

# 온라인 한글인식을 위한 특징추출 신경망에 관한 연구

正會員 金 吉 重\*\* 正會員 崔 碩\*\*\* 正會員 南 基 坤\* 正會員 尹 台 焄\*  
正會員 金 在 昌\* 正會員 朴 義 烈\* 正會員 李 梁 成\*

## Feature Extraction by Neural Network for On-line Recognition of Korean Characters

Gil Jung KIM,\*\* Sug CHOI,\*\*\* Ki Gon NAM,\* Tae Hoon YOON,\* Jae Chang KIM,\*  
Ui Yul PARK,\* Yang Sung LEE\* *Regular Members*

### 要 約

본 연구는 온라인 한글 필기체 인식을 위한 전처리 단계로서 다층구조 신경망을 이용하여 한글자획의 특징을 추출하였다. 특징추출을 위한 신경망은 경쟁 자율학습하는 특성을 가진 Masking field 모델을 이용하여 구성하였다. 이 모델에 의해서 off영역이없는 on영역만의 수용영역을 구성하여 한글자획에 내포된 방향, 연결점 및 모서리특징 추출을 병렬처리하였고, 이 모델의 수정에 의하여 방향유지특성을 구현하였다. 입력자획의 폭이 한 화소로 제한됨에 따라 입력정보의 교란을 설정한 수용영역에 의하여 제거할 수 있었다. 구성된 신경망은 순차적으로 입력되는 자획으로부터 동필특징을 추출하고, 이것을 집적하여 자획 특징을 추출한다. 한글자획의 특징추출 결과는 자획내의 방향특징들의 통계적 분포에 따르는 출력을 얻을 수 있었으며, 자획패턴이 고정되지 않은 온라인 한글 필기체의 자획인식에 유용하리라 생각된다.

### ABSTRACT

This paper describes a feature extraction process by using a multi-layer neural network and is applied to the Korean stroke pattern for on line hand-written character recognition. In the first layer the features are detected during the writing process and in the second layer the stroke specific features are extracted. A modified Masking field algorithm for direction constancy has been used in this neural network and the resulting action potential of stroke specific features represents statistical distribution of the features in the on-line input stroke pattern and these results can be used in the recognition of on-line hand-written Korean characters successfully.

### I. 서 론

온라인(On.line) 문자인식은 전자펜이나 마우스와 같은 동적 위치정보 입력기기로 서판(tablet)에 문자를 써 나갈 때, 실시간으로 쓰여진 문자를 인식하는

것이며, 키보드를 대신한 전자펜등의 입력장치를 사용할 경우 필수적으로 필요하다. 온라인 인식과 정은 문자가 형성되는 과정의 정보가 순차적으로 반영되면서 동적으로 처리되어야 하는 점에서 인쇄된 문자의 인식과정과 다르다. 온라인 인식은 입력되는 문자가 근본적으로 필기체이므로 문자의 변형, 크기변화 및 회전등에 무관하게 인식할 수 있어야 한다. 문자인식을 위한 원형패턴정합 방법은 필기체와 같이 형태변화가 심할 경우, 원형을 정하기 어려우므로 비

\*釜山大學校 電子工學科  
Dept. of Electronics, Eng. Pusan National Univ.  
\*\*慶南專門大學 電子科  
\*\*\*東義工業專門大學 電子通信科  
論文番號 : 92-17(接受1991. 10. 7)

효율적이다. 또, 추론적 규칙을 이용한 방법은 추론 규칙을 정하는데 어려움이 있으며, 규칙에 의한 검색 과정이 순차적이므로 새로운 규칙을 학습시킬수록 인식 시간도 증가한다. 일반적으로 필기체의 경우, 그 변형의 대부분은 자획에서 일어나고 자획간의 구조는 일정하므로 자획단위의 구조적 인식방법이 필기체 인식에 효율적이라고 알려져 있지만, 자획의 인식에 이용되는 특징을 추출하는 방법은 간단하지 않다. 그러나 신경망을 이용한 시스템은 학습에 의해 스스로 적응하여 특징추출을 위한 시스템합수가 최적 이 되도록 하며, 병렬처리를 하는 단순한 비동기 회로망으로 구성되므로 추출하여야 할 특징의 수가 증가하여도 처리시간은 거의 일정하다. 신경망을 이용한 기존의 한글인식시스템은 인식과정에만 신경망을 이용하였으며, 인식에 필요한 특징추출은 신경망이 아닌 기존의 패턴인식, 인공지능방법등에 의존하고 있다<sup>12)</sup>. 신경망이 가진 병렬처리능력과 자율경쟁학습 특성을 이용하면 효율적인 특징추출 신경망을 구성할 수 있다<sup>13)</sup>.

생체계의 시각정보처리계에서 선조피질의 단순세포나 복합세포와 같이 on center off surround 형태의 수용영역(receptive field) <sup>14)</sup>을 가진 경우, 입력패턴의 폭과 on영역의 폭이 다르면, 이 수용영역에 대응하는 신경세포의 활성화 정도는 작아지고, 추출된 특징은 불명확하게 된다. 따라서 본 연구에서는 온라인시스템에 입력되는 자획패턴은 그 자획폭이 균일하지 않으므로, on영역만으로 이루어진 수용영역을 설정하여 자획패턴에 내재하는 특징을 추출하고자 하였다. Hubel과 Wiesel<sup>15)</sup>은 방향특성을 추출하는 단순세포와 모서리, 길이특성들을 추출하는 복합 및 과복합세포들은 계층구조를 이룬다고 하였지만, Stone<sup>16)</sup>등은 이들 특징들은 동시에, 병렬로 추출된다고 반론을 제기하였다. 본 연구에서는 입력패턴을 동일 층에서 동시에, 병렬로 처리하여 방향특성은 물론, 모서리 및 연결점특성을 추출하도록 하여 시스템의 단순화를 이루고자 하였다. 또, 입력되는 자획패턴에서 불규칙하게 발생하는 방향정보의 오류를 감소시키기 위하여 방향유지특성<sup>17)</sup>을 갖도록 하였다. 본 연구에서는 패턴인식에 유용하다고 알려진 Masking field 신경망 모델<sup>18)</sup>을 도입하여, 위와 같은 특징추출 과정을 갖는 시스템을 구성하여 구조적 온라인 한글 문자인식을 하기 위한 전단계로서 한글 자획특성을 추출하고자 하였다.

## II. Masking Field 신경망모델을 이용한 특징추출

Masking field 모델은 경쟁자율학습하는 신경망모델 중의 하나이며, 입력패턴은 패턴내의 항목들의 조합에 의해서 여러 항목서브필드(item subfield)로 구분되고, 이 항목 서브필드에 대응하는 여러 신경세포들은 항목 서브필드내의 문맥에 따라 상호 구별된다. 따라서 출력층의 신경세포들의 수는 입력패턴내의 가능한 모든 항목 서브필드의 수와 각 항목 서브필드내의 문맥에 따라 달라진다. 출력층의 신경세포들은 상호간에 억제하고 경쟁하여 활성화되고, 그 활성화 정도에 따라 학습량의 크기가 달라지므로 경쟁 자율 학습을 한다. 학습횟수가 상대적으로 많은 항목 서브필드에 대응하는 출력층의 신경세포는 연관된 시냅스 연결세기가 보다 더 강화되어, 상대적으로 활성화되기 쉬워지므로 신경세포들간의 활성화를 위한 경쟁에서 유리해진다. 이때 입력패턴의 항목 서브필드들간에 중첩되는 동일요소가 많을수록 상호경쟁이 심해져 미세 차이도 구별할 수 있다. 또, 항목 서브필드내의 입력요소의 수가 많을수록 시냅스 연결세기는 상대적으로 약화되고, 전체 시냅스 연결세기의 합이 균준화되어 Weber의 법칙을 만족하며, 어떤 항목 집합의 부분과 전체에 대응하는 출력층의 신경세포가 달라진다. 신경세포의 활성화전위는 단기기억(STM, short term memory)으로, 시냅스의 연결세기는 장기기억(LTM, long term memory)으로 표현한다.

본 연구에서는 입력패턴내의 각 항목 서브필드는 추출하고자 하는 특정특성을 대표하는 신경세포의 수용영역으로 하였다. 입력되는 자획패턴에서 각 화소의 밝기는 변화가 없는 것으로 가정하였으므로, 문맥에 따른 감도 변화는 없다. 따라서 각 항목 서브필드에 대응하는 출력층의 신경세포는 하나뿐이다. 특히 “→”와 “↓”방향특성의 항목 서브필드는 “L”모서리특성의 항목 서브필드에 내포되지만, 각 항목 서브필드의 전체항목에 대한 감도는 균준화되어 있으므로, “→”나 “↓”의 방향특성을 갖는 입력패턴에 대해서 “L”모서리 특성의 항목 서브필드는 부분만 입력을 받으므로, 항목 서브필드 전체에 대한 입력을 받는 “→”나 “↓”방향특성에 대응하는 신경세포의 활성화 정도가 커지고, 경쟁에 유리해진다. 그림 1

은 입력패턴에 내재하는 특징들이 탐색되어, 단기기억 상호간의 경쟁에 의해서 대비증가(contrast enhancement)가 이루어짐을 나타내고, 범례에서 각 방향은 시간으로 표현하였고, 연결점특성은 "o"으로, "ㄱ", "ㄴ"모서리특성은 "r-d", "d-r"로 나타내었다. 그림 2는 출력층의 신경세포들에 의해 대표되는 추출된 특징들의 불명료성이 시냅스 연결세기의 강화 즉, 장기기억의 학습에 의해서 명확해짐을 나타낸다.

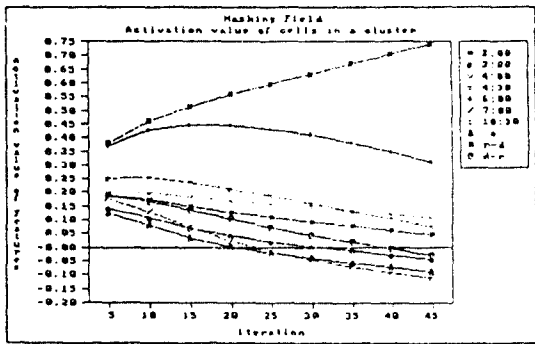


그림 1. 단기기억의 활성화.  
Fig.1. Activation of the STMs.

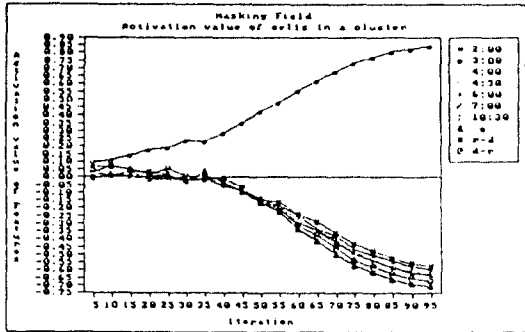


그림 2. 장기기억의 학습.  
Fig.2. Learning of the LTMs.

자획 인식을 위한 특징추출신경망의 개략도를 그림 3에 나타내었다. 특징추출신경망은 동필특징추출층과 자획특징추출층의 2층으로 구성되며 각각의 층은 Masking field 모델로 구성된다. 동필특징추출층은 입력패턴으로부터 부분패턴을 분리하고 자획을

쓰는 과정에서의 펜의 움직임에 관한 특징, 즉 동필특징을 탐색하여 추출한다. 자획특징추출층은 각 자획 특유의 방향, 연결점 및 모서리등의 총체적인 특징을 추출한다.

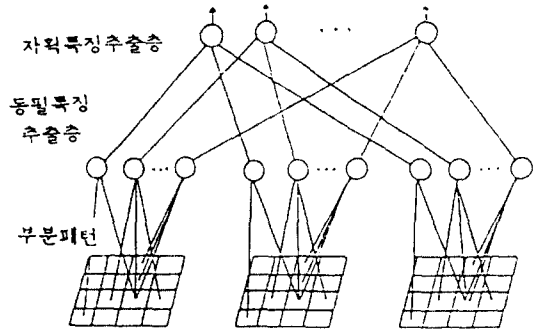


그림 3. 특징추출 신경망의 구조.  
Fig.3. Structure of neural network extracting features.

인식을 위해 특징추출을 해야 하는 한글자획은 그림 4에 나타낸 바와 같이 5개의 방향과 1개의 연결점 및 2개의 모서리특징을 내포하는 것으로 가정하였다. 입력되는 2진 자획패턴에서 자획의 쪽은 펜의상 화소 1개로 하였다.

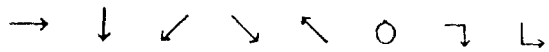


그림 4. 字劃정보.  
Fig.4. Information of strokes.

### 1. 부분패턴 분리과정

부분패턴은 서판에서 윈도우를 설정하여 기준화소 점을 중심으로 형성된다. 기준화소점은 화소정보가 순차적으로 입력될 때, 펜의 현재 위치가 된다. 윈도우의 크기는 동필특징의 정보를 포함하는 최소한의 크기로 설정된다. 윈도우의 크기를 그림 5와 같이 4x4로 구성할 때, 부분패턴은 윈도우내의 화소정보  $I_{11}, \dots, I_{44}$ 로 구성되며 화소  $I_{11}$ 이 윈도우의 기준점이 된다.

입력자획패턴을 부분패턴으로 분리하는 것은 처리해야 할 입력정보량을 효과적으로 감소시킬 수 있으며 방향, 연결점 및 모서리등의 특징추출을 용이하게

한다.

I <sub>1</sub>	I <sub>2</sub>	I <sub>3</sub>	I <sub>4</sub>
I <sub>5</sub>	I <sub>6</sub>	I <sub>7</sub>	I <sub>8</sub>
I <sub>9</sub>	I <sub>10</sub>	I <sub>11</sub>	I <sub>12</sub>
I <sub>13</sub>	I <sub>14</sub>	I <sub>15</sub>	I <sub>16</sub>

그림 5. 윈도우.  
Fig.5. Window.

2. 동필특징 추출과정

동필특징은 입력 자획패턴의 자획특징을 추출하기 위한 정보로 상층의 자획특징추출층에서 이용되며, 동필특징추출층은 각 부분패턴에 대응하는 클러스터(Cluster)들로 구성된다. 클러스터들은 동필특징을 나타내는 선경제포화, 수 노드들로 구성되고, 클러스터 내의 각 노드가 특정한 동필특징에 반응하기 위해서는 부분패턴내의 특정한 화소정보군이 입력되는 항목 서브필드와 연결되어야 한다. 본 연구에서는 한글 자획패턴에서의 자획특징을 추출하기 위하여 10가지의 동필특징을 설정하며, 각 동필특징에 대응하는 항목 서브필드는 그림 6과 같다. 각 노드들은 항목 서브필드내의 정보량에 의해 완성화되고, 다른 노드들의 완성전위에 의해 억제되어 경쟁적으로 완성화되고, 이때 동필특징들은 각 노드들의 완성전위의 상대적 크기에 의해 표현된다.

3. 字劃특징 추출과정

자획특징추출층에서는 각 부분패턴들로부터 추출된 동필특징들을 집적하여 자획특징을 추출한다. 추출한 자획특징은 그림 4에서 설정한 5개의 방향특징과 하나의 연결점특징, 그리고 2개의 모서리특징으로 하며, 자획특징추출층은 이러한 특징에 대응하는 8개의 노드로 구성된다. 자획특징추출층의 각 노드들은 각 동필특징을 집적하기 위하여 동필특징추출층의 각 클러스터내의 연관된 동필특징노드들과 항목 서브필드에 의해 부분연결되며, 자획특징노드들에 대한 동필특징 클러스터들 내의 항목 서브필드들 표 1에 나타내었다.

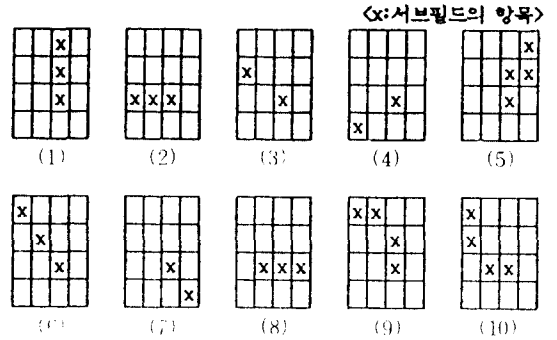


그림 6. 방향, 연결점 및 모서리등의 동필특징추출을 위한 항목 서브필드.

(1) ↓ (2) → (3) ↘ (4) ↗ (5) ↖ (6) ↙ (7) ∩ 방향  
(8) - 연결점 (9) ∟ (10) ∟ 모서리.

Fig.6. Item subfields for detecting the direction, connectivity and corner features during the writing process.

(1) ↓ (2) → (3) ↘ (4) ↗ (5) ↖ (6) ↙ direction  
(8) - connectivity (9) ∟ (10) ∟ corner

표 1. 동필특징 클러스터내의 자획특징노드들의 항목 서브필드

Table 1. Receptive fields of nodes representing stroke specific features in a cluster of features detected during writing process.

(x: 서브필드의 항목)

자획특징	↓	→	↘	↗	↖	↙	-	∟
동필특징								
(1)	x							
(2)		x						
(3)		x						
(4)		x						
(5)			x					
(6)				x				
(7)					x			
(8)						x		
(9)							x	
(10)								x

### Ⅲ. 시뮬레이션 및 검토

본 연구에서 제안한 온라인 한글자획 특징추출 시스템을 먼저 하나의 시험자획패턴으로 시뮬레이션하여 그 자획특징을 추출하는 과정을 설명하고, 나머지 여러 종류의 시험자획패턴으로 시뮬레이션한 결과를 검토하고자 한다.

그림 7의 시험자획패턴을 부분패턴으로 분리한 결과는 그림 8과 같으며, 동필특징추출 결과는 표 II에 나타내었다. 그림 8-(g)의 부분패턴은 그림 8-(c), (d), (e), (f)에 나타난 부분패턴의 방향특징 「→」이, 그림 8-(l), (p), (s), (t)의 부분패턴은 그림 8-(j), (k), (n), (o), (q), (r)에 나타난 부분패턴의 방향특징 「↙」이 유지되어 방향유지 특성이 효과적으로 작용하고 있음을 알 수 있다. 또, 입력자획의 폭이 1개이므로 사전부분에서 나타나는 급격한 방향전환에 의한 입력정보의 교란은 설정된 항목 서브필드에 의해 제거됨을 알 수 있다. 그림 7의 시험자획패턴에 대한 자획특징의 추출 결과는 표 III에 나타내었다. 표 III에서 활성전위값이 양인 노드집에 의해서 그림 7의 시험자획패턴이 「↓」, 「→」, 「↙」 방향특징들과 「ㄱ」의 모서리특징을 갖고 있음을 알 수 있다. 특히 방향자획특징노드들의 활성전위값들은 자획내의 방향동필특징들의 통계적인 분포를 나타내고 있다.

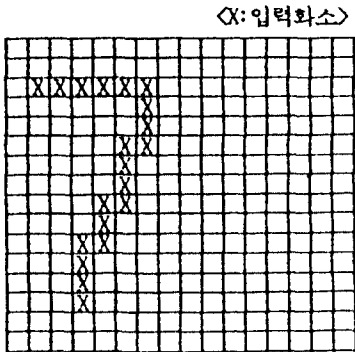


그림 7. 시험 자획패턴(16 x 16).  
Fig.7. Test stroke pattern (16 x 16).

(X: 입력화소)

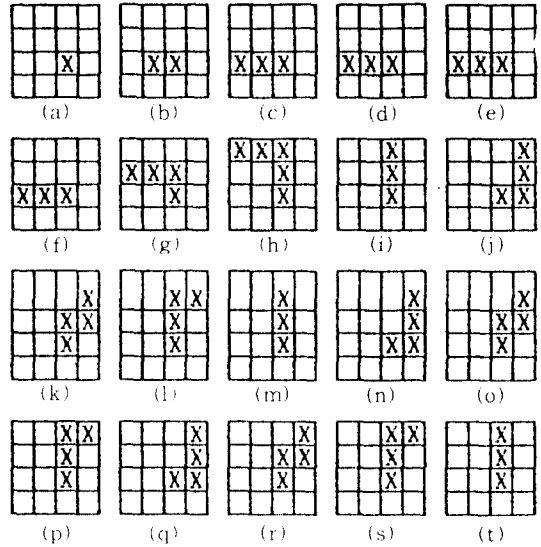


그림 8. 그림 7의 시험 자획패턴에서 분리해낸 부분패턴.  
Fig.8. Separated subpatterns from a test stroke pattern of Fig. 7.

그림 9는 7가지 종류의 다른 시험자획패턴을 나타낸 것이며, 그림 9의 시험자획패턴들에 대한 자획특징 추출결과는 표 IV에 나타내었다. 자획패턴 (a), (b)의 경우는 방향특징외에 「ㄱ」과 「ㄴ」의 모서리특징이 두드러지게 나타난다. (c), (d)의 경우는 자획폭이 화소 1개이므로 발생하는 입력정보의 교란이 제거되었음을 알 수 있다. 그림 9-(f)는 작은 '이응' 자획패턴으로서 특징추출 결과, 각 방향 자획특징노드들의 활성전위값은 거의 비슷하지만, 「-」의 연결점 자획특징노드의 활성전위값은 두드러지게 큼을 알 수 있다.

그림 10은 「ㄱ」자획의 변형된 시험패턴들을 나타내었으며, 이에 대한 자획특징 추출결과를 표 V에 나타내었다. 각 시험패턴에 있어서 2개의 방향특징과 「ㄱ」의 모서리특징이 두드러지고, (c)패턴의 경우는 「ㄱ」과 「ㄴ」의 모서리 특징간의 경쟁이 충분하지 않아 두 특징 사이의 대비가 낮은 것으로 보여진다.

그림 11는 크기가 다른 여러 「ㄱ」자획의 시험패턴들을 나타내었고, 이에 대한 자획특징 추출결과를 표 VI에 나타내었다. 방향특징 노드들의 활성전위값은 그 방향의 길이가 상대적으로 길수록 더욱 커지고, 짧을수록 더욱 작아져서 전체 길이에 대한 균준화를

표 II. 그림 8의 부분패턴들에 대한 동원특징 추출 결과.

Table II. Results of detecting in writing features of seperated subpatterns of Fig. 8.

		〈숫자: 활성전위〉									
		動				靜					
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
부	2	-5	+9	-4	-3	-7	-6	-5	+1	-7	-2
	3	-6	+9	-4	-3	-8	-8	-5	-1	-7	-2
	4	-6	+9	-4	-4	-8	-8	-6	-1	-7	-3
	5	-7	+9	-4	-4	-8	-8	-6	-2	-7	-3
	6	-7	+9	-4	-5	-8	-8	-6	-3	-7	-3
	7	-6	+8	-1	-6	-2	-2	-7	-8	-2	-5
	8	+3	-4	-3	-5	-1	+4	-8	-9	+9	-6
분	9	+9	-4	-4	-5	-1	-4	-8	-7	+1	-2
	10	-6	-5	-6	-7	+8	-5	-4	-1	+2	-3
	11	-4	-8	-7	-9	+9	-7	-9	-6	-1	-4
	12	+4	-3	-6	-7	+7	-7	-9	-8	+1	-3
패	13	+9	-5	-6	-6	+1	-1	-9	-8	+1	-4
	14	-5	-6	-7	-7	+7	-6	-8	-6	-2	-3
	15	-1	-8	-9	-8	+9	-7	-6	-4	-1	-3
년	16	+4	-6	-4	-7	+6	-2	-8	-6	-1	-4
	17	-5	-6	-6	-6	+7	-8	-8	-8	-3	-3
	18	-2	-7	-5	-6	+9	-6	-7	-7	-1	-4
	19	+3	-5	-7	-8	+6	-3	-6	-7	-1	-4
	20	+9	-9	-8	-7	+2	-1	-8	-8	+1	-2

표 III. 그림 7의 시험 자획패턴에 대한 자획특징추출 결과.

Table III. Results of extracting stroke specific features for test stroke pattern of Fig. 7.

		〈숫자: 활성전위〉							
자획특징	↓	→	↙	↘	↖	↗	↻	○	—
모든점	1	2	3	4	5	6	7	8	
활성전위	+6	+9	+6	-5	-6	-9	+8	-2	

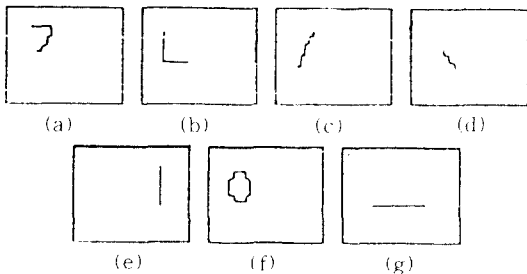


그림 9. 자획종류별 시험 자획패턴.

Fig.9. Test stroke patterns according to different stroke types.

표 IV. 그림 9의 종류가 다른 시험자획 패턴들에 대한 자획특징추출 결과.

Table IV. Results of extracting stroke specific features for test stroke patterns of various stroke types in Fig. 9.

		〈숫자: 활성전위〉								
자획패턴	자획특징	↓	→	↙	↘	↖	↗	↻	○	—
(a)		+1	+8	+9	-5	-9	-9	+8	-2	
(b)		+9	+8	+1	-1	-9	-8	-1	+5	
(c)		+1	-3	+9	-5	-8	-5	-1	-2	
(d)		-1	-2	-2	+7	-6	-1	-1	-2	
(e)		+9	-5	-1	-2	-8	-7	-1	-2	
(f)		+1	+1	+2	+1	+1	+7	+1	-2	
(g)		-7	+9	-4	-5	-8	-2	-2	-2	

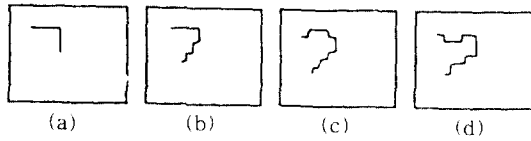


그림 10. 형태가 다른 시험 자획패턴.  
Fig.10. Test stroke patterns of transformed strokes.

표 V. 그림 10의 형태가 다른 시험 자획패턴에 대한 자획특징추출결과.

Table V. Results of extracting stroke-specific features for test stroke patterns of transformed strokes in Fig. 10.

〈숫자 : 활성전위〉

자획특징 자획패턴	↓	→	↙	↘	↖	-	∩	∪
(a)	+9	+8	-4	-8	-9	-2	+8	-5
(b)	+2	+6	+9	-7	-9	-2	+5	-2
(c)	-1	+3	+8	-1	-7	-1	+1	-2
(d)	+1	+6	+9	-3	-8	-3	+6	-4

이루고, 방향성분간의 길이에 대한 대비를 증가시키고 있다. 또 패턴(a)와 (d)를 비교하면, 전체길이기 상대적으로 길어지면 활성전위의 값도 커짐을 알 수 있다.

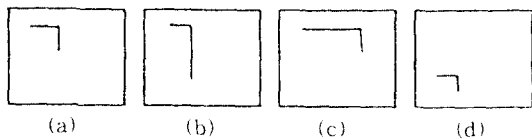


그림 11. 크기가 다른 시험 자획패턴.  
Fig.11. Test patterns with different sizes.

그림 12는 회전된 여러 「ㄱ」자획의 시험자획패턴들을 나타내었고, 이들에 의한 시물레이션 결과를 표 VII에 나타내었다. 패턴(c), (d)와 같이 +90도, -90도씩 회전한 경우의 모서리특징들은 이들에 대한 특징 항목 서브필드가 없으므로 추출할 수 없다.

표 VI. 그림 11의 크기가 다른 시험 자획패턴에 대한 자획특징추출 결과.

Table VI. Results of extracting stroke specific features for test patterns of different sizes in Fig. 11.

〈숫자 : 활성전위〉

자획특징 자획패턴	↓	→	↙	↘	↖	-	∩	∪
(a)	+9	+8	-4	-6	-9	-2	+8	-3
(b)	+9	+6	-3	-6	-9	-2	+7	-4
(c)	+6	+9	-2	-4	-9	-2	+6	-4
(d)	+7	+8	+2	-6	-9	-2	+8	-5

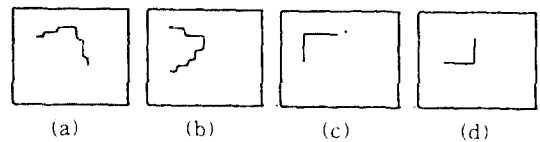


그림 12. 회전된 시험 자획패턴.  
Fig.12. Rotated test strokes.

표 VII. 그림 12의 회전된 시험 자획패턴에 대한 자획특징추출 결과.

Table VII. Results of extracting stroke specific features for rotated test strokes in Fig. 12.

〈숫자 : 활성전위〉

자획특징 자획패턴	↓	→	↙	↘	↖	-	∩	∪
(a)	+3	+2	-4	+5	-3	-2	+5	-7
(b)	+1	+6	+8	-4	-7	-1	+5	-3
(c)	-2	+7	-2	-1	+9	-1	-3	-1
(d)	+9	-2	-2	-1	+3	-3	-4	-4

#### IV. 결 론

본 연구에서는 자획인식에 필요한 특징추출시스템을 신경망을 이용해 구현하였다. 자획 단위의 구조적 인식방법은 필기체 문자인식인 온라인 한글인식에 효율적이며, 자획의 인식을 위해서 자획특징의 추출이 필요하다. 신경망의 병렬처리와 경쟁자율학습등의 특성은 특징추출에 매우 유용하다. 사용한 신경망

모델은 경쟁자율학습 모델인 Masking field 모델을 사용하였으며, 온라인으로 입력되는 자획의 폭에 무관하게 자획에 내포된 특징을 추출하기 위하여 on영역만으로 구성된 수용영역을 설정하여 방향, 연결점 및 모서리특징들의 추출이 동일층에서 동시에 병렬로 처리되게 하였다. 또, 입력자획내의 불규칙한 방향변동에 따른 입력정보의 오류를 감소시키기 위하여 기존의 모델을 수정하여 방향유지특성을 구현하였다.

시뮬레이션에 의하여 추출한 시험패턴의 특징들을 검토한 결과, 온라인으로 입력되는 자획에 있어서의 일시적인 방향변동등에 무관한 결과를 얻을 수 있었고, 입력자획의 폭이 화소 1개입에 따른 입력정보의 교란이 제거되어 짐을 확인하였다. 온라인으로 입력되는 한글자획에서 추출되는 동원특징들을 이용하여 자획특징을 추출함으로써 자획특징들이 동원특징들의 통계적인 분포에 따른 출력율을 가지므로, 자획패턴이 고정되지 않은 온라인 필기체 한글인식에 적용될 경우, 좋은 결과를 얻을 수 있을 것으로 생각되며, 입력자획의 폭이 일정하지 않을 필기체에서 자획에 내포된 특징을 탐색하여 이를 탐색된 특징간의 경쟁을 통하여 대비증가가 이루어진 완성전위값으로 특징이 표현되므로, 입력자획의 폭에 대한 제한을 어느 정도 제거할 수 있으리라 본다.

### 참 고 문 헌

1. 이광로, 상희성, 김명원, "문자인식에 관한 연구", 전자통신동향분석, pp.124-142, 1989년 7월.
2. 이승호, 김진형, "문자 인식에서의 신경망", 전자계산연구회 컴퓨터 기술, 제6권, 제1호, 1989년 6월.
3. 박인규, 진성일, "신경망을 이용한 한글 문자 인식에서 Feature 추출에 관한 비교 연구", 신호처리 합동학술대회 논문집, 제3권, 제1호, 1990년.
4. 박영환, 방승양, "신경 회로망을 이용한 한글 인식에 관한 연구 현황", 한국통신학회지, 제7권, 제3호, pp.175-181, 1990년 6월.
5. 김상우, 전윤호, 최종호, "신경회로망을 이용한 인쇄체 한글 문자의 인식", 전자공학회논문지, 제27권, 제2호, pp.228-235, 1990년 2월.
6. D. E. Pamelhart and D. Zipser, "Feature discovery by competitive learning", pdp, Vol.1, 1987.
7. K. Fukushima, "Neural network model for selective attention in visual pattern recognition and associative recall", Applied Optics, Vol.26, no.23, pp.12-13, Dec. 1987.
8. D.O.Hubel, T.N.Wiesel, "Functional architecture of macaque monkey visual cortex", Prec. R Soc. Lond, Vol.198, B, pp.1-59, July 1977.
9. Hubel, D. H., and T. N. Wiesel, "Receptive fields and functional architecture in two nonstriate visual areas(18 and 19) of the cat", J. Neurophysiol, 28 : pp.229-289, 1965.
10. J. STONE, B. Dreher, A. Leventhal, "Hierarchical and Parallel mechanisms in the organization of visual cortex," Brain Research Reviews, Vol.1, pp.345-394, 1979.
11. S. coren, C.Porac and Lawrence M. Ward, Sensation and Perception, Academic Press, 1978.
12. M. A. Cohen and S. Grossberg, "Masking Fields : A Massively Parallel Neural Architecture for Learning, Recognizing, and Predicting Multiple Groupings of Patterned Data", Applied optics, 26, 1987.





**金吉重(Gil Jung KIM) 正會員**  
 1949년 3월 9일생  
 1975년 8월 : 부산대학교 전자공학과 졸업  
 1980년 2월 : 동아대학교 전자공학과(공학석사)  
 1986년 2월 : 부산대학교 전자공학과(공학박사)

1978년 3월~현재 : 경남전문대학 전자과 부교수  
 • 주관심분야 : 신경회로망, 패턴인식.



**崔碩(Sug CHOI) 正회원**  
 1960년 10월 20일생  
 1988년 2월 : 부산대학교 공과대학 전자공학과 졸업  
 1991년 2월 : 부산대학교 전자공학과(공학석사)  
 1991년 3월~현재 : 동의공업전문대학 전자통신과 전임강사

• 주관심분야 : 신경회로망, 인공지능.



**南基坤(Ki Gon NAM) 正회원**  
 1955년 5월 1일생  
 1977년 2월 : 부산대학교 전자공학과 졸업  
 1981년 8월 : 부산대학교 전자공학과(공학석사)  
 1989년 2월 : 부산대학교 전자공학과(공학박사)

1990년 3월~현재 : 부산대학교 전자공학과 조교수  
 • 주관심분야 : 패턴인식, Shape Recognition.



**尹台焄(Tae Hoon YOON) 正회원**  
 1956년 8월 24일생  
 1979년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업  
 1982년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사)  
 1982년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사)

1986년 11월~현재 : 부산대학교 전자공학과 조교수  
 • 주관심분야 : 신경회로망, 광전자.

**金在昌(Jae Chang KIM) 正회원**  
 1946년 2월 28일생  
 1969년 2월 : 서울대학교 전자공학과(공학사)  
 1974년 2월 : 부산대학교 전자공학과(공학석사)  
 1979년 8월 : 알라바마대학교 전기공학과(공학석사)

1981년 8월 : 알라바마대학교 전기공학과(공학박사)  
 1975년 3월~현재 : 부산대학교 전자공학과 교수  
 • 주관심분야 : 신경회로망, 광전자.

**朴義烈(Ui Yul PARK) 正회원**  
 1931년 8월 5일생  
 1979년 2월 : 서울대학교 전자공학과(공학사)  
 1979년 2월 : 서울대학교 전자공학과(공학석사)  
 1979년 2월 : 서울대학교 전자공학과(공학박사)

1969년 7월~현재 : 부산대학교 전자공학과 교수  
 • 주관심분야 : 회로 및 시스템, 정밀계측.



**李梁成(Yang Sung LEE) 正회원**  
 1928년 2월 16일생  
 1953년 3월 : 서울대학교 전자공학과 졸업  
 1959년 9월~1960년 8월 : 미네소타대학교 대학원 수학  
 1975년 2월 : 부산대학교 전자공학과(공학박사)

1969년 3월~현재 : 부산대학교 전자공학과 교수  
 • 주관심분야 : 디지털시스템, 컴퓨터구조.