

인지 모델을 이용한 오프라인 한글 인식

김용훈, 황종선, 조영임

고려 대학교 전산과학과

The Off-Line Hangul Recognition using Cognitive Model

Yong hoon Kim, Chong sun Hwang, Young im cho

Dep. of computer science, Korea Univ.

요 약

인간이 문자를 어떻게 인식하는가에 관한 많은 연구 결과는 인지 과학자들과 심리학자들에게 의해서 주도되어 왔다. 이에 따라 본 논문은 인간의 시각 체계에 대한 인지적 연구 이론 및 원리를 요약하고 오프라인 한글 문자 인식을 위한 인지적 모델의 필요성을 설명한다. 여러 실험 결과와 주의 이론, 체제성 원리 및 맥락 효과를 도입한 새로운 모델을 개발하고 한글의 구조적 특성을 고려한 구현 모델로 제시한다.

1. 서론

컴퓨터의 성능은 지난 40여년 동안 급격한 발전을 이룩하였다. 그러나 이러한 발전에도 불구하고 아직도 초보 상태에 있는 분야는 패턴 인식 분야이다. 정보화 사회에 있어 각종 패턴을 컴퓨터가 자동으로 인식하도록 하는 것은 매우 중요한 문제이다. 왜냐 하면 컴퓨터의 진정한 발달은 인간을 더욱 편리하게 할 뿐만 아니라 인간과 컴퓨터가 의사를 자유롭게 주고 받게 하는 환경을 제공하는 데 있기 때문이다. 인간과 자유롭게 의사를 소통할 수 있는 컴퓨터를 지능형 컴퓨터라고 한다면 지능형 컴퓨터는 주어진 문자를 자동으로 인식할 수 있는 기능을 가지고 있어야한다. 문자 인식의 중요성으로 인하여 지금까지 많은 연구가 진행되어 왔다. 이러한 연구는 주로 컴퓨터의 구현에 초점을 둔 인공 지능 연구자들에 의해 진행되어 왔고 그들의 목표는 효율적이고도 정확하게 문자를 인식하는 지능 컴퓨터를 구현하는 데 있다. 이들은 연구 방법은 인간이 어떻게 문자를 이해하는가 그 과정과는 것과는 관계 없이 최적의 인식 결과만을 얻기 위하여 노력하였다. 이들은

자신들이 임의로 모델을 설정하고 기호를 분석하며 알고리즘을 개발하였다. 그러나 이러한 접근 방법은 인간의 문자 인식과 동떨어진 결과와 특성으로 인하여 곧 한계에 부딪혔다. 그들은 필기체와 같은 매우 다양한 문자를 인식하는 데 실패하였고 매우 제한된 대상 문자만의 인식에 만족할 수 밖에 없었다. 80년대 말에 부각된 인공 신경망(Artificial neural network)은 인간의 신경 세포를 모델화시킨 것으로 인간의 시각 특성과 비슷한 결과를 얻을 수 있었다. 인공 신경망을 이용한 문자 인식은 기존의 모델에서 찾아볼 수 없는 좋은 특성과 결과를 얻을 수 있게 되었다.

문자 인식은 궁극적으로 인간의 인식 결과와 근사한 지능형 컴퓨터를 구현하는 데 있으므로 인간의 시각 정보 처리계를 살펴보고 그 과정을 도입한 문자 인식 모델을 구축하는 매우 의미있는 작업이라 볼 수 있다. 그러나 현재까지 인공 신경망을 제외하고 인간의 시각 체계와 그 과정을 모델화한 문자 인식 방법은 거의 찾아볼 수 없었다. 이에 따라 본 논문은 인간이 어떻게 문자를 인식하는가에 관한 인지 심리학자들의 연구 결과 및 이론을 바탕으로 문자 인식 모델을 설계하도록 한다.

II. 인지 과학적 접근

인지 과학(cognitive science)은 인간의 지능의 성질과 사고 방식을 이해하고자 하는 연구 분야이다. 인지 과학은 인간의 생리학적이고 내면적인 심리 과정 즉, 'how'에 중점을 둔다. 인공 신경망은 신경의 단위인 뉴론(neuron)을 바탕으로 저차원적인 두뇌 구조를 모방한 인지 모델이라고 볼 수 있다. 인공 지능 연구자 등은 80년대에 접어들면서 기호 주의의 한계점을 인식하고 인간의 관찰에 기본을 둔 연결 주의와 인지 모델을 기반으로 한 문제 해결에 서서히 관심을 기울이기 시작하였다. 이는 기존의 지나친 기호 주의에의 반성과 반발이라고 볼 수 있다[1]. 따라서 인간의 시각 메카니즘과 유사한 모델의 구축은 매우 바람직한 목표임이 분명하다[2].

본 논문이 한글 필기체 인식 모델을 개발하고 인식 시스템을 구현하는데 있어 주로 사용될 인지 과학의 연구 결과 및 이론은 주의 이론, 체제성의 원리 맥락 효과이다. 이와 같은 이론 및 원리는 다음과 같다.

2.1 주의 이론(Attention theory)

주의는 제한된 심적 자원(mental resource)로서 에너지, 작업 공간, 정령(demon)으로 비유된다[7]. 사람이 동시에 주의를 기울일 수 있는 심적 용량은 제한된 것으로 보인다.

주의에 대한 스펠링의 실험은 자극판에서 주의가 기울여져야 할 공간이 줄어들수록 주의는 더 많은 글자를 시각 체계로 이끌어 들일 수 있음을 말해주고 있다.

한글에 대한 인지 과학적 연구는 주로 시각 심리학자들에 의해 주도되었다. 그들은 잠시 동안 제시된 글자에 주의가 어떻게 기울여지는가를 연구하였다. 도경수와 김정오[3]는 글자들간에 혼동 패턴을 보고하였다. 김정오는 글자들간의 혼동의 원인이 짧은 수평선이나 수직선이 첨가되거나 또는 그 글자들에서 빠지는 데 있음을 밝혀 내었다. 'ㄱ'과 'ㅋ' 같은 경우 혼동율이 매우 컸는데 이는 짧은 시간동안 제시된 글자에 대하여 그 형태를 인식하기 위한 주의가 충분히 기울여지지 못했으며 자소나 글자들이 공유하는

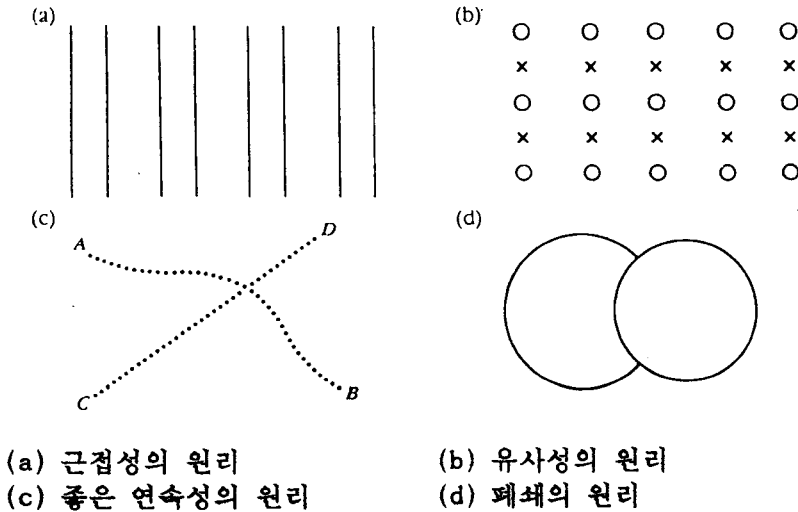
공통 특징에 선택적 주의(common feature)가 주어지고 그 다음 차이 특징(distinctive feature)들이 처리된 후 각 위치를 중심으로 통합되어 인식되고 있음을 말해준다[4].

한글 글자의 정보 처리의 단위가 한 글자 전체인지 아니면 글자를 이루는 자소인지를 밝혀내려는 많은 연구가 있었다. 이영애[5]는 초성 자음과 중성 모음은 지각 집단화(perceptual grouping)을 이루어 동시에 처리되지만 중성 자음은 더 느리게 지각된다는 ‘받침 열등 효과’를 관찰하였다. 이 효과는 그 후에 여러 연구에서 공통적으로 발견되었으며 이것은 의미있는 발음의 단위인 초성과 중성의 발음 가능성이 시각 지각의 과정에 영향을 끼치고 있는 것으로 볼 수 있다.

위의 실험 결과를 종합하면 문서에 쓰여진 글자들을 인식하기 위해서는 먼저 한 글자 단위로 주의가 먼저 집중되어야 할 것이다. 왜냐하면 한번에 인식할 수 있는 글자는 공간적으로 제한된 영역안에 있어야 하며 두개 이상의 글자들을 동시에 발음될 수 없기 때문이다. 따라서 주의는 의미 있는 발음의 단위인 한 글자로 집중되며 한 글자안에서 발음의 최소 단위인 초성과 중성의 시각이 촉진되어 인식이 먼저 이루어질 것이다.

2.2 체계성의 원리

주어진 패턴의 형태에 따라 패턴을 이루는 구성 요소로 나누는 선택적인 가정 및 방식을 게슈탈트(Gestalt)의 체계와의 원리라 한다. 패턴을 분류하는 작업을 분절화(segmentation)라 하며 분절화를 위한 몇 가지 체계성 원리들의 예가 다음에 있다.



〈그림 2.1〉 체계화에 대한 게슈탈트 원리들의 예

위의 그림 (a)에서 여덟개의 선들 보다는 네쌍을 선들이 체계화되어 지각된다. 이 그림은 근접성(proximity)의 원리를 나타내는 것으로 근접해 있는 요소들을 단위로 체계화하려는 경향을 알려준다. 그림 (b)는 유사성(similarity)의 원리를 나타내며 O와 X가 거리상 더 가까움에도 불구하고 같은 모양을 가지는 기호끼리 체계화를 이루게된다. 그림 (c)는 좋은 연속성(good continuation)의 원리를 나타낸 것으로 A에서 D로 C에서 B로 체계

화하지 않고 A에서 B로 C에서 D로 가는 선으로 체제화되는 경향을 보여 준다. 그림 (d)는 폐쇄성의 원리로서 가려진 원을 다른 형태로서 볼 수 있음에도 불구하고 한 원이 다른 원에 의하여 가려진 것으로 보인다.

다음 <그림 2.2>를 고려해보자.



<그림 2.2> 체제성 원리

위의 그림에서 직관적으로 '7'과 '1'을 분해할 수 있다. 그러나 곰곰히 생각하면 아무런 가정이나 규칙없이 이렇게 분해할 수 있는 논리적인 근거는 전혀 없다는 것을 알 수 있다. 위의 점들은 우연히 각각의 자리에 찍힌 것이라면 어떻게 이와 같은 초성과 증성으로 나눌 수 있겠는가? 이 문제를 통하여 인간의 시각 체계에는 매우 직관적인 가정이 존재함을 시사한다. 이것을 같은 속성을 가진 근접한 검은 점끼리 같은 체계를 이룬다는 유사성의 원리와 근접성의 원리의 조합으로 설명할 수 있는 것이다.

이른바 체제성의 원리는 입력된 무의미한 평면 시각 정보를 의미 있는 분절들로서 나누게 하는 직관적이고 기본적인 내적 규칙인 것이다. 이러한 규칙은 경험으로 얻는 지식이라기 보다 선천적으로 타고난 것으로 보인다.

2.3 맥락 효과(Context effect)

맥락 효과는 잘 알고 있는 단어나 올바른 문맥으로 지각을 촉진하며 해석을 유도하는 효과를 말한다. 이것은 주어진 사전 지식과 일반적 맥락이 사전에 미리 전제 되어야 그 효과를 발휘할 수 있다. 또 고차원의 지식을 이용하며 이것은 경험으로 얻어진 지식을 바탕으로 하는 점에서 앞절의 체제성원리와 대조를 이룬다. 또한 체제성 원리는 상향식 과정인데 반해서 맥락의 사용의 하향식 과정이라는 점에서도 큰 대조를 보이고 있다[7].

2.4 문자의 구상성과 추상된 표상

한글 글자와 자소들에 대한 크기나 글자체에 따른 인식 시간의 차이를 보 고한 실험이 있었다. 이영애는 그의 일련의 실험[6]에서 비교해야 할 두 자소의 상태적 크기가 반응시간(reaction time)에 체계적으로 영향을 주고 있음을 밝혔는데, 같은 자소이지만 크기의 비가 1:2 이면 동일한 크기의 자 소끼리 비교할 때보다 약 50ms 더 느리게 판단하였다. 이 결과는 자소의 크기에 대한 전처리(preprocessing) 단계가 있음을 시사하고 있다[3]. 또 화면에 제시된 두 글자가 같은 이름을 가지고 있는지 여부를 판단해야할 경 우, 같은 글자체로된 두 글자체들이 다른 글자체로된 글자들에 비해 약 20ms 더 빠르게 처리되었다[3]. 이와 같은 실험의 결과는 제시된 글자나 자소의 크기나 변형을 보상하는 처리 단계가 인식 과정 중에 포함되어 있음 을 말해 주고 있다.

인지적 해석 과정이 투영되지 않은 물리적인 글자 그 자체를 문자의 구상 적 표현 또는 물리적 표현이라 하고 이것에 의식이 투영되어 어떤 글자인 가를 파악하여 인식된 표상 결과를 문자의 추상적 표현 또는 논리적 표현이

라 할 수 있다. 논리적으로 동일한 문자는 무한대에 가까운 물리적 표현을 가질 수 있다. 물리적 표현의 글자들을 공통 특성에 따라 추상하여 논리적 표현으로 표상하는 과정 자체가 바로 문자 인식의 과정이라 볼 수 있다.

III. 인식 모델의 설계

문자 인식이란 궁극적으로 입력된 문자의 물리적 표현에서 논리적 표현으로 표상하는 과정이다. 이것은 다음과 같은 문자의 정형(canonical) 언어 표현으로 정의할 수 있다.

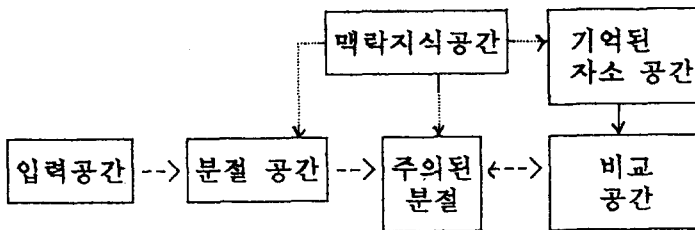
[정의 3.1] 문자의 정형 언어 표현

" $m_1 m_2 m_3 L$ "

여기서, m_1 은 문자의 가로 크기 속성을 나타내는 관형사, m_2 는 문자의 세로 크기 속성을 나타내는 관형사, m_3 는 문자의 두께 속성을 나타내는 관형사이며 L 은 문자의 논리적 표현 명사이다. 이와 같은 관형사들은 퍼지 집합위에서 정의된다.

문자의 정형 언어로 표현의 예는 "보통 높이의 긴 폭을 가진 두꺼운 아"와 같은 것이다. m_1 , m_2 , m_3 는 문자의 물리적 특성을 나타내는 것으로 사람이 문자를 인식하는 과정은 논리적인 문자만을 파악하는 것이 아니라 문자의 특징도 의식하고 있음을 의미한다.

본 연구에서 제시하는 인식 모델은 다음 <그림 3.1>과 같은 공간과 과정을 거치게 된다. 이러한 공간과 과정은 실제로 독립된 두뇌의 영역을 차지할 수도 있고 동일한 영역안의 신경 회로망의 복합체로서 존재할 수도 있으나 여기서는 개념적으로 구분한 공간을 나타낸 것이다.



<그림 3.1> 인지적 문자 인식 모델

위의 모델은 자소 단위로 주의를 이끌고 이를 인식 조합하여 논리적 문자를 구한다. 이를 위하여 한글 문자 구조에 대한 지식을 맥락 지식 공간에서 사용한다. 각 공간의 기능과 구조는 다음과 같다.

3.1 입력 공간

[정의 3.2] 입력 공간의 정의

$$I = \{ p_{ij} \mid p_{ij} \in \{0, 1\} \} \text{ (단, } 1 \leq i \leq H, 1 \leq j \leq W \text{)}$$

입력 공간 I 는 가로 세로 각각 W 와 H 개의 해상도를 가지는 $W \times H$ 평면위의

점 p_{ij} 로 구성되며 이것은 입력 문자에 대한 이진 화상 정보를 표현한다. $p_{ij}=0$ 이면 검은 화소, $p_{ij}=1$ 이면 흰 화소를 나타낸다. 입력 공간은 아무런 가공과 해석을 가하지 않은 문자의 화상 정보 자체만을 표현한다.

3.2 분절 공간(segment space)

분절 공간 S 는 계슈탈트 체계성의 원리에 따라 해석의 기본 단위인 분절을 형성하는 공간이다.

입력 공간의 화소들은 다음의 단계를 따라 하나이상의 분절로 체계화된다.

- (단계 1) 화소 p_{ij} 와 거리 d 내에 있는 동일한 속성을 가지는 점들은 하나의 분절을 형성한다. (근접, 유사성의 원리 적용)
 - (단계 2) 입력 공간의 모든 화소가 분절을 형성하면 각 분절 중 화소의 수가 θ 이상인 분절만 유효화시키고 나머지는 근처의 분절과 통합한다. (주의력의 최소 확보)
 - (단계 3) 문자의 바탕을 이루는 분절은 제거시킨다.
 - (단계 4) 남아있는 분절에 독립된 이름을 부여한다.
- 위와 같은 과정을 σ 과정이라 하며 여기서 분절 집합 S 가 정의된다.

[정의 3.3] 분절 집합 S 의 정의

$$S = \{ \sigma(I) \}$$

여기서 $\sigma(I)$ 는 $\sigma: I \rightarrow I$ 로의 사상으로서 입력 공간 I 에서 분절의 집합을 형성한다.

3.3 주의된 분절 공간 (Attentional segment space)

주의된 분절 공간은 직관적으로 체계화된 분절들의 통합 또는 그 부분집합으로 생성된다. 이 공간은 문자내에서 처리될 분절의 주의 영역을 결정한다. 주의된 분절은 문자에 대한 사전 지식이나 맥락 효과에 의하여 선택적으로 주어지거나 분절의 형태 주의에 입각하여 결합이 느슨한 점을 중심으로 이루어진다. 주의된 분절 공간에서 얻어지는 결과는 문자내의 자소 영역을 발견하기 위한 후보 영역이다.

[정의 3.4] 분절의 통합.

주어진 분절 A_s 는 다음 식에 의하여 통합된다.

$$A_s = \bigcup_k s_k$$

주의된 분절은 체계화된 분절의 분해로 얻을 수도 있다. 이 경우에는 한글 문자 구조에 따라 강제 분해를 해야 한다. 분절의 분해는 다음 식으로 정의된다.

[정의 3.5] 분절의 분해.

$s_{i1} \subset s_i, \dots, s_{in} \subset s_i$ 에 대해.

$\bigcup s_{ik} = s_i$ 이고 $\bigcap s_{i1} = \phi$ 를 만족하는 s_{ik} 를 분해된 분절이라 한다.

분해된 분절의 집합을 $D = \{ s_{ik} \mid 1 \leq k \leq n \}$ 라 할 때 오직 하나의 분해

된 분절에만 선택적으로 주의가 기울여진다.

3.4 맥락 지식 공간

맥락 지식 공간은 다음과 같은 문자에 대한 경험적 지식과 구조, 자소간의 위치 관계에 관한 지식을 표현한다.

초성 자소의 집합을 F, 수직 모음 자소의 집합을 M, 수평 모음 자소의 집합을 M', 중성 자소의 집합을 E라 할 때, F, M, M', E간의 관계는 다음과 같다.

[정의 3.6] 논리적 상하 관계의 정의

P, Q를 고려하는 자소라 하자. 이때 각각은 점들의 집합으로 정의된다. 즉 $P = \{ p_{ij} \mid p_{ij} \in P \}$, $Q = \{ q_{ij} \mid q_{ij} \in Q \}$ 이다. 두 자소 P, Q의 논리적 상하관계는 다음 함수 $T: I^2 \rightarrow \{0, 1\}$ 로 정의된다.

$$T(P, Q) = \begin{cases} 1, & \text{if } (\sum_{i,j} p_{ij} * j / \sum_{i,j} p_{ij}) > (\sum_{i,j} q_{ij} * j / \sum_{i,j} q_{ij}) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[정의 3.7] 논리적 좌우 관계의 정의.

P, Q를 고려하는 자소라 하자. 이때 각각은 점들의 집합으로 정의된다.

즉, $P = \{ p_{ij} \mid p_{ij} \in P \}$, $Q = \{ q_{ij} \mid q_{ij} \in Q \}$ 이다.

두 자소 P, Q의 논리적 상하관계는 다음 함수 $L: I^2 \rightarrow \{0, 1\}$ 로 정의된다.

$$L(P, Q) = \begin{cases} 1, & \text{if } (\sum_{i,j} p_{ij} * i / \sum_{i,j} p_{ij}) > (\sum_{i,j} q_{ij} * i / \sum_{i,j} q_{ij}) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

T와 L에 의해 돌려 받는 정보를 이용하여 초성, 중성, 중성 자소의 논리적 위치를 결정할 수 있다. 각 자소의 논리적 위치 관계는 다음과 같다.

- 1) 초성 자소 : $T(F, M) \vee L(F, M') \vee T(F, E)$
- 2) 수직 중성 자소 : $L(F, M) \vee (L(M', M) \wedge T(M, M')) \vee T(M, E)$
- 3) 수평 중성 자소 : $T(F, M') \vee (L(M', M) \wedge T(M, M')) \vee T(M', E)$
- 4) 중성 자소 : $T(F, E) \vee (T(M, E) \wedge T(M', E))$

맥락 지식 공간은 한글의 구조와 자소간의 관계에 관한 지식뿐만 아니라 문자 인식을 위한 규칙을 포함한다.

3.5 기억된 자소 공간

기억된 자소 공간은 각 자소에 대한 화상을 생성할 수 있는 정보를 모아 둔 공간이다. 맥락 지식에 의해 유도된 자소의 요청에 의하여 비교를 위한 필요한 자소를 요청받으면 $W \times H$ 크기의 자소 영상을 생성하여 비교 공간으로 보내준다. 이때 생성된 자소는 주의된 자소와 같은 크기를 가지므로 m_1, m_2 에 의해 평가된 자소의 높이와 폭을 보상받게 되는 것이다. 기억된 자소는 다음과 같이 정의된다.

[정의 3.7] 기억된 자소 sp_i

기억된 자소는 다음과 같은 2항목(tuple)으로 구성된다.

$$sp_i = (R, C)$$

1. R : sp_i 를 생성 시키는 자획 및 관계 구조.
2. $C \in Z^+$: sp_i 의 자소 코드.

이때, 동일한 자소 코드값을 가지는 서로 다른 기억된 자소가 존재할 수 있다.

3.6 비교 공간

비교 공간은 주어진 분절 영역과 선택된 자소 세트내에서 생성된 자소 영상과의 비교를 통하여 해석 정도를 구하고 이에 따라 자소 인식 여부와 자소를 인식한다.

[정의 3.8] 해석 거리의 정의

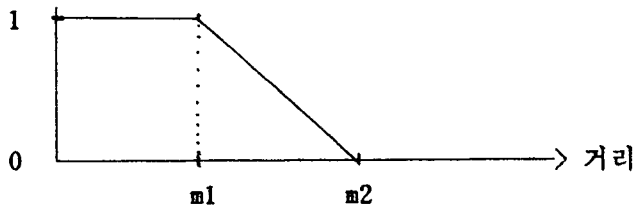
원시 평면 $A = \{a_{ij} | a_{ij} \in \{0, 1\}\}$, 대상 평면 $B = \{b_{xy} | b_{xy} \in \{0, 1\}\}$ 가 주어질 때, A 평면에 대한 B 평면에서의 해석 $A \subseteq B$ 는 다음의 함수 $d: A \times B \rightarrow [0, 1]$ 는 다음 식으로 정의된다.

$$d(A, B) = \frac{\sum_i \sum_j \max_x \max_y (a_{ij} * b_{xy} * \mu(\sqrt{(x-i)^2 + (y-j)^2}))}{\sum_i \sum_j a_{ij}}$$

여기서 μ 는 $a_{ij} \subseteq b_{xy}$ 에 대한 멤버십 값을 결정하는 함수이다. 이때 해석 함수 $Id: A \times B \rightarrow [0, 1]$ 는 다음 식으로 주어진다.

$$\begin{aligned} Id(A, B) &= A \subseteq B \cap A \supseteq B \\ &= d(A, B) * d(B, A) \end{aligned}$$

$d(A, B)$ 는 평면 A가 평면 B로 해석될 정도를 퍼지 멤버십 함수로 평가하게 된다. 이때, 멤버십 함수는 비증가 함수(non increasing function)로서 다음과 같은 것이 사용된다. <그림 3.2>



<그림 3.2> 해석 함수의 예

멤버십 함수를 결정하는 $m1$ 과 $m2$ 는 자소의 변형 허용 정도와 주어진 분절의 획의 두께에 따라 그 값이 변동될 수 있다. $m1=m2=0$ 일때 $d(A, B)$ 는 평면 평면 A가 평면 B에 일치되어 포함되는 정도를 나타내며 $d(B, A)$ 는 평면 평면 B가 평면 A에 일치되어 포함되는 정도를 나타내게 된다. 이때,

$$\begin{aligned} \mu_{A=B} &= \mu_{A \subseteq B} \wedge \mu_{A \supseteq B} \\ &= \mu_{A \subseteq B} \wedge \mu_{A \supseteq B} \\ &= \text{Id}(A, B) * \text{Id}(B, A) \end{aligned}$$

따라서 크리스프(crisp) 패턴 정합(pattern matching)은 해석 함수에 의한 퍼지(fuzzy) 정합의 특별한 경우임을 알 수 있다. m_1, m_2 는 자소의 변형 허용성을 크게하기 위하여 그 값을 늘릴 수 있으나 그 값이 커질 수록 자소를 분류하는 해석 해상도(resolution)은 감소하게 된다. 따라서 실험에 의하여 적절한 값을 선택하여야 한다.

비교할 자소 집합이 결정되면 각 자소는 예를 들어 초성 자소인 경우 다음과 같은 계층 구조를 가지고 비교된다.

레벨 1	ㄱ	ㄴ	ㅇ	ㅅ
레벨 2	ㅋ ㆁ		ㆁ ㆁ ㆁ ㆁ ㆁ ㆁ ㆁ ㆁ	ㅅ ㅅ ㅅ ㅅ ㅅ

각 자소의 계층 구조는 인지 심리학의 연구 결과에 따른 자소간 혼동 도표를 반영한 것이다.

주의된 자소는 다음의 과정을 거쳐 선택된 자소 집합안에서 오직 하나의 자소만을 얻는다.

- 1) 레벨 1의 대표 자소와 각각의 해석 거리를 구한후,
If $\text{Id} > \theta$ 주의된 분절은 자소로서의 인식에 실패,
else 해석 거리가 가장 작은 대표 자소를 선택한다.
- 2) 선택된 대표 자소 아래에 있는 레벨 2안의 모든 자소의 해석 거리를 구한다.
- 3) 대표 자소와 레벨 2자소 중 가장 작은 해석 거리를 가지는 자소의 코드값을 얻는다.
- 4) 만일 한 문자의 초성, 중성, 종성의 자소 코드값을 모두 얻으면 이를 조합하여 문자 코드를 발생시킨다.

IV. 결론

본 논문은 오프라인 한글 문자 인식을 위한 인지적 모델의 필요성을 설명하고 여러 실험 결과와 이론 및 원리를 도입하여 모델을 정의하였다. 이제까지 이러한 인지적 기반을 둔 이러한 모델을 찾아보기 힘들었다는 것을 고려할 때 매우 의미있는 작업이라고 평가할 수 있다. 제안한 모델은 문자의 크기와 두께에 관계없이 문자를 인식할 수 있으며 모델의 구현이 간단하다는 특성을 가지고 있다. 그러나 한글 구조의 특수성에 의하여 모아 쓰기로 이루어진 한 글자에서 맥락 지식과 자소 인식 결과에 따라 자소의 경계를 정교하게 파악하는 주의부 모델의 설계에는 빈약한 점이 있지 않은가 싶다.

앞으로의 연구 방향 다음과 같다. 첫째, 지식으로 유도되는 하향식 인식

과정을 인공 신경망 모델에 적용시킨다. 둘째, 한글 문자 인식뿐 아니라 혼용 문자의 인식 모델을 개발한다. 셋째 문서 인식 시스템으로 확장시켜 인간과 흡사한 선택적 주의 능력을 가지도록 한다. 넷째, 문자뿐 아니라 사물을 인식하는 컴퓨터 비전에 적합한 모델을 설계한다.

보다 인간과 밀접한 컴퓨터의 장래는 바로 우리 자신을 좀더 아는 것으로 부터 출발한다고 생각한다.

V. 참고 문헌

[1]김명원, "인공 지능의 기호주의와 연결주의," 정보과학회지, Vol. 10, No. 2, 1992, pp91-97.

[2]이일병, "이관용, 문자인식 신경회로망 연구," 정보과학회지, Vol. 10, No. 2, 1992, pp91-97.

[3]김정오, "시각정보처리에 영향을 미치는 요인과 글자의 지각적 집단화 및 지각학습," 어학연구, 18, 1982, pp.285-302.

[4]이양, 김정오, "반복효과에 대한 구성적 가설 검증과 대비설의 비교," 한국심리학회연차발표초록, 1987. pp. 49-54.

[5]이영애, "한글글자의 시각적 체계화," 한국심리학회지, 4, 1984, pp.153-170.

[6]이영애, "한글 낱자의 정보처리에 있어서 시각 변형의 효과," 1989.

[7]Anderson john, 이영애역, 인지심리학, 을지문화사, pp.6-119,1991.