 결과 및 분석

감성평가를 통해서 각각의 감성어휘와 CI 심벌마크의 디자인 요소인 아이템(item)과의 상관관계를 나타내는 편상관계수, 각각의 감성어휘와 디자인 요소의 카테고리(category)들과의 상관관계를 나타내는 카테고리 점수를 산출하였다. <표 4>는 4개의 감성어휘(창의적인, 미래지향적인, 독창적인, 명확한)에 대하여 각 아이템 당 편상관계수와 각 아이템에서 가장 높은 카테고리 점수를 가지는 카테고리를 나타내고 있으며 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
	로고타입 서체	0.7356	serif	-0.6047
	로고타입 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
	로고타입 서체	0.5916	serif	-0.2377
	로고타입 색상	0.9086	파랑	-0.3830
독창적인	시그니취 조합형태	0.9438	상하	0.4941
	심벌마크 형태	0.9725	다각	-0.8232
	심벌마크 색상	0.6553	초록	0.1974
	로고타입 서체	0.6223	serif	-0.7560
	로고타입 색상	0.9777	파랑	-0.6822
명확한	시그니취 조합형태	0.9788	상하	-0.3502
	심벌마크 형태	0.5117	다각	-0.3613
	심벌마크 색상	0.8797	빨강	0.7640
	로고타입 서체	0.7912	serif	1.1486
	로고타입 색상	0.9015	파랑	0.7999
	시그니취 조합형태	0.9549	상하	-0.4560

첫째, 창의적인의 감성어휘에 대하여 시그니취 조합형태, 심벌마크 형태의 아이템이 높은 상관성을 지니고 각 아이템 내에서 상하조합, 원형의 카테고리가 가장 큰 상관성을 가졌으며, 로고타입 서체의 아이템이 가장 적은 관련성을 갖는 것으로 나타났다.

둘째, 미래지향적인의 감성어휘에 대하여 심벌마크 형태, 로고타입 색상, 시그니취 조합형태의 아이템이 높은 상관성을 지니고 각각 다각, 파랑, 상하조합의 카테고리가 각 아이템 내에서 가장 높은 상관성을 지녔으며, 로고타입 서체의 아이템이 가장 적은 관련성을 지녔다.

셋째, 독창적인의 감성어휘에 대하여 심벌마크 형태, 로고타입 색상, 시그니취 조합형태의 아이템이 거의 비슷한 수준의 높은 상관성을 지니고 각각 다각, 파랑, 상하조합의 카테고리가 각 아이템 내에서 가장 높은 상관성을 지녔으며, 심벌마크의 색상, 로고타입 서체의 아이템이 가장 적은 관련성을 지녔다.

마지막으로, 명확한의 감성어휘에 대하여 로고타입 색상, 시그니취 조합형태의 아이템이 높은 상관성을 가졌으며, 각 아이템 내에서 빨강, 상하조합의 카테고리가 가장 높은 상관성을 지녔으며, 심벌마크 형태의 아이템이 가장 적은 관련성을 지녔다.

이상의 결과에서, 시그니취 조합형태의 아이템이 각 감성어휘에 대해 비교적 높은 관련성을 가지는 것을 알 수 있다. 심벌마크의 형태는 감성어휘별 관련성의 정도 차이가 두드러지며 심벌마크 색상, 로고타입 서체, 로고타입 색상도 대체로 감성어휘에 높은 상관성을 가지는 것으로 나타났다.

4. 역향성 감성공학시스템 구축

설계된 제품으로부터 소비자의 감성을 진단하기 위한 시스템을 구축하기 위해 데이터의 입출력 관계를 규칙으로 표현하고자 하는 많은 연구들이 현재까지 진행되어져 왔으며 최근에는 신경망을 이용하는 방법, 퍼지추론규칙을 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 퍼지-신경망을 적용해서 이와 같은 문제점을 극복할 수 있는 추론기구를 설계하였다.

4.1 퍼지-신경망 알고리즘

본 연구에서 구현하고자 하는 시스템은 퍼지로 표현된 추론시스템을 신경망 모형으로 구축하고자 하는 것이다. 먼저, 퍼지추론시스템의 구성은 추론규칙의 결론부를 실수치로 설정하는 간략화 추론법(Ichihashi and Watanabe, 1990)에 의하고자 한다. 그 외에 결론부를 퍼지로 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 퍼지 추론시스템을 다음과 같이 구성하였다.

Rule j : If $x_1 = A_{j1}$ & $x_2 = A_{j2}$ & ... & $x_m = A_{jm}$
then $y_1 = w_{j1}$, $y_2 = w_{j2}$ & ... & $y_k = w_{jk}$

여기서,

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

y_k : 감성의 정도를 나타내는 결론부 변수

A_{ji} : j 번째 규칙의 정성치형 x_i 의 소속함수(membership function)

w_{jk} : j 번째 규칙의 결론부 변수인 감성 y_k 의 평가치

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

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

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

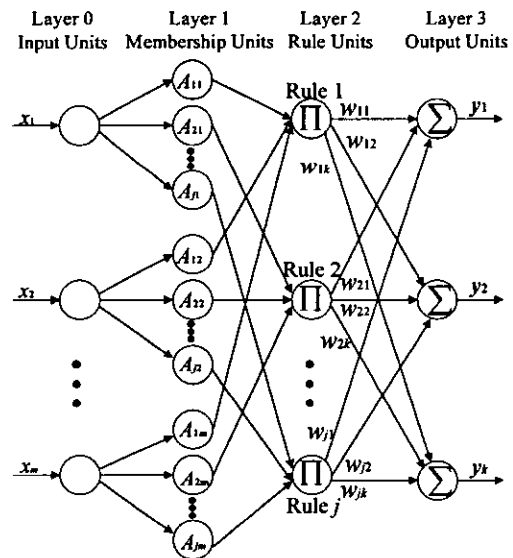
$$\mu_j(X) = \prod_{i=1}^m A_{ji}(x_i)$$

제시된 퍼지추론시스템을 가지고 입출력 관계를 명확히 기술하기 위해서는 조건부의 소속함수(membership function)의 형상 A_{ji} , 결론부의 실수치 w_{jk} 를 최적이 되도록 설정하여야 한다. 이를 위해 퍼지추론규칙을 <그림 3>과 같은 신경망 모형으로 표현하였으며, 모형의 세부적인 입출력 과정을 살펴보면 다음과 같다.

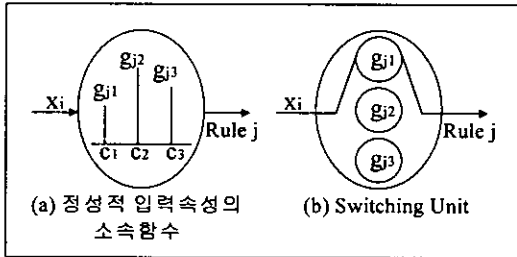
제 0층은 각 입력치를 각 층에 분배한다. 제 1층의 각 유닛은 소속함수에 대응되며 입력에 대한 소속함수의 값을 계산해서 출력한다. 제 2층의 각 유닛은 하나의 퍼지추론규칙에 대응되며 입력의 적(조건부 적합도)을 계산한 후 각 유닛의 합이 1이 되도록 정규화(Normalizing)되어진 값을 출력한다. 제 3층은 입력치에 2~3층

간의 결합하중(결론부 실수치)을 곱한 합을 출력한다.

<그림 4>는 정성치인 입력 x_i 와 제 2층의 j 유닛을 연결하는 제 1층의 유닛 A_{ji} 를 보여준다. 입력치가 정성적인 경우에는 수식으로 소속함수를 표현하는 것은 불가능하므로 입력치의 각 속성에 대한 소속함수의 값들을 열거하고 이들의 집합(열거형 퍼지집합)을 입력변수의 소속함수로 하는 방법을 사용하였다. (a)는 입력변수 x_i 가 취할 수 있는 정성적 속성이 c_1, c_2, c_3 이고 이들의 소속함수의 값이 g_{j1}, g_{j2}, g_{j3} 일 때 x_i 의 소속함수 $A_{ji}=(g_{j1}/c_1, g_{j2}/c_2, g_{j3}/c_3)$ 를 보여준다. 여기서, g_{ji}/c_s 는 $g_{ji}(c_s)$ 와 동일하며 소속함수 값을 의미하므로 $0 \leq g_{ji}(c_s) \leq 1$ 이다. 신경망 모형상에서 제 1층의 유닛 A_{ji} 의 표현을 (b)와 같이 입력되어진 x_i 가 해당되는 소속함수의 값을 취하여 제 2층의 j 유닛으로 연결하도록 하는 switching 유닛으로 구체화하였다.



<그림 3> 퍼지-신경망 모형 구조도



<그림 4> 제1층 소속함수 구조도

4.2 퍼지-신경망 모형에서 각 층의 출력

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

$$O_{ji}^1 = A_{ji}$$

$$O_j^2 = \frac{\prod_i O_{ji}^1}{\sum_i \prod_i O_{ji}^1}$$

$$O_k^3 = \sum_j w_{jk} O_j^2 = Y_k$$

4.3 매개변수들의 갱신

A_{ji} 의 매개변수 g_{ji} 및 w_{jk} 의 초기값은 임의로 설정하고 신경망의 대표적인 학습법인 오차 역전파(Back Propagation : BP) 알고리즘(James and David, 1992)을 이용하여 점차적으로 이들을 갱신하였다. p번째 입출력 데이터 ($x_1^p, x_2^p, \dots, x_{m \times n}^p : y_1^p, y_2^p, \dots, y_k^p$)가 주어졌을 때, BP기법은 다음과 같이 오차의 합(E_p)이 최소가 되어지도록 매개변수들을 갱신한다.

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

총 오차는 최급강화법(Gradient Descent Method)을 적용하여 최소화할 수 있으며 매개변수들은 다음과 같이 갱신된다. 여기서, k_g, k_w 는 학습계수를 나타낸다.

4.3.1 w_{jk} 의 갱신

최급강화법에 의한 w_{jk} 의 갱신량을 Δw_{jk} 라 하면 갱신후의 w_{jk} 는 다음과 같다.

$$w_{jk}^{new} = w_{jk}^{old} + k_w \Delta w_{jk}$$

$$= w_{jk}^{old} + k_w \cdot \frac{-\partial E_p}{\partial w_{jk}}$$

$$= w_{jk}^{old} + k_w \cdot \frac{-\partial E_p}{\partial Y_k} \cdot \frac{\partial Y_k}{\partial w_{jk}}$$

$$= w_{jk}^{old} - k_w \cdot (Y_k - y_k^p) \cdot \frac{\mu_j(X^p)}{\sum_i \mu_i(X^p)}$$

4.3.2 g_{ji} 의 갱신

최급강화법에 의한 $g_{ji}(c_s)$ 의 갱신량을 $\Delta g_{ji}(c_s)$ 라 하면 갱신후의 $g_{ji}(c_s)$ 는 다음과 같다.

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

여기서, $g_{ji}^{new}(c_s)$ 는 소속값을 나타내므로 $0 \leq g_{ji}^{new}(c_s) \leq 1$ 이어야 한다. 그러나, $\Delta g_{ji}(c_s)$ 에 의해 항상 $0 \leq g_{ji}^{new}(c_s) \leq 1$ 의 조건이 만족되지 않으므로 다음과 같은 함수 f 를 이용해서 $g_{ji}(c_s)$ 를 $[-\infty, +\infty]$ 의 값을 갖는 $G_{ji}(c_s) = f(g_{ji}(c_s))$ 로 변환하였다.

$$G_{ji}(c_s) = f(g_{ji}(c_s)) = -V \cdot \log \frac{1 - g_{ji}(c_s)}{g_{ji}(c_s)}, \quad V > 0$$

여기서, V 는 함수 f 의 기울기와 관련된 실수값의 계수이다. BP 알고리즘에 의한 $G_{ji}(c_s)$ 의 갱신후

의 값은

$$G_{ji}^{new}(c_s) = G_{ji}^{old}(c_s) + k_g \Delta G_{ji}(c_s)$$

이고 갱신량 $\Delta G_{ji}(c_s)$ 는 최급강화법에 의하여 다음과 같이 전환된다.

$$\Delta G_{ji}(c_s) = \frac{-\partial E_p}{\partial G_{ji}(c_s)} = \frac{-\partial E_p}{\partial g_{ji}(c_s)} \cdot \frac{\partial g_{ji}(c_s)}{\partial G_{ji}(c_s)} \quad (1)$$

$$= f^{-1}(G_{ji}(c_s))' \Delta g_{ji}(c_s)$$

식 (1)에서 $f^{-1}(G_{ji}(c_s))'$ 는 아래의 식

$$f(g_{ji}(c_s))' = \left(-V \cdot \frac{\log_e \frac{1-g_{ji}(c_s)}{g_{ji}(c_s)}}{\log_e 10} \right)$$

$$= \left(-V \cdot \frac{\ln \frac{1-g_{ji}(c_s)}{g_{ji}(c_s)}}{\ln 10} \right)$$

$$= \frac{-V}{\ln 10} \cdot \frac{(1-g_{ji}(c_s))}{g_{ji}(c_s)} \cdot -\frac{g_{ji}(c_s)+1-g_{ji}(c_s)}{g_{ji}(c_s)^2}$$

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

을 이용해서 다음과 같이 유도된다.

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

위 식에서 $g_{ji}(c_s) = f^{-1}(G_{ji}(c_s))$ 로 치환하고 아래의 식

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

을 이용하면 $f^{-1}(G_{ji}(c_s))'$ 는 최종적으로 다음과 같이 전환된다.

$$f^{-1}(G_{ji}(c_s))' = \frac{\ln 10 \cdot \left(\frac{1}{10^{-\frac{G_{ji}(c_s)}{V}} + 1} \right)^3}{V \cdot \left(1 - \frac{1}{10^{-\frac{G_{ji}(c_s)}{V}} + 1} \right)} \quad (2)$$

식 (1)에서 $\Delta g_{ji}(c_s)$ 는 다음과 같이 전환된다.

$$\Delta g_{ji}(c_s) = \frac{-\partial E_p}{\partial g_{ji}(c_s)} = \frac{-\partial E_p}{\partial Y_k} \cdot \frac{\partial Y_k}{\partial g_{ji}(c_s)}$$

$$= -(Y_k - y_k) \cdot \left[\left(\sum_{j=1}^n \mu_j(X^p) \right) \cdot \frac{\mu_j(X^p) \cdot w_{jk}}{g_{ji}(c_s)} \right.$$

$$\left. - \left(\sum_{j=1}^n \mu_j(X^p) \cdot w_{jk} \right) \cdot \frac{\mu_j(X^p)}{g_{ji}(c_s)} \right]$$

$$/ \left(\sum_{j=1}^n \mu_j(X^p) \right)^2 \quad (3)$$

식 (2)와 (3)에 의해 $G_{ji}^{new}(c_s)$ 가 얻어지고 관계식 $g_{ji}^{new}(c_s) = f^{-1}(G_{ji}^{new}(c_s))$ 를 이용하면 역으로 $g_{ji}(c_s)$ 의 갱신후의 값 $g_{ji}^{new}(c_s)$ 를 최종적으로 산출할 수 있다.

4.4 BP 알고리즘의 학습순서

총 오차의 합 E_p 와 각 매개변수는 BP 알고리즘의 학습절차에 의해 다음과 같이 순차적으로 수정된다.

step 1

- (1) A_{ji} 의 매개변수 $g_{ji}(c_s)$ 및 w_{jk} 의 초기치를 결정한다.
- (2) 학습 횟수 t 의 초기치를 0, 입력데이터 p 의 초기치를 1, 학습계수 k_g , k_w 와 V 및 학습종료 횟수 T 를 설정한다.

step 2

p 번째 입출력 데이터 (x_{ip}, y_{kp}) 를 입력한다.

step 3

입력 데이터 x_{ip} 에 대한 각 층의 출력 결과를 계산한다.

step 4

각층의 출력 결과를 이용해서 매개변수 $g_{ji}(c_s)$ 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 재이동한다.
- (2) $t \geq T$ 이면 학습을 종료한다.

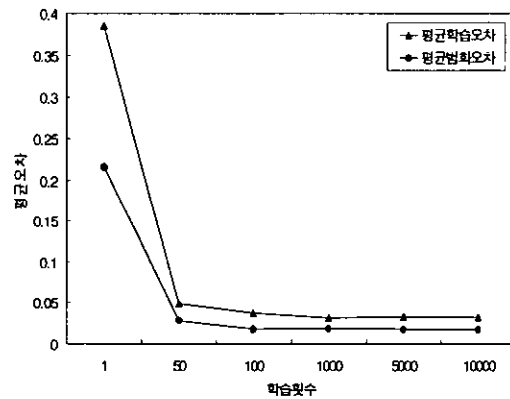
5. 시스템 평가

본 연구에서 구축한 추론시스템을 학습능력과 범화능력의 평가를 통해 시스템 성능평가를 실시하였으며 V 값 변화에 따른 평균 학습오차와 평균 범화오차의 추이를 조사하였다. 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 시스템

의 학습능력과 범화능력을 평가하였으며, 시스템 평가에 필요한 매개변수들의 초기치는 다음과 같다. $g_{ii}(c_s)$ 의 초기치는 0.05, w_{jk} 의 초기치는 0.1로 설정하였다. <그림 5>는 k_g , k_w 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 고정한 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 평균 학습오차를 나타냈으며 $V=1.5$ 일 때 가장 좋은 평균 범화오차를 보여 주었다. 이상의 학습능력과 범화능력의 평가를

통한 성능검정을 통해 시스템의 추론능력에 대한 우수성을 입증할 수 있다.

5.2 실제 적용

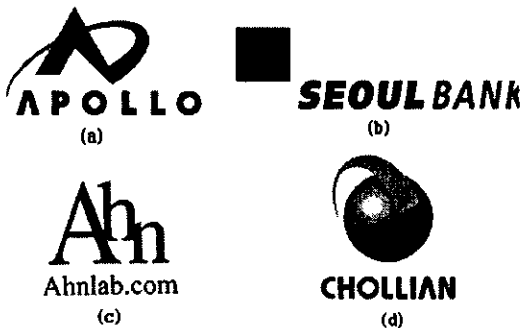
각 기업에서 사용되고 있는 <그림 6>의 CI 심벌마크에 대해 본 연구에서 개발한 시스템을 실제로 적용하여 고객의 감성을 진단하였다. <그림 6>의 각 CI 심벌마크에 대한 디자인 요소는 <표 5>와 같다. 제안된 시스템을 이용해서 <표 5>의 설계요소에 의해 구성된 각 CI 심벌마크에 대하여 4개의 언어적 이미지에 대한 감성을 평가한 결과는 <표 6>과 같으며 세부적인 내용은 다음과 같다. APOLIO와 CHOLLIAN의 CI 심벌마크에 “창의적인”, “미래지향적인”, “명확한”의 기업 이미지가 시각적으로 잘 반영되어 있는 것으로 평가되었으며, “독창적인” 기업이미지에 대한 평가는 APOLIO, SEOUL BANK, AHNLAB, CHOLLIAN의 CI 심벌마크가 거의 비슷한 결과를 보여주었다.

<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
로고타입 서체	Sans Serif 계열	Sans Serif 계열	serif 계열	Sans Serif 계열
로고타입 색상	검정	검정	파랑	파랑
시그니춰 조합형태	상하	상하	상하	상하

<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



<그림 6> 감성진단용 CI 심벌마크

6. 결론

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

CI 심벌마크의 디자인 요소로부터 고객들의 기업에 대한 이미지를 자동으로 평가할 수 있는

역향성 감성공학시스템을 구축하기 위해서는 정성적 속성을 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 퍼지-신경망을 적용하였다. 구축된 시스템에 대하여 학습능력과 범화능력을 평가한 성능검정을 살펴봄으로서 시스템의 추론능력에 대한 우수성을 입증하였으며 현존하는 CI 심벌마크에 대하여 고객의 감성을 진단함으로써 실제 적용해 보았다.

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

참고문헌

조동성, 신철호, 14가지 경영혁신기법의 통합모델, IBS 컨설팅 그룹, 1996.
 原田進, CI 디자인-기업이미지 창조의 프로세스, 한국LCA, 1992.
 長町三生, 感性工学のおはなし, 日本規格協會, 1995.
 Ichihashi, H., and T. Watanabe, "Learning Control by Fuzzy Models Using a

Simplified Fuzzy Reasoning", Journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Systems, Vol.2, No.3(1990), 429-437.
 James, A. F. and M. S. David, Neural Networks, Addison Wesley, New York, 1992.
 Mamdani, E., "Advances in the Linguistic Synthesis of Fuzzy Controller", International Journal of Man-Machine Studies, Vol.8, No.6(1976), 669-679.
 Nagamachi, M., T. Sekine and Y. Hotta, "Image Technological Study on Living Environment", Research Report of Hiroshima Chapter of Japan Construction Association, Vol.9(1982), 125-128,
 Nagamachi, M., "Kansei Engineering Approach to Automotive", Journal of the Society of Automotive Engineers of Japan, Vol.43, No.1(1989), 94-100.
 Nagamachi, M., "Image Technology Based on Knowledge Engineering and Its Application to Design Consultation", Ergonomics International, Vol.88(1988), 72-74.
 Osgood, C. E., G. J. Suci and P. H. Tannenbaum, The Measurement of Meaning, University of Illinois Press, 1957.
 Takagi, T., and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control", IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.SMC-15, No.1(1985), 116-132.

Abstract

Design and Evaluation of Corporate Identity Symbol Marks by Hybrid Kansei Engineering

In-seong Chang*
Yong-ju Park*

Kansei engineering or image technology is a tool to analyze relation between product design components and the impression or feeling of human for physical products. This paper attempts to construct the designer's aid tool for developing corporate identity(CI) symbol mark based on the hybrid Kansei engineering. It combines the forward Kansei engineering for translating consumer's feeling into design components of CI symbol mark and the backward Kansei engineering for evaluating consumer's feeling for CI symbol mark. The semantic differential(SD) evaluation experiment is carried out to find the relations between image and design. The backward Kansei engineering system is modelled by fuzzy neural network. This research is expected to contribute to the development of CI symbol mark that correspond to consumer's image.

Key words: Hybrid Kansei Engineering, CI Symbol Mark, Fuzzy Neural Network

* Department of Industrial/Information Systems Engineering, Soongsil University