

퍼지-뉴럴네트워크를 이용한 CI 심벌마크의 감성평가시스템

장인성[†] · 박용주

승실대학교 산업·정보시스템공학과

Evaluation System of Psychological Feelings for Corporate Identity Symbol Marks Using Fuzzy Neural Networks

In-Seong Chang · Yong-Ju Park

Department of Industrial / Information Systems Engineering, Soongsil University, Seoul, 156-743

In this paper, we construct an automatic evaluation system of psychological feeling for corporate identity (CI) symbol mark based on a fuzzy neural network technique. The system is modelled by trainable fuzzy inference rules with several input variables (qualitative and quantitative design components of CI symbol mark) and a single output variable (consumer's feeling). The back propagation learning algorithm, which is a conventional learning method of multilayer feedforward neural networks, is used for parameter identification of the fuzzy inference system. The learning ability to train data and the generalization ability to test data are evaluated for the proposed evaluation system by computer simulations.

Keywords : fuzzy neural network, CI symbol mark, image technology expert system

1. 서론

CI(Corporate Identity)는 기업의 정체성을 확보하기 위한 기업 이미지 통합전략으로써 기업의 새로운 이미지를 재 구축하여 기업 내외에 이상적인 이미지를 형성하기 위한 종합적인 경영 프로세스이다. 이미지의 시대 또는 감성의 시대라 불리는 오늘날의 정보화 시대에는 기업이 고객들에게 좋은 인상을 심어 주지 못하면 경쟁력을 상실한다. 따라서, 굴지의 대기업들은 소비자들에게 보다 친근한 이미지로 더 가까이 다가가기 위하여 경쟁적으로 새로운 CI를 개발하고 있다. 오늘날 CI는 경쟁이 치열한 현대사회에서 기업의 지위를 효과적으로 향상시키는 중요한 지적 자산으로 부각되고 있으며 세계 각국의 초일류기업들이 자사의 국제적 이미지(global identity)를 정립하기 위한 유력한 전략수단으로 자리잡고 있다.

CI는 MI(Mind Identity), BI(Behavior Identity), VI(Visual Identity)로 구성되며 기업이념을 정립 및 재 구축하여(MI) 사원의 행동양식으로 확산시킨 후(BI) 최종적으로 시각적 이미

지로 표현하여(VI) 기업이미지를 대내외에 전달하는 것을 내용으로 한다(Cho and Shin, 1996). 고객이 시각 정보를 통해 기업을 인지하는 비율이 80%를 넘을 만큼 CI전략에 있어 VI는 기업의 신뢰도와 사업의 성공여부를 결정할 정도로 매우 중요하다. 이는 기업이 변신하고자 하는 방향과 의지를 심벌마크 등의 시각적 디자인으로 함축해 사내외에 알림으로써 기업 이미지의 성공적인 변화와 기업이미지 및 신뢰도 향상이 가능하기 때문이다. 따라서, CI의 핵심은 VI와 관계된 심벌마크의 제작이며 기업의 경영이념이나 특성 등이 시각적 이미지로 CI 심벌마크에 충분히 표현되도록 설계되어야 한다.

본 연구에서는 설계된 CI 심벌마크의 디자인 요소로부터 기업이미지에 대한 고객들의 감성을 자동으로 평가함으로써 의도되었던 기업의 이미지가 CI 심벌마크에 얼마나 잘 반영되었는지를 진단할 수 있는 시스템을 개발하고자 한다. 먼저, CI 심벌마크의 디자인 요소를 정량적 속성 및 정성적 속성을 지닌 아이템/카테고리들로 추출하였으며 아이템/카테고리들의 조합에 의해 작성된 각각의 CI 심벌마크에 대해 SD(Semantic Differential)평가(Osgood *et al.*, 1957)를 실시하여 기업의 시각

[†] 연락저자: 장인성 교수, 156-743 서울시 동작구 상도5동 1-1 승실대학교 산업·정보시스템공학과, Fax: 02-825-1094, e-mail: ischang@saint.ssu.ac.kr
2001년 6월 접수, 1회 수정 후, 2001년 8월 게재 확정.

적 이미지에 대한 고객의 감성을 분석·평가하였다. 이를 토대로 CI 심벌마크를 통해 구축하고자 하는 기업의 이미지를 자동으로 평가할 수 있는 시스템을 개발하기 위해 퍼지-뉴럴 네트워크(fuzzy neural network)를 적용하였다. 구체적으로는 아이템/카테고리들의 정량적 속성과 정성적 속성을 나타내는 입력과 기업이미지에 대한 고객의 감성평가를 나타내는 출력 사이의 관계를 학습형 퍼지추론규칙(fuzzy inference rule)으로 표현하여 시스템을 모형화하였으며 뉴럴네트워크의 대표적 학습법인 오차 역전파(Back Propagation : BP) 알고리즘(Rumelhart et al., 1986)을 이용하여 퍼지추론규칙을 구성하는 조건부의 소속함수(membership function)와 결론부의 매개변수를 조정하였다. 본 연구에서 개발된 시스템은 CI 심벌마크의 설계에 소요되는 시간과 비용을 효과적으로 줄일 수 있는 유용한 기법이며 장차 기업의 CI 심벌마크의 제작에 직접적으로 적용될 수 있을 것으로 사료된다.

2. 기존 연구의 고찰

최근, 제품의 기능뿐만 아니라 소비자의 감성이 반영된 제품 설계 및 개발을 위해 감성에 대한 과학적·공학적 연구가 활발히 진행되고 있다. 감성공학은 감성을 공학의 입장에서 다루어 감성에 대응되는 제품설계에 응용하고자 하는 분야이다(Nagamachi, 1991). 감성공학의 최종목적은 감성을 디자인할 수 있는 시스템을 개발하는 것으로써 감성디자인 지원시스템은 <그림 1>과 같이 감성공학시스템과 감성평가시스템으로 분류할 수 있다. 감성공학시스템은 “화려하다”, “고풍스럽다”와 같이 언어이미지로 표현되는 특정제품에 대한 소비자의 감성이나 이미지 등의 심리적인 요인을 물리적인 디자인 요소로 번역하기 위한 시스템이다. 감성공학시스템은 감성디자인 지원시스템을 구축하기 위한 정통적인 방식에 해당하며 주택설계(Nagamachi, 1991), 자동차설계(Nagamachi, 1989), 주방설계(Enomoto et al., 1993) 등에 적용되었다.

감성평가시스템은 역으로 제품설계요소로부터 소비자의 감성을 진단하기 위한 시스템으로써 본 연구에서는 CI 심벌마크의 설계를 위한 감성평가시스템을 개발하고자 한다. 감성평가시스템을 이용하면 설계된 제품의 형상을 소비자에게 제시하기에 앞서서 제품에 소비자가 요구하는 감성이 얼마나 잘

반영되어있는지에 대한 검증이 가능하다. 감성공학시스템이나 감성평가시스템을 구축하는 데 있어서 가장 중요한 것은 소비자의 감성과 제품의 설계요소와의 관계를 설명할 수 있는 추론기구(inference engine)의 설계이다. 시스템의 입출력관계를 해석하기 위한 방법으로는 통계적인 방법(Hayashi, 1952), 뉴럴네트워크나 퍼지모델(Ishihara et al., 1995; Motohide et al., 1996; Takeshi et al., 1993) 등을 이용한 연구들이 있다. 그러나 이들 방법들은 정량적인 속성 또는 정성적인 속성을 지닌 입력데이터만을 대상으로 하며 입력데이터가 두 개의 속성을 모두 지닌 경우 적용할 수 없다. CI 심벌마크의 디자인 요소에는 심벌마크의 크기, 글자의 위치 등의 정량적 속성과 색깔, 형태, 글자체 등의 정성적 속성이 동시에 존재한다. 따라서, CI 심벌마크를 위한 감성평가시스템을 구축하는 데 있어서 핵심은 정량적인 설계요소와 정성적인 설계요소를 동시에 고려할 수 있는 추론기구의 설계이다. 본 연구에서는 정량적인 속성을 지닌 아이템/카테고리들과 정성적인 속성을 지닌 아이템/카테고리들을 동시에 다룰 수 있는 추론기구를 구축하여 CI 심벌마크의 설계요소로부터 의도되어진 기업의 이미지가 CI 심벌마크에 반영되었는지를 진단할 수 있는 감성평가시스템을 개발하고자 한다.

3. CI 심벌마크의 감성평가

CI 심벌마크를 통해 구축하고자 하는 기업이미지에 대응되는 형용사로서 자주 사용되는 어휘들을 파악하여 그중 대표적인 어휘를 감성평가를 위한 언어이미지(verbal identity)로 선정하였다. CI 심벌마크의 디자인 요소를 정량적 속성과 정성적 속성을 지닌 아이템/카테고리들로 추출하여 샘플을 제작한 후, 피실험자 60명을 대상으로 추출된 언어이미지에 대한 감성평가를 실시하였다.

3.1 언어이미지 추출

CI 심벌마크의 설계에 있어서 중요한 것은 기업이 의도하는 이미지를 얼마나 잘 표현하는가 이다. 인터넷에 의한 기업정보나 기업홍보를 위한 카탈로그로부터 CI 심벌마크를 통해 구축하고자 하는 기업의 이미지 형용사로 자주 사용되는 어휘들을 조사하였다. 조사대상 기업 수는 12개 기업이었으며 한 기업이 추구하는 이미지 형용사는 최소 1개에서 최대 5개로 다양하였다. 조사된 이미지 형용사들을 비슷한 의미를 갖는 형용사들로 분류하여 정리하면 <표 1>과 같다.

조사대상 12개의 기업들 중 “미래지향적인”, “창조적인”, “혁신적인”, “세계적인”, “국제적인”과 같이 유사한 의미를 지닌 5개의 이미지 형용사들 중의 어느 하나라도 사용하는 기업 수는 10개(83.3%)의 기업들이었으며 이들 5개의 이미지 형용사가 사용된 횟수의 총합은 17번(53.1%)으로 다른 분류의 이

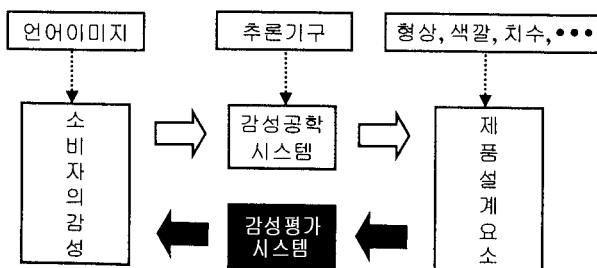


그림 1. 감성디자인 지원시스템.

표 1. 이미지 형용사 추출을 위한 사전 조사

이미지 형용사	기업수(%)	빈도수(%)
미래지향적인 창조적인 혁신적인 세계적인 국제적인	10(83.3%)	17(53.1%)
기술적인 정보화된 첨단성의	4(33.3%)	4(12.5%)
고객지향적인	4(33.3%)	4(12.5%)
기 타	5(41.7%)	7(21.9%)

이미지 형용사와 비교하여 높은 빈도를 차지하였다. 이상의 5가지 이미지 형용사들은 “적극적으로 나아가 일을 이룩하고자 하는 성질이나 의지”를 나타내는 이미지와 관계되며 이러한 이미지는 국어사전에 “진취성”이라는 용어로 풀이된다(Yahoo! Korea, 1997). 따라서, 본 연구에서는 “진취적인” 이미지 형용사를 감성평가에 사용할 언어이미지로 선정하였다.

3.2 CI 심벌마크의 디자인 요소

기업의 시각적 이미지를 구성하는 핵심요소를 기본요소(basic element)라하며 기업의 시각적인 커뮤니케이션의 기본이 되는 형상을 나타내는 심벌마크(symbol mark), 회사의 이름을 디자인한 특정한 문자인 로고타입(logotype), 기업이미지를 컬러로 표현하기 위한 전용색상(corporate color), 기업이미지에 맞도록 설계된 글자체인 전용서체(special typeface), 심벌마크와 로고타입을 효과적으로 조합하는 형태인 시그니취(signature) 등이 해당된다(Design Add, 1998; Integration Design, 1999; Kim, 1989). 이러한 기본요소 중에서 심벌마크는 기업을 대표하는 최고의 시각적 상징물로서 CI의 가장 중요한 요소이며 회사명을 나타내는 로고타입과 함께 표시되는 것이 일반적이다.

심벌마크는 시각적 상징성이 높은 형태로 제작되어야하며 심벌마크의 바탕색에 적용되는 전용색상은 회사의 이미지와 연결될 수 있는 색상이어야 한다. 로고타입은 심벌마크와의 조형적 통일성과 독창성 등이 고려된 글자색과 글자체로 제작되어야한다(Design Add, 1998; Integration Design, 1999). 최근 2년간 제작된 90개의 CI 심벌마크들에 대해 각 요소의 특징을 조사한 결과 세부적인 특징은 <표 2>와 같다. 심벌마크의 형태로 <그림 2>와 같은 둥근형, 회전형, 타원형, 원호형 등의 원형 형태가 높은 빈도수(35.6%)를 차지하였다. 본 연구에서는 이들 4가지의 원형 형태를 대표할 수 있는 타원형에 기업명의 영문글자를 첨가한 것을 평가하려는 CI 심벌마크로 선정하였다. 심벌마크의 바탕색으로는 80% 이상의 기업들이 사용하고 있는 파랑, 빨강, 초록을 글자색으로는 검정, 흰색을 선정하였으며 글자체는 Sans Serif와 Serif에 각각 속하는 Arial과

표 2. 설계요소 추출을 위한 사전 조사

구 분	형 태	기업수(%)
심벌마크의 형태	원형	32(35.6%)
	영문형	23(25.6%)
	사각형	18(20.0%)
	기타	17(18.9%)
심벌마크의 바탕색	파랑	33(36.7%)
	빨강	29(32.2%)
	초록	12(13.3%)
	기타	16(17.8%)
글자색	검정	33(36.7%)
	흰색	20(22.2%)
	파랑	12(13.3%)
	기타	25(27.8%)
글자체	Sans Serif	55(61.1%)
	Serif	18(20.0%)
	Decorative	11(12.2%)
	기타	6(6.7%)



그림 2. CI 심벌마크 형태의 이해.

Times Roman을 선정하였다. 이상의 바탕색, 글자색, 글자체는 모두 정성적 속성을 가진 설계요소들이다.

시그니취는 심벌마크와 기업명인 로고타입을 조합하는 형태로 상호조합, 좌우조합 등 수십 가지의 조합 형태가 만들어질 수 있다. 본 연구에서는 시그니취를 심벌마크에서의 글자 위치로 나타내었으며 이를 정량적 속성의 설계요소로 선정하였다. 타원의 세로와 가로길이를 각각 비율 축소하여 0과 1 사이의 X-Y 좌표상에 나타내었으며 글자의 세로길이를 지름으로 하는 2개의 원 R_a 와 R_b 를 X-Y 좌표상에 표현하였다. 원 R_a 와 원 R_b 의 중심을 잇는 직선의 중점에 글자의 전체 가로길이의 1/2이 위치하도록 하였으며 글자의 방향은 직선의 방향과 일치시켰다. 그러므로, 글자의 위치는 원 R_a 와 원 R_b 의 중심을 나타내는 각각의 점 (x_a, y_a) 와 (x_b, y_b) 에 의해 변하며 본

표 3. CI 심벌마크의 아이템/카테고리

속성	변수	item	category
정량적	x_1	원 R_a 의 x_a 값	0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0
	x_2	원 R_a 의 y_a 값	0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0
	x_3	원 R_b 의 x_b 값	0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0
	x_4	원 R_b 의 y_b 값	0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0
정성적	x_5	타원의 바탕색	파랑, 빨강, 초록
	x_6	글자색	검정, 흰색
	x_7	글자체	Arial, Times Roman

연구에서는 x_a, y_a, x_b, y_b 가 취할 수 있는 값을 0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0의 5개의 값으로 제한하였다. 따라서, 글자의 위치를 나타내는 원 R_a 와 원 R_b 의 중심인 X - Y 좌표상의 점 (x_a, y_a) 와 (x_b, y_b) 가 정량적인 설계요소들이다. 이상을 요약하면 정성적 속성과 정량적 속성을 나타내는 설계요소의 아이템/카테고리들은 <표 3>과 같다.

3.3 CI 심벌마크의 샘플 작성

현존하는 CI 심벌마크의 무단 도용이나 변형은 금지되어 있으므로 감성평가를 실시할 CI 심벌마크를 자체 제작하였다. 먼저, 본 연구에서 평가할 CI 심벌마크는 타원형에 영문글자를 첨가한 형태이므로 이런 형태의 CI 심벌마크를 사용하는 9개 기업의 CI 심벌마크를 분석하여 타원의 가로길이 : 타원의 세로길이 = 2.5:1, 타원의 세로길이 : 글자의 세로길이(원 R_a , 원 R_b 의 지름) = 2:1, 타원의 가로길이 : 글자의 가로길이 = 1.5:1, 타원의 각도 = 0도로 고정하였다.

<표 3>의 아이템/카테고리를 조합한 전체 샘플의 수는 원 R_a 의 x_a 값(5) × 원 R_a 의 y_a 값(5) × 원 R_b 의 x_b 값(5) × 원 R_b 의 y_b 값(5) × 타원의 바탕색(3) × 글자색(2) × 글자체(2) = 7500개로 모든 샘플을 제작하여 감성평가를 실시하면 보다 정확한 평가와 분석이 수행되나 이것은 실제로 불가능하다. 따라서, 본 연구에서는 7500개의 전체 샘플에 대하여 랜덤 수를 발생시켜 50개의 샘플만을 제작해서 감성평가를 실시하였다. 단, 추출된 샘플들이 각 item의 특정 category에 치우치는 것을 배제하기 위하여 이러한 샘플들은 제거하고 부족한 수만큼의 샘플들을 반복해서 다시 추출하였다. 그러므로, 추출된 50개의 샘플들은 정량적 설계요소이자 글자의 위치를 나타내는 $x_a, y_a, x_b, y_b(x_1 \sim x_4)$ 의 카테고리들이 X - Y 좌표상에 골고루 분포되었으며, 정성적 설계요소를 나타내는 타원의 바탕색, 글자색, 글자체($x_5 \sim x_7$)의 카테고리들도 다양하게 나타났다.

샘플의 작성순서는 <그림 3>과 같다. 타원의 세로와 가로의 길이를 각각 비율 축소하여 0과 1 사이의 X - Y 좌표상에 나타내고 타원을 4개의 점 (0, 0), (0, 1), (1, 0), (1, 1)으로 이루어지

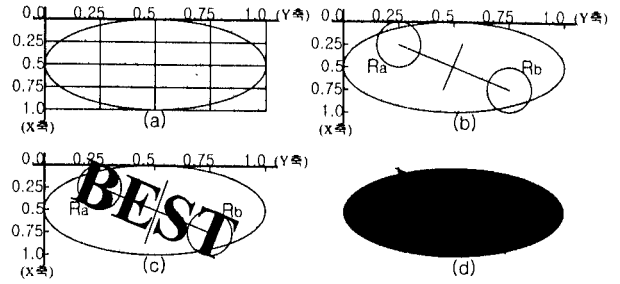


그림 3. 샘플의 작성순서.

는 사각형내에 표현한다(a). 글자의 세로길이를 지름으로 하는 원 R_a 와 원 R_b 의 중심을 <표 3>에 제시된 $x_1 \sim x_4$ 의 대응되는 값에 의해 X - Y 좌표상에 표현하고 두 원의 중심을 잇는 직선의 중점을 표시한다(b). 글자의 방향과 글자의 세로길이의 중점을 원 R_a 와 원 R_b 의 중심을 잇는 직선의 방향과 중점에 일치시킨다(c). 최종적으로 정성적 속성인 <표 3>의 $x_5 \sim x_7$ 에 대응되는 값을 나타냄으로써 샘플이 완성된다(d)(예를 들면, x_5 = 빨강, x_6 = 검정, x_7 = Times Roman).

3.4 샘플의 감성평가

제작된 50개의 샘플을 대상으로 언어이미지인 “진취적인”에 대한 고객의 시각적 이미지를 평가하기 위하여 감성평가를 실시하였다. 피실험자는 남·녀 대학생 60명(남: 50명, 여: 10명)으로 평균연령은 만 23.6세였다. 실험절차는 컴퓨터 화면상에 샘플을 피실험자에게 보여주고 “진취적인” 이미지에 관련되어있는 정도를 SD(Semantic Differential) 7점 척도로 평가하게 하였으며 샘플의 제시순서에 의한 편의(bias)를 제거하기 위하여 50개의 샘플을 10개씩 5개군으로 나누어 각 피실험자에게 무작위로 제시하였다. <표 4>는 SD평가에 의해 얻어진 결과를 나타내며 각각의 샘플에 대해 피실험자들의 평가치가 불규칙하게 분포한다. 예를 들면, 샘플번호 1에 대한 감성평가치가 최대 6, 최소 2와 같이 60명의 평가치가 고르지 못하다. 이와 같은 이유는 “진취적인” 이미지에 대한 60명의 평가기준

표 4. 샘플에 대한 SD 감성평가치

샘플번호	1	2	...	49	50	Max	Min
평가자	1	2	4	...	4	2	7
	2	5	2	...	5	3	6
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	59	4	3	...	4	5	6
	60	6	4	...	4	5	7
Max	6	5	...	6	5		
Min	2	2	...	2	1		

이 서로 다르기 때문인 것으로 추측된다. 따라서, 피실험자들의 서로 다른 평가기준에 의한 편의를 제거하기 위하여 <표 4>와 같이 SD 7점 척도로 평가된 결과를 다음과 같이 0과 1 사이의 값으로 변환하였다.

$$Q_{pr}^{new} = (Q_{pr} - \min\{Q_{pr}^*\}) / (\max\{Q_{pr}^*\} - \min\{Q_{pr}^*\}) \quad (1)$$

여기서, Q_{pr}^{new} = r번째 CI 심벌마크에 대한 평가자 p의 수정 평가치

Q_{pr} = r번째 CI 심벌마크에 대한 평가자 p의 평가치

$$\min\{Q_{pr}^*\} = \min\{Q_{pr} \mid \forall r, r = 1, 2, \dots, 50\}$$

$$\max\{Q_{pr}^*\} = \max\{Q_{pr} \mid \forall r, r = 1, 2, \dots, 50\}$$

4. 시스템 구축

CI 심벌마크의 디자인요소로 추출된 정량적 속성 및 정성적 속성을 지닌 아이템/카테고리로부터 “진취적인” 이미지에 대한 고객의 감성을 진단할 수 있는 추론기구를 위해 퍼지-뉴럴네트워크를 적용함으로써 CI 심벌마크의 감성평가시스템을 구축하였다.

4.1 퍼지추론규칙

퍼지추론규칙을 구성하기 위한 방법으로 결론부를 퍼지로 설정하는 min-max 중심법(Mamdani, 1976), 결론부를 함수화하는 함수형 추론법(Takagi and Sugeno, 1985), 결론부를 실수치로 설정하는 간략화 추론법(Ichihashi and Watanabe, 1990) 등의 다양한 방법들이 개발되었다. 간략화 추론법은 단순성, 실용성의 관점에서 가장 많이 응용되는 기법이다. 따라서, 본 연구에서는 간략화 추론법에 의해 퍼지추론규칙을 다음과 같이 구성하였다. m과 n은 각각 정량적 속성의 수와 정성적 속성의 수인 4와 3을 나타내며, $i(i=1, 2, \dots, q)$ 는 대응되는 규칙을 나타낸다.

Rule i: If $x_1 = A_{i1} \& \dots \& x_m = A_{im} \& x_{m+1} = B_{i1} \& \dots \& x_{m+n} = B_{in}$ then $y = w_i$

여기서, x_1, \dots, x_m : 정량적 속성변수

x_{m+1}, \dots, x_{m+n} : 정성적 속성변수

y: “진취적인” 이미지에 대한 감성평가

A_{ij} : i번째 규칙의 정량적 속성 x_j 의 소속함수

B_{ij} : i번째 규칙의 정성적 속성 x_{m+j} 의 소속함수

w_i : i번째 규칙의 결론부 실수치

CI 심벌마크의 속성을 나타내는 입력벡터 $X=(x_1, x_2, \dots, x_{m+n})$ 에 대하여 q개의 퍼지추론규칙에 의한 “진취적인” 이미지의 최종 추론결과 Y는 다음과 같다.

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^q \mu_i(X) \cdot w_i}{\sum_{i=1}^q \mu_i(X)} \quad (2)$$

여기서, $\mu_i(X)$ 는 입력벡터 $X = (x_1, x_2, \dots, x_{m+n})$ 의 i번째 규칙에 대한 조건부 적합도이다.

$$\mu_i(X) = \prod_{j=1}^m A_{ij}(x_j) \prod_{j=m+1}^{m+n} B_{ij}(x_j)$$

4.2 퍼지-뉴럴네트워크 모형

퍼지추론규칙을 가지고 입력력 관계를 명확히 기술하기 위해서는 조건부의 소속함수의 형상 A_{ij}, B_{ij} 와 결론부의 실수치 w_i 를 최적이 되도록 설정하여야 한다. 이를 위해 퍼지추론규칙을 <그림 4>와 같은 뉴럴네트워크 모형으로 표현하였으며, 모형의 세부적인 입력력 과정을 살펴보면 다음과 같다. 제0층은 각 입력치를 각 층에 분배한다. 제1층의 각 유니트는 소속함수에 대응되며 입력에 대한 소속함수의 값을 계산해서 출력한다. 제2층의 각 유니트는 하나의 퍼지추론규칙에 대응되며 입력의 적(조건부 적합도)을 계산한 후 각 유니트의 합이 1이 되도록 정규화(Normalizing)되어진 값을 출력한다. 제3층은 입력치에 2~3층 간의 결합하중(결론부 실수치)을 곱한 합을 출력한다. 먼저, 입력치가 정량적인 경우의 소속함수는 다음과 같은 Gauss 함수형으로 정식화하였다.

$$A_{ij}(x_j) = \exp\left[-\left(\frac{x_j - a_{ij}}{b_{ij}}\right)^2\right] = G(a_{ij}, b_{ij}) \quad (3)$$

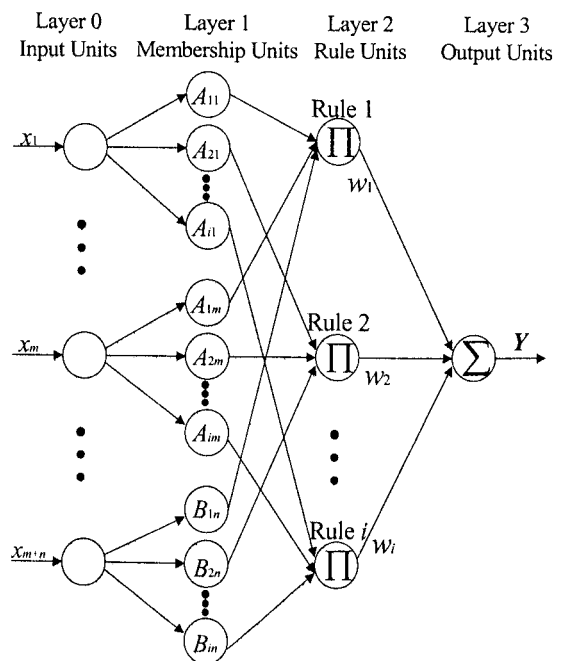
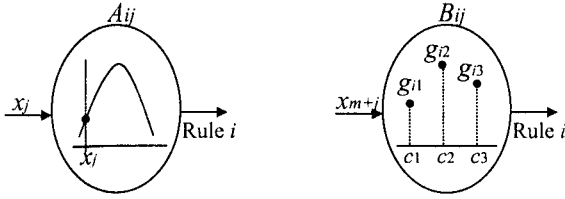


그림 4. 퍼지-뉴럴네트워크 모형.



(a) 정량적 입력속성의 소속함수 (b) 정성적 입력속성의 소속함수

그림 5. 제1층의 소속함수 형상.

여기서, a_{ij} , b_{ij} 는 소속함수의 중심과 폭을 나타내는 실수로써 대응되는 소속함수의 형상을 결정하는 매개변수이다.

<그림 5(a)>는 정량치인 입력 x_j 와 제 2층의 i 유니트를 연결하는 제1층의 유니트 A_{ij} 를 보여준다. 반면에 입력치가 정성적인 경우에는 수식으로 소속함수를 표현하는 것은 불가능하므로 입력치의 각 속성과 소속정도(grade)를 쌍으로 나열하고 이들의 집합(열거형 퍼지집합)을 입력변수의 소속함수로 하는 방법을 사용하였다. 이 방법은 이산형 소속함수를 기술하는 방법(Zimmermann, 1991)과 동일하다. <그림 5(b)>는 입력변수 x_{m+j} 가 취할 수 있는 정성적 속성이 c_1, c_2, c_3 이고 이들 속성들에 대응되는 소속값이 g_{i1}, g_{i2}, g_{i3} 일 때 x_{m+j} 의 소속함수 $B_{ij}(x_j) = \{g_{i1}/c_1, g_{i2}/c_2, g_{i3}/c_3\}$ 를 보여준다. 여기서, g_{ij}/c_s 는 $g_{ij}(c_s)$ 와 동일하며 소속값을 의미하므로 $0 \leq g_{ij}(c_s) \leq 1$ 이다. 퍼지-뉴럴네트워크 모형상에서 제1층의 유니트 B_{ij} 는 입력된 x_{m+j} 의 정성적 속성에 해당되는 소속함수의 값을 취하여 제2층의 i 유니트로 연결한다. 제시된 모형에서의 제1층, 2층, 3층의 출력치 O_{ij}^1, O_i^2, O_i^3 는 아래와 같다.

$$O_{ij}^1 = A_{ij}(x_j) = \exp\left[-\left(\frac{x_j - a_{ij}}{b_{ij}}\right)^2\right]; x_j \text{가 정량적 속성인 경우} \quad (4)$$

$$O_{ij}^1 = B_{ij}(x_j); x_j \text{가 정성적 속성인 경우} \quad (5)$$

$$O_i^2 = \frac{\prod_j O_{ij}^1}{\sum_j \prod_j O_{ij}^1} \quad (6)$$

$$O_i^3 = \sum_j w_i O_i^2 = Y \quad (7)$$

4.3 매개변수들의 갱신

A_{ij} 의 매개변수 a_{ij} , b_{ij} 와 B_{ij} 의 매개변수 $g_{ij}(c_s)$ 및 결론부 w_i 를 BP기법을 이용하여 갱신하였다. r 번째 샘플에 대한 속성을 나타내는 입력벡터 $X_r = (x_1^r, x_2^r, \dots, x_{m+n}^r)$ ($r=1, 2, \dots, N$)와 “진취적인” 이미지에 대한 피실험자들의 감성평가치의 평균을 나타내는 출력데이터 y^r 가 주어졌을 때, BP기법은 다음과 같은 2층 오차 E_r 의 합 E 가 최소가 되도록 매개변수들을 순차적으로 갱신한다.

$$E = \sum_{r=1}^N E_r \quad (8)$$

여기서, $E_r = \frac{1}{2}(Y - y^r)^2$.

2층 오차 E_r 을 최소화하기 위해 최급강화법(Gradient Descent Method)(James, 1992)을 적용하면 매개변수들은 다음과 같이 갱신된다. k_a, k_b, k_w, k_g 는 학습계수를 나타낸다.

4.3.1 a_{ij} 의 갱신

$$\begin{aligned} a_{ij}^{new} &= a_{ij}^{old} + k_a \Delta a_{ij} \quad (9) \\ &= a_{ij}^{old} + k_a \cdot -\frac{\partial E_r}{\partial a_{ij}} \\ &= a_{ij}^{old} + k_a \cdot -\frac{\partial E_r}{\partial Y} \cdot \frac{\partial Y}{\partial a_{ij}} \\ &= a_{ij}^{old} - k_a \cdot (Y - y^r) \cdot \left[\left(\sum_{i=1}^q \mu_i(X^r) \right) \cdot \frac{2(x_j - a_{ij})}{b_{ij}^2} \right. \\ &\quad \cdot \mu_i(X^r) \cdot w_i - \left. \left(\sum_{i=1}^q \mu_i(X^r) w_i \right) \cdot \frac{2(x_j - a_{ij})}{b_{ij}^2} \right. \\ &\quad \left. \cdot \mu_i(X^r) \right] / \left(\sum_{i=1}^q \mu_i(X^r) \right)^2 \end{aligned}$$

4.3.2 b_{ij} 의 갱신

$$\begin{aligned} b_{ij}^{new} &= b_{ij}^{old} + k_b \Delta b_{ij} \quad (10) \\ &= b_{ij}^{old} + k_b \cdot -\frac{\partial E_r}{\partial b_{ij}} \\ &= b_{ij}^{old} + k_b \cdot -\frac{\partial E_r}{\partial Y} \cdot \frac{\partial Y}{\partial b_{ij}} \\ &= b_{ij}^{old} - k_b \cdot (Y - y^r) \cdot \left[\left(\sum_{i=1}^q \mu_i(X^r) \right) \cdot \frac{-(x_j - a_{ij})^2}{b_{ij}^4} \cdot 2b_{ij} \cdot \mu_i(X^r) \right. \\ &\quad \cdot w_i - \left. \left(\sum_{i=1}^q \mu_i(X^r) \cdot w_i \right) \cdot \frac{-(x_j - a_{ij})^2}{b_{ij}^4} \right. \\ &\quad \left. \cdot 2b_{ij} \cdot \mu_i(X^r) \right] / \left(\sum_{i=1}^q \mu_i(X^r) \right)^2 \end{aligned}$$

4.3.3 w_i 의 갱신

$$\begin{aligned} w_i^{new} &= w_i^{old} + k_w \Delta w_i \quad (11) \\ &= w_i^{old} + k_w \cdot -\frac{\partial E_r}{\partial w_i} \\ &= w_i^{old} + k_w \cdot -\frac{\partial E_r}{\partial Y} \cdot \frac{\partial Y}{\partial w_i} \\ &= w_i^{old} - k_w \cdot (Y - y^r) \cdot \frac{\mu_i(X^r)}{\sum_{i=1}^q \mu_i(X^r)} \end{aligned}$$

4.3.4 g_{ij} 의 갱신

정성치 c_s 의 소속값이 $g_{ij}(c_s)$ 이고 BP에 의한 갱신량을 $\Delta g_{ij}(c_s)$ 라 하면 갱신후의 소속값은 다음과 같다.

$$g_{ij}^{new}(c_s) = g_{ij}^{old}(c_s) + k_g \Delta g_{ij}(c_s), (0 \leq g_{ij}^{new}(c_s) \leq 1) \quad (12)$$

$g_{ij}^{new}(c_s)$ 는 소속값을 나타내므로 구간 $[0, 1]$ 에 포함되어야 하지만 $\Delta g_{ij}(c_s)$ 는 이를 고려하지 않기 때문에 항상 $0 \leq g_{ij}^{new}(c_s) \leq 1$ 이 성립되지 않는다. 따라서, 구간 $[0, 1]$ 의 $g_{ij}(c_s)$ 를 다음과 같은 함수 f 를 이용해서 구간 $[-\infty, +\infty]$ 의 $G_{ij}(c_s) = f(g_{ij}(c_s))$ 로 변환하였다.

$$G_{ij}(c_s) = f(g_{ij}(c_s)) = -V \log \frac{1 - g_{ij}(c_s)}{g_{ij}(c_s)}, \quad V > 0 \quad (13)$$

여기서, V 는 함수 f 의 기울기를 결정하는 실수값 계수이며 $< \text{그림 6} >$ 은 함수 f 의 형상을 나타내고 있다. $G_{ij}(c_s)$ 의 갱신 후의 값은 다음과 같다.

$$G_{ij}^{new}(c_s) = G_{ij}^{old}(c_s) + k_g \Delta G_{ij}(c_s) \quad (14)$$

$G_{ij}^{new}(c_s)$ 가 얻어지면 관계식 (15)를 이용해서 역으로 식 (12)의 $g_{ij}^{new}(c_s)$ 를 산출할 수 있다.

$$g_{ij}^{new}(c_s) = f^{-1}(G_{ij}^{new}(c_s)) \quad (15)$$

최급강화법에 의하여 식 (14)의 갱신량 $\Delta G_{ij}(c_s)$ 는 다음과 같이 전환된다.

$$\begin{aligned} \Delta G_{ij}(c_s) &= \frac{-\partial E_r}{\partial G_{ij}(c_s)} = \frac{-\partial E_r}{\partial g_{ij}(c_s)} \cdot \frac{\partial g_{ij}(c_s)}{\partial G_{ij}(c_s)} \\ &= f^{-1}(G_{ij}(c_s))' \Delta g_{ij}(c_s) \end{aligned} \quad (16)$$

식 (16)의 $f^{-1}(G_{ij}(c_s))'$ 는 식 (17)을 이용해서 식 (18)로 표현된다.

$$\begin{aligned} f(g_{ij}(c_s))' &= \left(-V \cdot \frac{\log_e \frac{1 - g_{ij}(c_s)}{g_{ij}(c_s)}}{\log_e 10} \right)' \\ &= \left(-V \cdot \frac{\ln \frac{1 - g_{ij}(c_s)}{g_{ij}(c_s)}}{\ln 10} \right)' \\ &= -V \cdot \frac{(1 - g_{ij}(c_s))}{g_{ij}(c_s)} \cdot \\ &\quad - \frac{g_{ij}(c_s) + 1 - g_{ij}(c_s)}{g_{ij}(c_s)^2} \cdot \frac{1}{\ln 10} \\ &= \frac{V \cdot (1 - g_{ij}(c_s))}{\ln 10 \cdot g_{ij}(c_s)^3} \end{aligned} \quad (17)$$

$$f^{-1}(G_{ij}(c_s))' = \frac{1}{f(g_{ij}(c_s))'} = \frac{\ln 10 \cdot g_{ij}(c_s)^3}{V \cdot (1 - g_{ij}(c_s))} \quad (18)$$

식 (18)에서 관계식 (15)에 의해 $g_{ij}(c_s) = f^{-1}(G_{ij}(c_s))$ 로 치환하고 아래의 식 (19)를 이용하면 $f^{-1}(G_{ij}(c_s))'$ 는 최종적으로 식 (20)과 같이 전환된다.

$$f^{-1}(G_{ij}(c_s)) = \frac{1}{10^{-\frac{G_{ij}(c_s)}{V}} + 1} \quad (19)$$

$$f^{-1}(G_{ij}(c_s))' = \frac{\ln 10 \cdot \left(\frac{1}{10^{-\frac{G_{ij}(c_s)}{V}} + 1} \right)^3}{V \cdot \left(1 - \frac{1}{10^{-\frac{G_{ij}(c_s)}{V}} + 1} \right)} \quad (20)$$

식 (16)의 $\Delta g_{ij}(c_s)$ 는 다음과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} \Delta g_{ij}(c_s) &= \frac{-\partial E_r}{\partial g_{ij}(c_s)} \\ &= \frac{-\partial E_r}{\partial Y} \cdot \frac{\partial Y}{\partial g_{ij}(c_s)} \\ &= -(Y - y') \cdot \left[\sum_{i=1}^q \mu_i(X^r) \cdot \mu_i(X^r) \cdot \frac{w_i}{g_{ij}(c_s)} \right. \\ &\quad \left. - \left(\sum_{i=1}^q \mu_i(X^r) w_i \right) \cdot \frac{\mu_i(X^r)}{g_{ij}(c_s)} \right] \left/ \left(\sum_{i=1}^q \mu_i(X^r) \right)^2 \right. \end{aligned} \quad (21)$$

식 (20)과 식 (21)로부터 얻어진 값을 식 (16)에 대입하면 $G_{ij}(c_s)$ 의 갱신 후의 값 $G_{ij}^{new}(c_s)$ 를 구할 수 있다. 산출된 $G_{ij}^{new}(c_s)$ 의 값을 식 (19)에 대입하면 관계식 (15)에 의해 최종적으로 $g_{ij}(c_s)$ 의 갱신 후의 값 $g_{ij}^{new}(c_s)$ 가 계산된다.

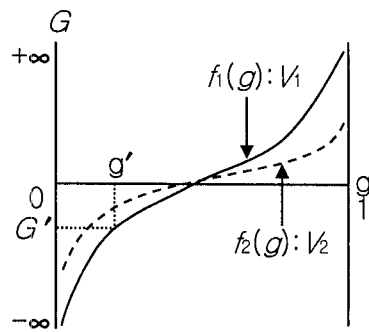


그림 6. 정성적 속성의 소속함수의 변환($V_1 > V_2$).

4.4 BP 알고리즘의 학습순서

식 (8)의 2층 오차 E_r 의 합 E 는 다음과 같은 BP 알고리즘의 학습절차에 의하여 순차적으로 수정된다.

- step 1. (1) A_{ij} 의 매개변수 a_{ij} , b_{ij} 와 B_{ij} 의 매개변수 $g_{ij}(c_s)$ 및 w_i 의 초기치를 임의로 설정한다. 단, $0 \leq g_{ij}(c_s)$, $w_i \leq 1$ 이다.
- (2) 학습횟수 t 를 0, 입력벡터 X^r 의 샘플번호 r 을 1로 초기화하고, 학습계수 k_w , k_a , k_b , k_g 와 V 및 학습종료 횟수 T 를 설정한다.
- step 2. r 번째 입력력데이터 (X^r, y')를 퍼지-뉴럴네트워크

모형에 입력한다.

- step 3. 입력벡터 X^r 에 대한 각 층의 출력 결과를 계산한다.
- step 4. 각층의 출력 결과를 이용해서 매개변수 a_{ij} , b_{ij} 와 B_{ij} 의 매개변수 $g_{ij}(c_s)$ 및 w_i 를 수정한다.
- step 5. (1) $r < M$ (샘플 수)이면 $r = r + 1$ 로 해서 step 2로 재이동한다.
(2) $r = M$ (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 시스템을 학습능력과 범화능력의 평가를 통해 시스템의 성능평가를 실시하였으며 규칙 수 q 와 V 값의 변화에 따른 평균 학습오차와 평균 범화오차의 추이를 조사하였다. 또한, 구축된 시스템을 현존하는 CI 심벌마크에 직접 적용하여 기업이미지에 대한 고객의 감성을 진단해 보았다. 제안된 시스템은 Visual C++ 6.0을 사용하여 구현하였으며, Pentium 300 MHz CPU, 128 MB RAM를 장착한 IBM-PC에서 수행되었다.

5.1 성능평가

본 시스템의 성능검정을 위해서는 학습능력과 범화능력이 평가되어야 한다. N 개의 데이터 중 $M(M < N)$ 개의 데이터에 대해서 학습한 후 출력의 일치정도를 평가하는 것을 학습용 데이터(training data)에 대한 학습능력의 평가라 한다. 학습능력의 평가 후 미학습데이터 $N - M$ 개를 시스템에 입력해서 출력의 일치정도를 평가하는 것을 평가용 데이터(test data)에 대한 범화능력의 평가라 한다. 본 연구에서는 작성된 CI 심벌마크 50(= N)개의 입출력데이터 중에서 45(= M)개를 학습용 데이터, 나머지 5(= $N - M$)개를 평가용 데이터로 활용하여 시스템의 학습능력과 범화능력을 평가하였다. 매개변수 a_{ij} 의 초기치는 0과 1 사이의 소수첫째자리 소수를 임의로 발생하여 설정하였으며 매개변수 b_{ij} , $g_{ij}(c_s)$, w_i 의 초기치는 0.1로 동일하게 설정하였다. <그림 7>은 k_w, k_a, k_b, k_g 및 V 의 값을 모두 0.1로 설정하고 규칙 수 $q = 20$, 학습종료 횟수 $T = 1000$ 으로 하여 제안된 시스템을 수행한 경우의 평균 학습오차와 평균 범화오차의 변화를 보여준다. 학습 횟수 $T = 1 \sim 100$ 의 범위에서 시스템의 평균 학습오차와 평균 범화오차가 점차적으로 향상되었으며 그 이후에는 평균오차들이 미세한 향상을 보이는 것을 <그림 7>로부터 알 수 있다.

<표 5>는 규칙 수의 변화에 따른 시스템의 성능을 알아보기 위해 매개변수들을 앞서와 동일하게 설정하고 학습종료 횟수 T 를 1000으로 하여 제안된 시스템을 수행한 결과를 보여준다. 규칙 수의 변화에 따른 평균 학습오차와 평균 범화오차는

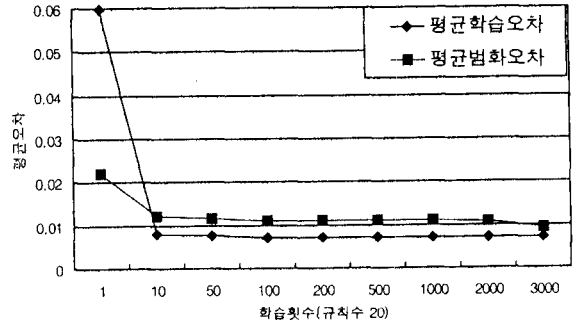


그림 7. 학습 횟수에 따른 평균 학습오차와 평균 범화오차.

표 5. 규칙 수 변화에 따른 평균 학습오차와 평균 범화오차

규칙 수	평균 학습오차	평균 범화오차
5	6363×10^{-6}	9339×10^{-6}
10	6554×10^{-6}	9605×10^{-6}
20	7125×10^{-6}	10952×10^{-6}
30	7130×10^{-6}	9325×10^{-6}
40	6957×10^{-6}	11852×10^{-6}
50	6752×10^{-6}	9018×10^{-6}

규칙 수가 5일 때 가장 우수하게 나타났으나 그 외의 경우에서도 평균 학습오차와 평균 범화오차가 안정된 범위 내에 있기 때문에 규칙 수는 시스템에 커다란 영향을 미치지 않음을 알 수 있다. <표 5>에서 제시된 각각의 규칙 수들 (5, 10, 20, 30, 40, 50)에 대하여 학습 횟수에 따른 평균 학습오차와 평균 범화오차의 향상과정을 조사한 결과 규칙 수가 20일 때 가장 좋았다. 그 외의 규칙 수들에서는 학습 횟수에 따른 평균 학습오차와 평균 범화오차가 $T = 1 \sim 100$ 에서는 대체로 향상되나 T 가 100 이상 일때는 평균 학습오차와 평균 범화오차가 오히려 나빠지거나 진동하였다. 예를 들면, 규칙 수가 20일 때는 평균 학습오차와 평균 범화오차가 학습 횟수의 증가에 따라 지속적으로 향상되지만(<그림 7>), 규칙 수가 10일 때는 평균 학습오차와 평균 범화오차가 학습 횟수에 따라 향상되다가 다시 나빠짐을 알 수 있다(<그림 8>).

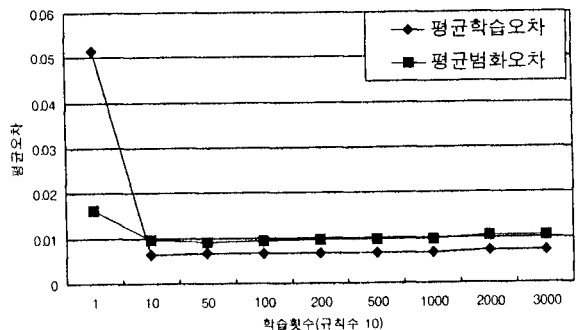


그림 8. 학습 횟수에 따른 평균 학습오차와 평균 범화오차.

표 6. V값 변화에 따른 평균 학습오차와 평균 범화오차

V-value	평균 학습오차	평균 범화오차
0.1	7125×10^{-6}	10952×10^{-6}
0.5	6633×10^{-6}	9913×10^{-6}
1.0	5901×10^{-6}	7987×10^{-6}
1.5	5941×10^{-6}	5744×10^{-6}
2.0	6303×10^{-6}	9461×10^{-6}
2.5	6024×10^{-6}	9169×10^{-6}

<표 6>은 V값의 변화에 따른 시스템의 성능을 알아보기 위해 매개변수들의 설정을 앞에서와 동일하게 하고 규칙 수 $q = 20$, 학습종료 횟수 $T = 1000$ 으로 하여 수행한 결과를 보여 준다. $V = 1.0$ 일 때 시스템의 평균 학습오차가 가장 우수하였으며 $V = 1.5$ 일 때 시스템의 평균 범화오차가 가장 우수하게 나타났다. 그러나 V값의 변화에 따른 평균 학습오차와 평균 범화오차의 차이는 매우 미세하기 때문에 V값은 시스템에 커다란 영향을 미치지 않음을 알 수 있다. 이상의 학습능력 및 범화능력의 평가로부터 제안된 시스템의 추론능력에 대한 우수성을 입증할 수 있으며, 장치 디자이너의 CI 심벌마크 설계를 지원하는데 유용하게 적용될 수 있는 기법이라 고려된다.

5.2 실제 적용

본 연구에서 개발한 시스템을 <그림 9>의 현존하는 CI 심벌마크들에 직접 적용하여 이들 CI 심벌마크에 내재된 기업이미지를 평가해 보았다. 적용된 시스템은 45개의 학습용 데이터에 의해 학습되었던 5.1절의 시스템을 이용하였다. <그림 9>에 제시된 CI 심벌마크들의 상세한 디자인 요소들은 <표 7>과 같다. <표 7>에서 알 수 있듯이 <그림 9>의 CI 심벌마크들은 본 연구의 <표 3>에서 제시된 CI 심벌마크의 아이템/카테고리들로 설명될 수 있다. CI 심벌마크 (a)와 (b)는 x_1, x_3, x_6 에서는 비슷한 카테고리 값을 가지는 반면에 x_2, x_4, x_5, x_7 에서 상이한 카테고리 값을 갖는다. 본 연구에서 제시한 샘플들은 타원의 각도가 0도로 고정되어 타원의 경사를 고려하고 있지 않다. 그러나 개발된 시스템이 경사진 타원형의 심벌마크에 대해서는 어떤 평가를 하는지를 단지 조사하기 위해 타원을 비스듬하게 처리한 CI 심벌마크 (c)에 적용해 보았다. 심벌마크 (c)는 “세계적인”, “고객지향적인”, “첨단성의”, “신뢰성의” 이미지를 표현하기 위해 제작되었다(Samsung, 2001).



그림 9. 감성진단용 CI 심벌마크.

표 7. 감성진단용 CI 심벌마크의 설계요소

설계 요소(변수)	CI 심벌마크		
	Carrier	STP	Samsung
x_1	0.52	0.5	0.33
x_2	0.22	0.38	0.2
x_3	0.52	0.5	0.67
x_4	0.82	0.65	0.8
x_5	파랑	빨강	파랑
x_6	흰색	흰색	흰색
x_7	Serif	Sans Serif	Sans Serif

이상의 현존하는 3가지 CI 심벌마크에 제안된 시스템을 적용한 결과 “진취적인” 감성어휘에 대한 고객의 감성평가 순위는 Samsung(0.5348), STP(0.4766), Carrier(0.4698)로 예측되었다. 그러나 CI 심벌마크들에 대하여 평가치가 낮기 때문에 모두 “진취적인” 이미지에 대한 시각적 표현이 부족하다고 추정할 수 있다.

6. 결론

감성공학시스템과 감성평가시스템은 감성공학의 최종목적인 감성디자인 지원시스템의 개발과 관련해서 매우 중요하다. 그러나 지금까지는 감성공학시스템이 감성공학의 전통적인 접근방식으로 연구의 주류를 이루었다. 본 연구에서는 CI 심벌마크의 디자인 요소로부터 기업이미지에 대한 고객의 감성을 자동으로 평가할 수 있는 감성평가시스템을 제안하였다. 제안된 감성평가시스템은 CI 심벌마크의 디자인 요소인 정량적 속성과 정성적 속성을 동시에 다룰 수 있도록 퍼지-뉴럴네트워크를 적용하여 구축하였다. 시스템의 입출력관계를 해석하기 위해 개발된 기존의 통계적인 방법이나 뉴럴네트워크, 퍼지모델 등은 정량적인 속성 또는 정성적인 속성을 지닌 입력데이터만을 대상으로 하며 CI 심벌마크와 같이 입력데이터가 두 개의 속성을 모두 지닌 경우 적용할 수 없다. 구축된 CI 심벌마크의 감성평가시스템에 대하여 학습능력과 범화능력을 평가한 결과 시스템의 우수성이 입증되었으며 현존하는 CI 심벌마크에 대하여 고객의 감성을 진단함으로써 실제 적용해 보았다. 본 연구에서 개발된 시스템은 디자이너의 CI 심벌마크 설계를 지원함으로써 설계 및 개발에 소요되는 시간과 비용을 효과적으로 줄일 수 있는 유용한 기법이며 장치 기업의 CI 심벌마크의 제작에 직접적으로 적용될 수 있을 것으로 사료된다.

CI 심벌마크의 감성평가 실험에서 고객의 주 대상이 아닌 대학생들을 피실험자로 선정하여 SD 평가를 실시하였으며 또한, 피실험자의 대부분이 남학생들로 구성되어있어 구축된 시스템이 특정 그룹과 특정 연령층에 치우치는 경향이 있다. 추후 연구과제로는 다양한 그룹과 다양한 연령층이 반영된 감성

데이터를 이용해서 여러 종류의 CI 심벌마크에 적용할 수 있는 감성평가시스템을 구축하는 연구가 필요하다.

참고문헌

- Cho, D. S. and Shin, C. H. (1996), *The Integrated Model of 14 Techniques in Innovative Management*, IBS Press, Seoul, Korea.
- Design Add (1998), Basic Design, <http://www.designadd.co.kr>.
- Enomoto, N., Nagamachi, M., Nomura, J. and Sawada, K. (1993), Virtual kitchen system using kansei engineering, *Human-Computer Interaction: Software and Hardware Interfaces*(Eds. Salvendy, G. and Smith, M. J.), Elsevier, Amsterdam, 657-662.
- Hayashi, C. (1952), On the prediction of phenomena from qualitative data and the quantification of qualitative data from the mathematical statistical point of view, *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 3(2), 69-98.
- Ichihashi, H. and Watanabe, T. (1990), Learning control by fuzzy models using a simplified fuzzy reasoning, *Journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Systems*, 2(3), 429-437.
- Integration Design (1999), CI Event, <http://www.idead.co.kr>.
- Ishihara, S., Ishihara, K., Nagamachi, M. and Matsubara, Y. (1995), An automatic builder for a kansei engineering expert system using self-organizing neural networks, *International Journal of Industrial Ergonomics*, 15(1), 13-24.
- James, A. F. and David, M. S. (1992), *Neural Networks*, Addison Wesley, New York.
- Kim, H. R. (1989), *The study about effect savings by C.I.P.'s introduction into domestic banks*, M.S. Thesis, Pusan Women's University.
- Mamdani, E. (1976), Advances in the linguistic synthesis of fuzzy controller, *International Journal of Man-Machine Studies*, 8(6), 669-679.
- Motohide, U., Shiro F., Itsuo, H. and Hiroyuki, T. (1996), Extraction of fuzzy rules using fuzzy neural networks with forgetting, *Trans. of the Society of Instrument and Control Engineers*, 32(3), 409-416.
- Nagamachi, M. (1989), Kansei engineering approach to automotive, *Journal of the Society of Automotive Engineers of Japan*, 43(1), 94-100.
- Nagamachi, M. (1991), An image technology expert system and its application to design consultation, *International Journal of Human-Computer Interaction*, 3(3), 267-279.
- Osgood, C. E., Suci, G. J. and Tannenbaum, P. H. (1957), *The Measurement of Meaning*, University of Illinois Press.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. and Williams, R. J. (1986), Learning representations by back-propagating errors, *Nature*, 323(9), 533-536.
- Samsung(2001), Samsung Corporate Identity, <http://samsung.co.kr/about/ci>
- Takagi, T. and Sugeno, M. (1985), Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control, *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-15(1), 116-132.
- Takeshi, I. and Noboru, W. (1993), Handling of symbolic attributes in automatic construction of inference rules by using input-output data, *Journal of Japan for Fuzzy Theory and Systems*, 5(6), 1408-1423 .
- Yahoo! Korea (1997), Yahoo! Korean Dictionary, <http://kr.kordic.yahoo.com>.
- Zimmermann, H. J. (1991), *Fuzzy Set Theory and Its Applications*, Kluwer, Korea.