

《主 題》

계층적 신경망을 이용한 자소인식에 기초한 Off-Line 필기체 한글인식 : 자소간 섭동제거를 위한 High-Level Constraint 회로의 설계

장주석 · 김명원 · 임채덕 · 송윤선
(한국전자통신연구소 기초기술연구부)

■ 차 례 ■

- | | |
|-----------------------------------|---------------|
| I. 서 론 | IV. 컴퓨터 시뮬레이션 |
| II. Neocognitron에 기반을 둔 자소 추출 회로 | V. 토의및 결론 |
| III. High-level constraint 회로의 설계 | |

《요 약》

여러개의 문자(혹은 여러개의 자소로 구성된 한개의 문자)를 인식할때에는 문자(혹은 자소) 상호간에 영향을 미쳐서 오인식이 발생할 가능성이 높다. 개개의 숫자인식에 기초한 숫자열 인식이나, 개개의 자소인식을 바탕으로한 필기체 한글인식이 그 좋은 보기일 것이다. 예를 들어 단순한 한글 "그"를 Neocognitron으로 인식한다고 생각해 보자. 조합 가능한 글자를 모두 기억시키려면 방대한 규모의 회로가 필요하므로 현실적으로 불가능하다. 따라서 기본 자소(자음 14개, 모음 10개)를 인식하도록 학습시키고 이를 바탕으로 한글을 인식하는 것이 효율적이다. 이때, 회로의 각 세포가 보는 receptive field가 유한하여 "ㄱ"의 끝 세로부분 "丨"가 "-"에 영향을 미쳐서 "⊥"로 인식된다. 즉, 자소간의 섭동에 의해 "그"가 "고"로 인식되는 것이다. 이와 같은 예는 "니"가 "닉"으로, "41"이 "4H"로 인식되는 등 매우 많지만 그 해결에 대한 연구는 거의 없다. 이 논문에서는 필기체 한글 자소를 인식하는 Neocognitron외에 자소간의 섭동현상을 제거하기위한 high-level constraint 회로를 Lotka-Volterra 동역학에 기초하여 설계하였다. 이로써 off-line 필기체 한글인식을 보다 효과적으로 할 수 있음을 컴퓨터 시뮬레이션으로 보인다.

I. 서 론

생물의 신경계에서는 매우 쉽게 할 수 있는 패턴인식을 기존의 방식을 이용한 직렬처리 디지털 컴퓨터에서는 해결하기 매우 어려운 문제라고 알려져 있다. 그래서 고등동물의 신경계계를 모방한 패턴인식 시스템을 구현하고자 하는 시도가 많이 있어왔다. 이 중에서 원숭이의 시각계에서 동기를 얻어 고안된 Neocognitron[1]-[4]은 학습된 필기체 숫자나 문자가 왜곡되거나 위치가 이동되었을때도 비교적 정확하게 인식한다고 알려져 있기 때문에 많은 흥미를 끌었다.

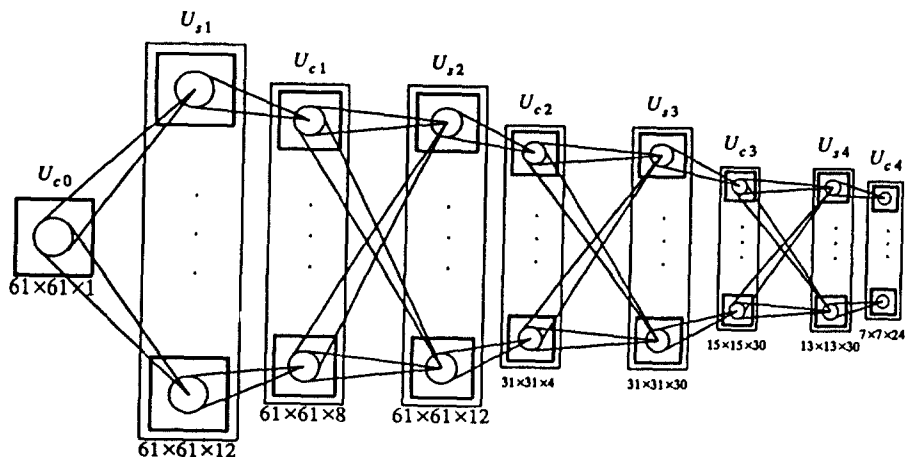
본 논문에서는 Neocognitron을 사용한 필기체 한글인식에 관하여 다루었다. 기본적인 한글 자소(자음 14개, 모음 10개)로부터 일만개 이상의 사용글자가 만들어 지며, 이 글자들은 자음과 모음이 2차원 평면에 배열된 형태를 갖는다. 다층퍼셉트론과 같이 하나의 동일한 신경망을 사용해서 일만개 이상의 한글 글자를 직접 인식하는 것은 이론적으로는 가능하나, 막대한 크기의 신경망과 막대한 수의 학습패턴을 요구하기 때문에 매우 어려운 일이다. 따라서 작은 신경망으로 24개의 자소만 먼저 찾아낸 후, 찾아낸 자소로부터 또 다른 간단한 신경망을 사용하여 입력문자를 인식하는 것이 더 나은 방법이라 여겨진다. 이와같이 부분을 인식함으로써 전체를 인식하는 방법이 필기체 영어와 중국문자의 인식[4]에서 뿐만아니라 필기체 한글 인식[5]-[7] 및 인쇄체 한글인식[8]에서도 많

이 연구된 바 있다. 그런데, 이 방법에는 인접 자소 사이의 상호 간섭에 의한 이웃면적문제(Neighboring Area Problem : NAP)라는 심각한 문제점이 존재한다.

본 논문에서는 필기체 한글을 인식하는데 있어서 High-level Constraint Network(HCN)를 설계한다. 이러한 방법은 [4],[5]의 방법에 비하여 병렬성에 있어서 장점이 있다.

II. Neocognitron에 기반을 둔 자소 추출 회로

그림 1에서 보는 것과 같은 Neocognitron에 기반을 둔 자소 추출 회로(Alphabet Detection Net : ADN)를 설계하였다. 이 회로에서는 문자의 영상이 입력으로 주어지면, ADN의 각 층에서는 그림 1(b)에서 보인 것처럼 서로 관계가 있는 특징들을 전방향으로 계산하여 추출한다. 그러면, ADN의 출력층에서는 입력 문자의 성분, 즉, 한글 자소와 그 대략 위치를 인식한 것이다. ADN의 출력층에서 출력면의 수는 24개(자음 14개, 하중성 5개, 우중성 5개)이다. 초성에서 사용하는 자음과 종성에서 사용하는 자음은 똑같기 때문에 출력면의 구별이 없다. 각 출력면의 크기는 7×7 로 하였다([5]참조). 이로부터 추출된 자소의 대략적인 위치 정보까지 얻을 수 있다. 실제로는 NAP 문제와 Neocognitron 자체의 성질 때문에 다양한 가능성을 가진 여러 개의 자소가 출력면에 나타난다. 추출된 자소를 HCN에서 처리하여 선택 가능한 여러 개의 글자



(a)

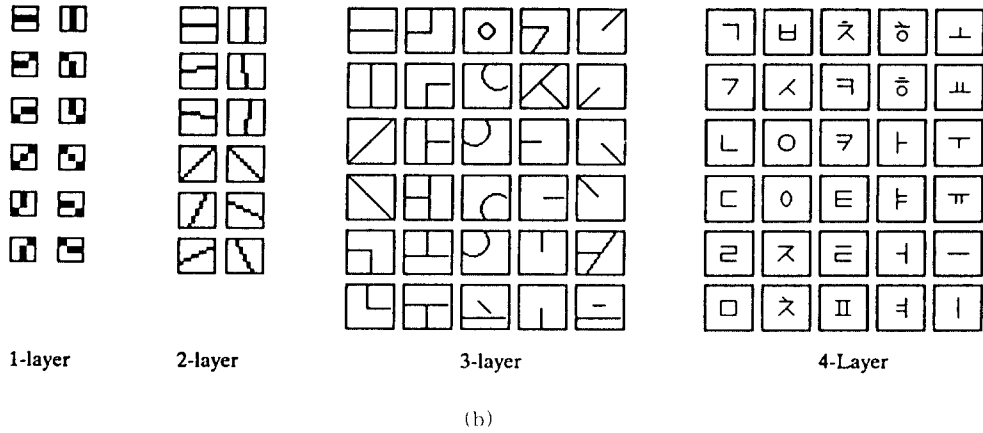


그림 1. 자소 추출 회로. (a)ADN의 세부구조. 각 layer에 있는 평면의 크기와 수는 각 layer 밑에 표시되어 있다. U_1 와 U_2 는 각각 simple-cell layer와 complex-cell layer를 나타낸다(|11|·|5| 참조). (b)ADN의 각 층에서 추출되는 특징

중에서 적합한 하나의 글자를 골라낸다. 글자를 선택 하는데 있어서 추출된 자소의 위치와 세기의 정보가 고려된다.

ADN은 한번에 하나의 자소를 인식하도록 설계되어 있기 때문에, 입력면에서 두개 혹은 그 이상의 자소가 동시에 나타나면, 그 자소들이 충분히 떨어져 있지 않는한 서로 영향을 미친다. (이것이 NAP 생성현상이다.) 때때로 하나의 자소는 다른 자소와 자소의 일부를 공유할 수 있다. 이 공유부분은 전 단계의 공통의 특징들 혹은 입력문자의 공동부분에 의해서 만들어진 것이기 때문에 Commonly Supported Components(CSC)라 부르자. 이러한 CSC가 생기므로 해서 종종 잘못된 인식결과를 낳기도 한다. 이 문제는 단순히 학습패턴을 바꾸거나, 층의 갯수를 증가시키는 것으로 완전히 해결될 수 없다. 이에 대한 보기가 그림 2에 나와있다. 그림 2(a)에 보면, “니”(조성 “ㄴ”자로 인식될 수 있다. 이것은 “ㄴ” 부분이 “ㄷ” 대신에 추출되고, “ㄴ”이 “ㄷ”에 충분히 가까이 찍어 있으면, “ㄴ”의 아랫부분과 “ㄷ”가 만나서 신기루 조성 “ㄱ”을 만들기 때문이다. 여기에서 “ㄴ”과, “ㄷ”, “ㄱ”은 서로 일부분을 공유하기때문에 CSC이다. 그림 2(b)에는 10개의 숫자를 각각 학습 시키므로써, 숫자열을 인식하도록 구성된 Neocognitron에 의해 세로로 쓰여진 “212”라는 숫자가 “252”로 잘못 인식된 경

우를 보인다. 만일 숫자와 영문자를 모두 인식할 수 있다면, 숫자 “41”은 그림 2(c)에서 볼 수 있는 것과 같이 “4H”(또는 단순히 “H”)로 인식될 수 있다.

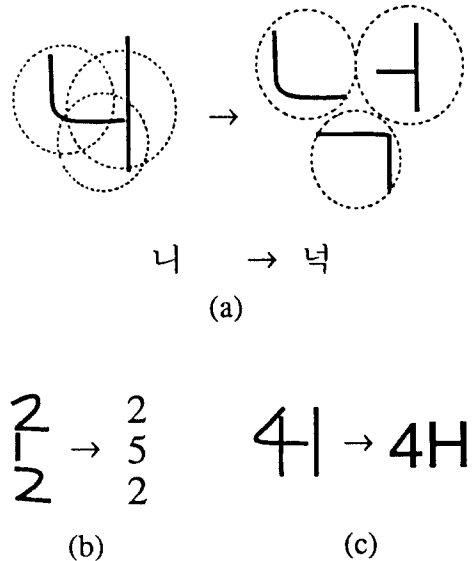


그림 2. Neocognitron에서 발생한 문제점의 보기. (a)한글 “니”는 종종 “닉”으로 인식된다. (b)세로로 쓰여진 숫자열 212는 252로 인식될 수 있다. (c)필기체 숫자열 41은 같은 이유로 4H로 인식될 수 있다.

III. High-level constraint 회로의 설계

3.1. Lotka-Volterra 방정식

Lotka-Volterra 방정식은 2차 비선형 결합 미분방정식으로 본래 생태학에서 먹이사슬에 관련된 포식자(predator)와 피식자(pre)의 수의 변화를 설명하기 위해 고안되었고[9], 최근에 물리학에서 레이저의 발진 모드간 경쟁을 기술하는데 사용되어 왔다[10],[11]. 여기서는 자소면에 있는 세포들 사이의 경쟁을 설명하기 위하여 이 방정식을 사용한다. 우리가 이 방정식을 택한 주된 이유는 수식이 간단하면서, 적은 수의 파라미터를 변화시켜 다양한 동역학을 쉽게 얻을 수 있기 때문이다. 이 외에도 우리는 Stochastic Relaxation(혹은 Simulated Annealing)을 이용한 HCN을 연

구한 바 있다[12]. 그림 3에 HCN을 나타내었다. 각각의 평면은 7×7 개의 세포로 구성되어 있고, 모두 38개의 평면이 있다(초성 14개, 우중성 5개, 하중성 5개, 종성 14개). 초성과 종성은 같은 모양이므로 ADN의 자음면 출력에서 HCN의 초성과 종성면으로의 연결은 동일하다. ADN의 출력세포에서 HCN의 각 세포로의 연결은 1대1이다. Character layer에서의 세포간 연결과 세포평면간의 연결은 생략하였다. 여기서 하고자 하는 것은 HCN 내의 세포간 혹은 평면간의 연결을 적절하게 해 줌으로써 ADN에서 추출한 많은 자소들로부터 올바른 한글 형태를 찾아 내도록 하는 것이다. m 번째면에서, i 번째 행 j 번째 열에 위치한 세포의 활동세기를 V_{ijm} 으로 나타내자. 이들 세포간의 경쟁을 Lotka-Volterra 방정식으로 나타내면

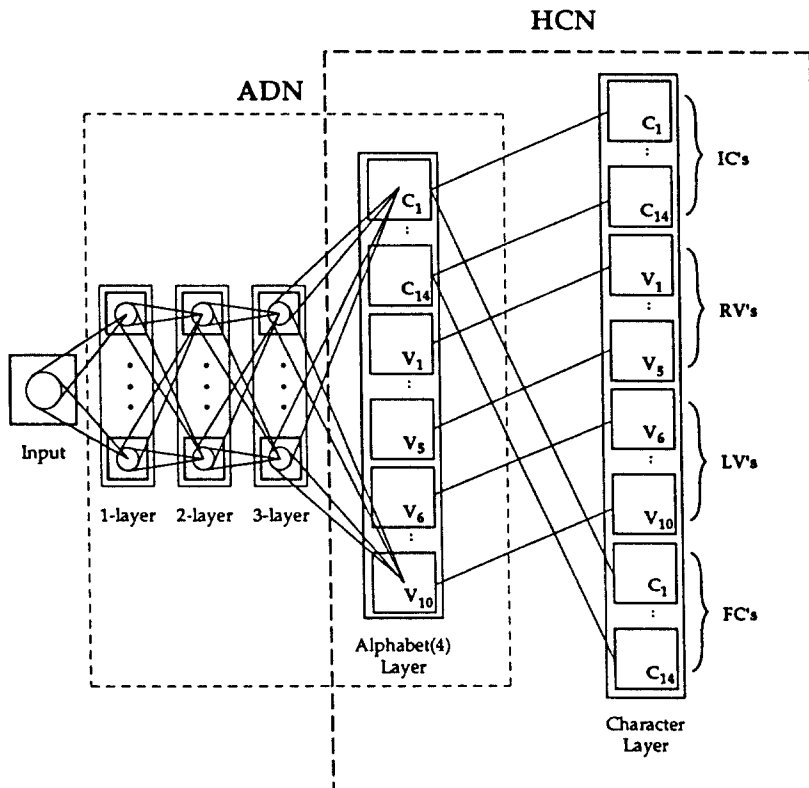


그림 3. HCN. Alphabet layer과 character layer사이의 연결은 1대 1이다. 초성과 종성은 똑같기 때문에 alphabet layer의 자음면은 character layer의 초성면과 종성면, 모두에 사상된다. Character layer에서의 세포간 연결과 세포평면간의 연결은 생략하였다.

$$\frac{dV_{ijm}}{dt} = V_{ijm}(g - \sum_k \sum_l \sum_n T_{ijklmn} V_{kln}) \quad (1)$$

이다. 이때 t 는 시간이고, g 는 이득계수, T_{ijklmn} 은 V_{ijm} 이 무한히 증가하는 것을 방지하는 자기포화항이고, T_{ijklmn} 은 V_{kln} 이 V_{ijm} 을 억제하는 계수이다. T_{ijklmn} 의 값에 따라 식 (1)은 여러가지 동역학을 나타낸다. 따라서 계수 T_{ijklmn} 의 값을 변화시키므로써 원하는 동역학을 얻을 수 있다.

식 (1)은 복잡해 보이지만, 간단한 예로서 그의 동역학을 근사하게 유추해 볼 수 있다. 예를 들어서 두 개의 신경세포가 서로 경쟁하는 시스템을 가정해보자. 이때 방정식은 다음과 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{dV_1}{dt} &= V_1(1 - V_1 - T_{12}V_2) \\ \frac{dV_2}{dt} &= V_2(1 - V_2 - T_{21}V_1) \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 g 와 T_{ii} 는 1로 두었고, 이 경우 V_1 과 V_2 의 변화 범위는 $[0,1]$ 로 제한된다. 정상상태에서 ($dV_{12}/dt = 0$) 식 (2)의 해(V_1^*, V_2^*)는 다음 네가지의 값을 가질 수 있다: $(0,0), (1,0), (0,1)$, 그리고, $(\frac{1}{1+T}, \frac{1}{1+T})$. 간단히 하기 위해 $T_{12} = T_{21} = T$ 라고 가정한다. 이 때 기호 *는 정상상태 값을 의미한다. 섭동분석을 이용하여 위의 네가지 해의 안정도를 조사할 수 있다. T 가 1(엄밀하게 말해 T_{ii})보다 작을 때에는 $(\frac{1}{1+T}, \frac{1}{1+T})$ 만 안정해이고, 나머지는 모두 불안정해가 된다. 그리고, T 가 1보다 클 때에는 경쟁이 커서 $(1,0)$ 과 $(0,1)$ 이 안정해이고, 나머지는 모두 불안정해가 된다. 이것은 flip-flop과 같은 형태이다. 만약 여러개의 세포들이 있어서 이들간에 1보다 큰 T 를 가지고 서로 경쟁하면, 이 회로는 초기에 가장 강한 활동성을 가진 신경이 다른 신경세포의 활동을 억제시키고 자기만 살아남는 소위 winner-take-all 회로가 된다.

반드시 모든 세포들이 경쟁할 필요는 없다. 예를 들어 그림 4의 (a)와 같이 수평 수직방향으로 경쟁을 하는 4개의 세포로 구성된 회로를 생각해 보자. 이때 이 회로의 동역학은 다음과 같이 기술할 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{dV_{11}}{dt} &= V_{11}(1 - V_{11} - WT_{12}TV_{21}) \\ \frac{dV_{12}}{dt} &= V_{12}(1 - V_{12} - WT_{11}TV_{22}) \end{aligned}$$

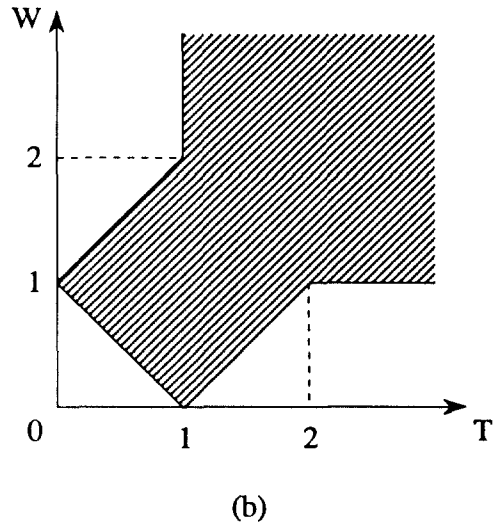
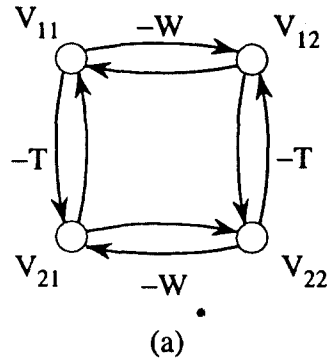


그림 4. (a) 수직과 수평방향으로만 경쟁하는 4개의 세포들. T 와 W 는 각각 수직과 수평으로의 억제결합 계수이다. (b) 빛갈린 영역에서는 식 (4)와 같은 정상상태 해만을 안정해로 갖는다.

$$\begin{aligned} \frac{dV_{21}}{dt} &= V_{21}(1 - V_{21} - TV_{11}WT_{22}) \\ \frac{dV_{22}}{dt} &= V_{22}(1 - V_{22} - TV_{12}WT_{21}) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 T 와 W 는 각각 수직과 수평으로의 억제결합 계수이다. 그림 4의 (b)에 나타낸 계수의 범위에서는 정상상태에서 다음과 같은 두개의 안정해만 존재한다.

$$\begin{bmatrix} V_{11}^* & V_{12}^* \\ V_{21}^* & V_{22}^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ and } \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

이것에 대한 자세한 분석은 다소 복잡하고 지루하지만 어려운 것이 아니므로 생략한다. 식 (4)의 해를 구하기 위해서 편의상 $T = W > 1$ 로 한다. HCN의 설계는 여기에서 설명한 동역학만 이용하면 충분하다.

3.2. 계수의 결정

이제 새로운 HCN이 적절히 동작하도록 식 (1)의 계수를 정하자. V_{ijm} 의 가변 범위를 $[0,1]$ 로 국한시키기 위해서 $g = s = 1$ 로 둔다. 한글의 구성법칙에 따라 T_{ijklmn} 은 다음과 같이 정할 수 있다.

제약 1: 글자층의 어떠한 자소 평면에서도 최종적으로 한개 이상의 세포가 turn-on되어서는 안된다. 따라서 각각의 자소 평면내의 세포간에 경쟁이 있어야 한다.

$$T_{ijklmn}^1 = \begin{cases} C1 & \text{if } ij \neq kl \\ 0 & \text{if } ij = kl \end{cases} \quad (5)$$

여기서 m 은 자소면을 나타낸다. i, j, k, l 은 각각 1에서 7까지 변한다.

제약 2: 하나의 글자에서는 하나 이상의 초성, 우중성, 하중성, 및 종성이 있을 수 없다. 따라서 초성면간, 우중성면간, 하중성면간 및 종성면간 각각에 경쟁이 있어야 한다.

$$T_{ijklmn}^2 = T_{klijnm}^2 = \begin{cases} C2 & \text{if } m \neq n \\ 0 & \text{if } m = n \end{cases} \quad (6)$$

여기서 m, n 은 초성(혹은 우중성, 혹은 하중성, 혹은 종성)면을 나타내는 지수이다.

다음의 제약들은 자음과 모음 사이의 상대적 위치 관계에 관한 것이다.

제약 3: 우중성은 초성의 왼쪽에 위치할 수 없다.(혹은 초성은 우중성의 오른쪽에 위치할 수 없다.) 즉, 이러한 우중성과 초성은 서로 억제를 받아야 한다.

$$T_{ijklmn}^3 = T_{klijnm}^3 = \begin{cases} 0 & \text{if } k - 2 < i < k + 2 \text{ and } j < l \\ C3 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

여기서 m 은 초성면을 나타내는 지수이고, n 은 우중성면을 나타내는 지수이다.

제약 4: 하중성은 초성의 위쪽에 위치할 수 없다.(혹은 초성은 하중성의 아래쪽에 위치할 수 없다.) 즉, 이러한 하중성과 초성은 서로 억제를 받아야 한다.

$$T_{ijklmn}^4 = T_{klijnm}^4 = \begin{cases} 0 & \text{if } j - 2 < l < j + 2 \text{ and } i < k \\ C4 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

여기서 m 은 초성면을 나타내는 지수이고, n 은 하중성면을 나타내는 지수이다.

제약 5: 하중성은 우중성의 오른쪽에 위치할 수 없다.(혹은 우중성은 하중성의 왼쪽에 위치할 수 없다.) 즉, 이러한 하중성과 우중성은 서로 억제를 받아야 한다.

$$T_{ijklmn}^5 = T_{klijnm}^5 = \begin{cases} 0 & \text{if } i + 1 < k < i + 3 \text{ and } l < j \\ C5 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

여기서 m 은 우중성면을 나타내는 지수이고, n 은 하중성면을 나타내는 지수이다.

제약 6: 종성은 우중성의 위쪽에 위치할 수 없다.(혹은 우중성은 종성의 아래쪽에 위치할 수 없다.) 즉, 이러한 종성과 우중성은 서로 억제를 받아야 한다.

$$T_{ijklmn}^6 = T_{klijnm}^6 = \begin{cases} 0 & \text{if } j - 2 < l < j + 2 \text{ and } i < k \\ C6 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

여기서 m 은 우중성면을 나타내는 지수이고, n 은 종성면을 나타내는 지수이다.

제약 7: 종성은 하중성의 위쪽에 위치할 수 없다.(혹은 하중성은 종성의 아래쪽에 위치할 수 없다.) 즉, 이러한 종성과 하중성은 서로 억제를 받아야 한다.

$$T_{ijklmn}^7 = T_{klijnm}^7 = \begin{cases} 0 & \text{if } j - 2 < l < j + 3 \text{ and } i < k \\ C7 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

여기서 m 은 하중성면을 나타내는 지수이고, n 은 종성면을 나타내는 지수이다.

제약 8: 종성은 초성의 위쪽에 위치할 수 없다.(혹은 초성은 종성의 아래쪽에 위치할 수 없다.) 즉, 이러한 종성과 초성들은 서로 억제를 받아야 한다.

$$T_{ijklmn}^8 = T_{klijnm}^8 = \begin{cases} 0 & \text{if } i < k \\ C8 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

여기서 m 은 초성면을 나타내는 지수이고, n 은 종성면을 나타내는 지수이다.

다음의 제약은 한글의 관습에 따라 우중성과 하중성간의 결합이 허용되지 않는 것을 나타내는 것으로, 패턴인식이라는 관점에서 볼 때 꼭 필요한 것은 아니지만 실제로 문법에 맞는 한글인식에 유용하다.

제약 9: 결합될 수 없는 하중성과 우중성의 쌍이다.(예를 들어 '와', '와', '와' 등등.) 즉, 이러한 하중성과 우중성들은 서로 억제를 받아야 한다.

$$T_{ijklmn}^9 = T_{klmnop}^9 = \begin{cases} C9 & \text{if } m \text{ and } n \text{ are the illegal-pair indices} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

여기서 m 은 우중성면을 나타내는 지수이고, n 은 하중성면을 나타내는 지수이다.

상수 $C1, C2, C3, \dots, C9$ 은 모두 양수이고, 1보다 큰 값을 갖는다. 위 아홉개의 제약에 의해 한번도 결정되지 않은 T_{ijklmn} 은 모두 0으로 둔다. 그러면 우리가 얻고자 하는 $T_{ijklmn} = \sum_p T_{ijklmn}^p$ 가 된다. 그림 5에 이들 제약에 의한 자소면간의 연결을 나타내었다. 지금까지 제약에서 $T_{ijklmn}^p = T_{klmnop}^p$ 은 상호 대칭억제를 나타내는데 이는 회로의 안정성을 위해 필요한 것이다. 입력면에 한개의 글자를 쓰면 ADN의 각 층에서 자소의 특징을 추출하게 된다. 일반적으로 이의 최종 층에서는 여러가지의 가능한 자소들을 여러 세기로

감지되고, 이를 HCN으로 보낸다. HCN에서는 많은 가능한 한글 중에서 위의 제약을 가하여 그중 가장 옳다고 판단되는 한개의 글자를 최종적으로 출력한다. 만약 여러 가능한 글자들이 위의 아홉개 제약을 모두 동시에 만족한다면 경쟁원리에 의해, 처음에 가장 강한 입력이 최종 출력이 된다. 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하여 본 결과 이 절에서 설계한 HCN은 신기루 중성(common support에 의한 중성)이 없을 때에는 여러 가능성으로부터 정확한 출력을 줄 수 있었다.

NAP를 해결하기 위하여 제약을 하나 더 추가시키기로 하자. 이 제약은, common support에 의해 감지된 자소로 구성되어지는 글자는 억제되어야 한다는 것에 기초를 두고 있다. 이를 실현하기 위해서는 감지된 자소들이 서로 CSC인가를 알아야 할 필요가 있는

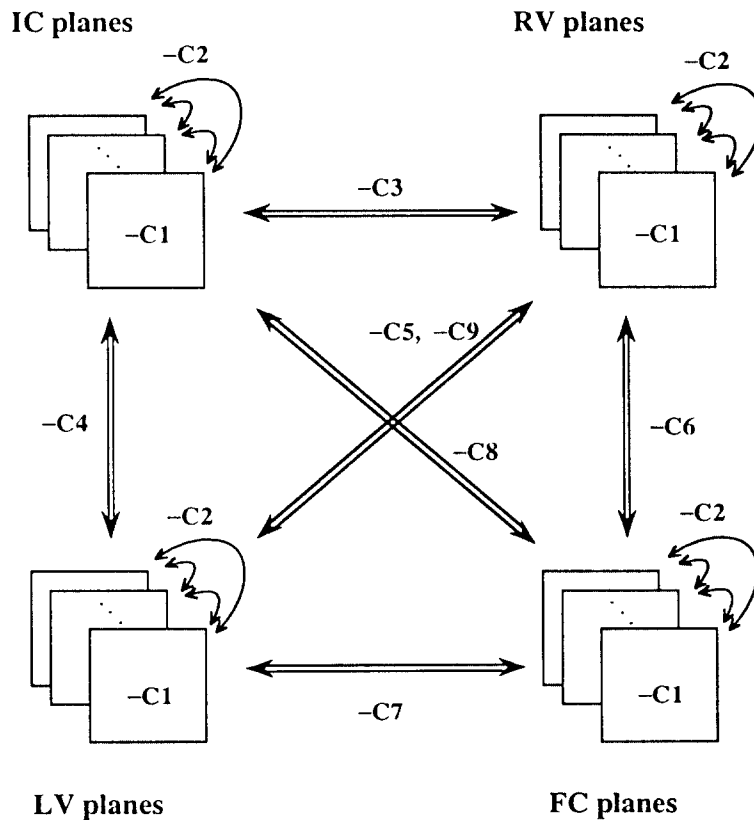


그림 5. 한글 구성 법칙을 실현하기 위한 9개의 제약을 세로 및 그 평면간의 억제연결로 나타내었다. 10번째 제약은 입력에 따라 변하므로 여기에선 나타내지 않았다.

데 이를 위해 Fukushima가 한 것처럼 feedback path를 둔다[3]-[5]. 개개의 감지된 자소들을 feedback path를 통해 입력면으로 되보내서 이들 자소간의 overlap(자소간의 내적)을 조사한다. Overlap이 있으면(내적이 0이 아니면) CSC이다. CSC간에 상호 억제를 위해 동적억제연결(dynamic inhibitory interconnection)을 도입하자. 이 연결은 입력 글자에 따라 달라질 수 있으며 입력면에 글자가 없다면 이 연결도 자동적으로 없어진다고 가정한다.

제약 10: CSC들은 서로 억제되어야 한다. 즉

$$T_{ijklmn}^{10} = T_{klijnm}^{10} = \begin{cases} C10 & \text{if } V_{ijm} \text{ and } V_{kln} \text{ are CSC's} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

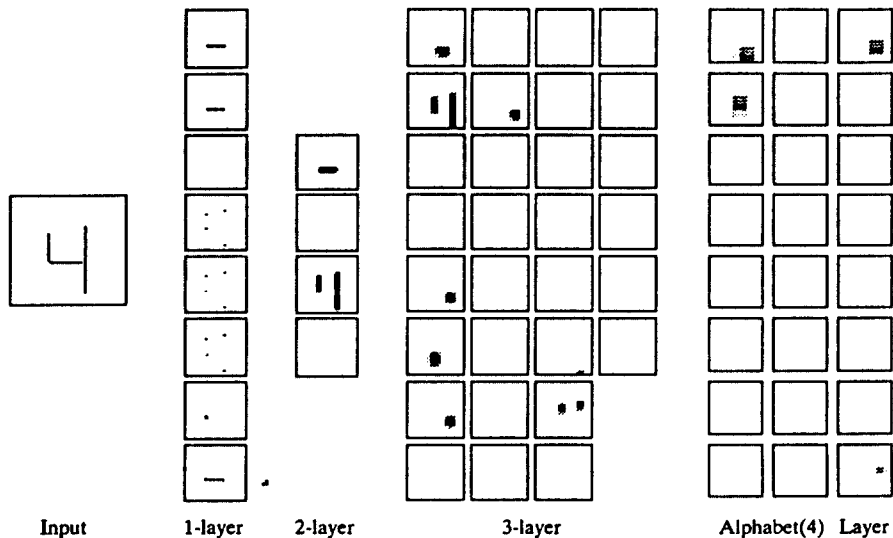
이 T_{ijklmn}^{10} 도 앞에서 얻은 T_{ijklmn} 에 더한다.

IV. 컴퓨터 시뮬레이션

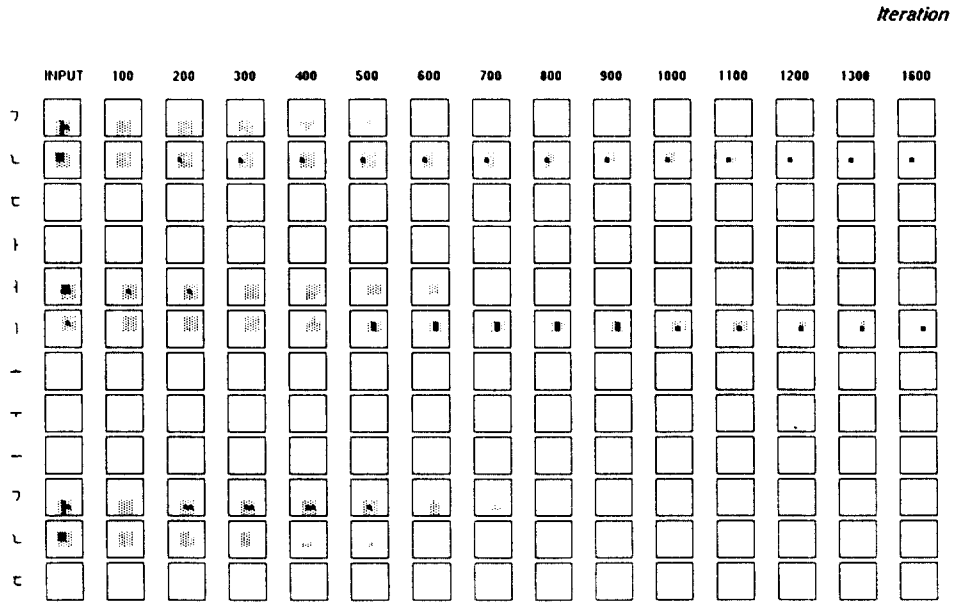
필기체 한글문자를 인식하기위한 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. ADN은 Fukushima의 Neocognitron에 기초하여 IBM 3090/VF에 구현되었다. 입력면의 크기는 그림 1에서 보인바와 같이 61×61이고, 입력되는 글자는 graphic terminal에서 펜을 가지고 tablet

위에 직접 써서 준비하였다. HCN은 SUN workstation에서 식 (1)을 수치해석적으로 적분함으로써 구현하였다. ADN의 최종 출력에 해당하는 각 자소면내에서의 출력세기는 정규화되고, 그 다음 HCN의 초기값으로 사용된다. 앞에서 설명한 각 제약에 도입된 계수는 모두 $C1 = C2 = \dots = C10 = 1.5$ 로 두었다. 이 값들은 1보다 크기만 하면 HCN의 성능에 결정적인 영향을 미치지 않는다. 크기가 [0, 0.1] 사이의 값을 초기값이 0이 아닌 HCN의 세포들에만 도입하여, 초기값의 세기가 우연히 같을 경우에 발생할 수 있는 문제를 제거하였다. CSC를 판단하기 위한 feedback 경로는 구현하지 않았지만 참고문헌[3]과 같은 방법으로 구현할 수 있을 것이다. 제약 10을 실현하기 위해 우리는 turn-on된 자소층의 세포와 입력된 글자를 직접 비교함으로써 겹친 자소들을 찾고 이로부터 T_{ijklmn}^{10} 을 구하였다.

컴퓨터 시뮬레이션 결과의 한 예를 그림 6에 나타내었다. 필기체 한글 “니”에 대해 4개의 자소(자음 ‘ㄴ’, ‘ㄱ’ 그리고 모음 ‘ㅣ’, ‘ㅣ’)가 ADN의 최종층에서 대개 감지된다. Common support에 의해 생겨난 ‘ㄱ’과 ‘ㄱ’ 때문에 이전의 HCN의 출력은 일반적으로 “넉”이 최종 인식글자가 되었다. 여기서 설계한 HCN에서는 네개의 자소간 경쟁에 의해 최종적으로 올라



(a)
(797)



(b)

그림 6. 실험 결과의 한 예. (a)입력문자 “니”에 대해서 ADN에서 추출한 특징. (b)Character layer에서 6개의 자소면의 세포활동들이 경쟁하는 모습. 가로축은 시간을 나타내고, 세로축의 위 자음들은 초성음, 아래 자음들은 종성을 나타낸다.

른 “니”가 출력됨을 그림 6에서 보여주고 있다. (HCN에서 자음은 초성도 되고, 종성도 될 수 있으므로, 총 6개의 자소가 경쟁한다.) 다른 필기체 한글도 마찬가지로 실험을 수행하여, 기존의 방법으로 옳게

인식하기가 매우 어려운 그림 7에서와 같은 글자들도 비교적 잘 인식됨을 알 수 있었다. 그림 8의 (a)와 (b)에 “크”와 “권”의 자소들이 ADN에서 추출된 후 HCN에서 올바른 “크”와 “권”으로 수렴 인식됨을 보여주고 있다.

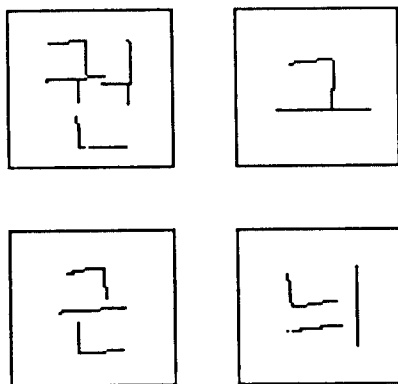
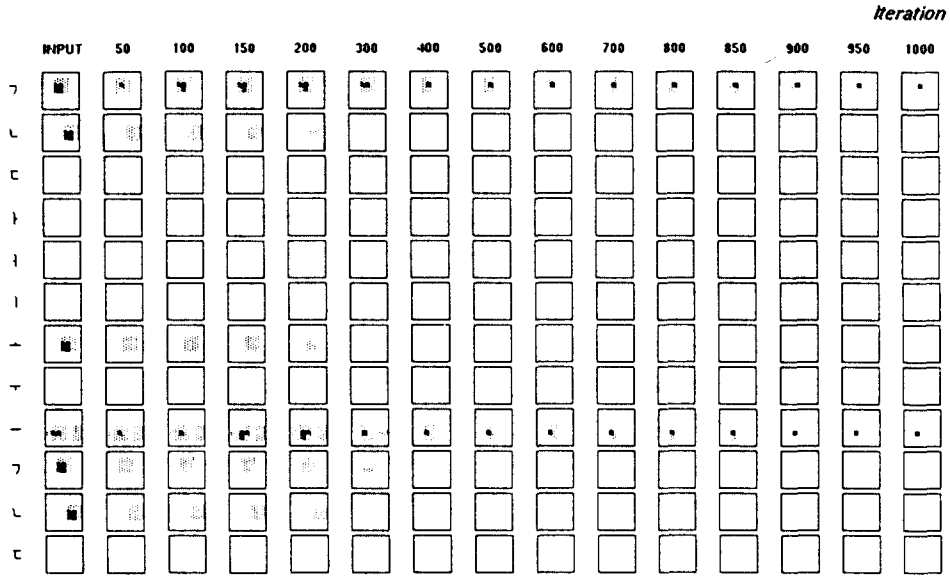


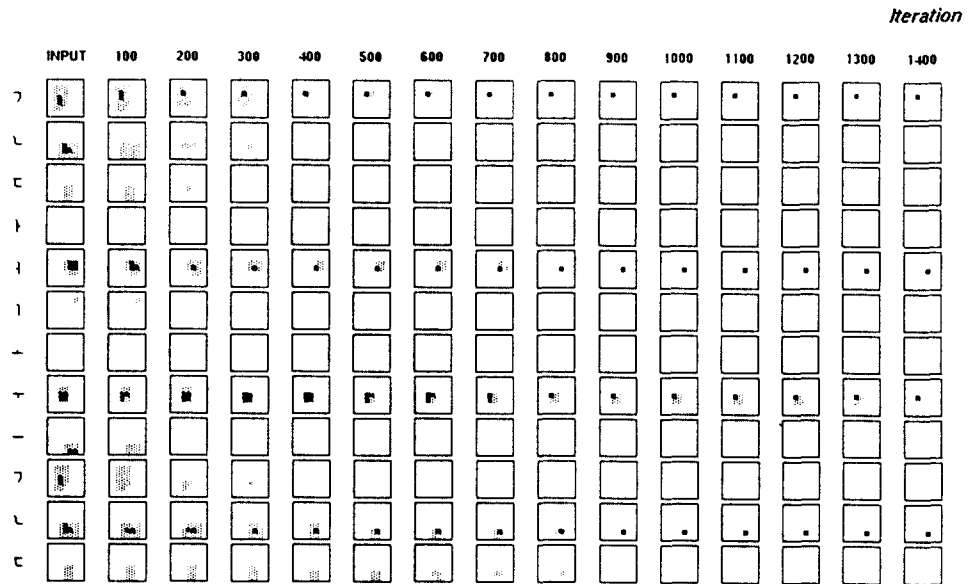
그림 7. 컴퓨터 시뮬레이션에서 사용한 필기체 한글의 예.

V. 토의 및 결론

컴퓨터 시뮬레이션에서 ADN의 특징추출에 관련하여 문자인식에 많은 문제가 있음을 발견하였다. 한 가지 언급해야 할 중요한 문제는 ADN에서 자소인식이 신뢰성있게 이루어지지 않는다는 점이다. 예를 들어 동일한 입력 필기체 한글일지라도, 입력평면에서 한 세포나 두 세포정도를 이동시키면 ADN의 출력은 크게 달라질 수 있다. 따라서 하나의 필기체 한글이 어떤 위치에서 입력되면 올바르게 자소가 검출되어 정확한 인식을 하지만, 어떤 다른 위치에 입력되면 틀리게 인식하는 것이다. 이는 Neocognitron 자체의 문



(a)



(b)

그림 8. (a)HCN에서 “그”의 수렴 인식 과정. (b)HCN에서 “권”의 수렴 인식 과정

제점으로 ADN이 shift-invariant 하지 못함을 뜻한다 [13]. 또 다른 문제는 옳은 자소의 세기가 잘못된 자소의 세기에 비해 너무 작으면, 옳은 자소가 경쟁력을 상실하여 이 또한 잘못된 인식결과를 낳게 된다는 것이다.

여러 연결선에서 계산이 병렬로 수행될 수 있는 HCN을 기존의 직렬처리 컴퓨터에서 시뮬레이션하였기 때문에, 안정된 해를 얻기까지 많은 시간이 소요된다. 수렴상태에 빨리 도달하기 위해서 Lotka-Volterra 동역학을 구현한 special purpose analog processor를 사용하면 실제 응용에서도 쓸모있게 사용될 수 있을 것이다. 이러한 analog processor를 구현하는데는 광간접 결정을 이득원으로 하는 광학적 ring 공진기가 유리할 것이라 여겨진다. 왜냐하면 이 공진기에서는 레이저와 마찬가지로 발진모드가 만들어질 뿐 아니라 외부에서 각 모드간의 경쟁을 임의로 제어할 수 있기 때문이다[14]. 이 모드간의 경쟁은 앞에서 언급한 것처럼 바로 Lotka-Volterra 방정식으로 기술되는 것이다.

필기체 문자(한글)를 인식하는 것은 매우 어려운 문제이다. 이를 풀기 위해서는 입력문자로부터 먼저 특징을 추출하고, 고차원의 제약 정보를 이용하여 정확한 출력을 유도해내는 것이 문자를 인식하는데 있어서 효율적인 방법이라고 여겨진다. 이 논문에서는 Lotka-Volterra 방정식에 기반을 둔 HCN을 설계하였고, 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 HCN이 NAP문제도 해결할 수 있어 off-line 필기체 한글인식에 효과적임을 보였다.

이 연구를 지원해주신 기초기술연구부장 이일항 박사님과 컴퓨터 프로그래밍에 많은 도움을 준 한국과학기술원 김재훈씨께 감사드린다. 이 연구는 한국통신에서 일부 지원을 받았음을 밝힌다.

참 고 문 헌

1. K. Fukushima, S. Miyake, and T. Ito, "Neocognitron : a neural network model for a mechanism of visual pattern recognition," *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics* SMC-13, pp.826-834(1983).
2. K. Fukushima, "Neocognitron : a hierarchical neural network capable of visual pattern recognition," *Neural Networks* 1, pp.119-130(1988).

3. K. Fukushima, "Neural network model for selective attention in visual pattern recognition and associative recall," *Applied Optics* 26, pp.4985-4992(1987).
4. K. Fukushima, T. Imagawa, and E. Ashida, "Character recognition with selective attention," *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, July 8-12, 1991, Seattle, WA, USA, Vol. 1, pp.593-598.
5. E. J. Kim and Y. Lee, "Handwritten Hangeul recognition using modified Neocognitron," *Neural Networks* 4, pp.743-750(1991).
6. M. W. Kim, G. L. Lee, J.-H. Kim, and C. Lim, "HINT : a hierarchical interaction architecture for pattern recognition," *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, July 8-12, 1991, Seattle, WA, USA, p. A-893 ; 제 3회 영상처리 및 이해에 관한 워크숍, 1991년 2월 수안보.
7. J. S. Jang, M. W. Kim, C. Lim, and Y.-S. Song, "Recognition of handwritten Korean characters based on constraint relaxation," *Proceedings of the 2nd Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence*, September 15-18, 1992, Seoul, Korea, Vol. 2, pp.1209-1215.
8. S.-B. Cho and J. H. Kim, "Hierarchically structured neural networks for printed Hangeul character recognition," *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, June 17-21, 1990, San Diego, CA, USA, Vol. 1, pp. 265-270.
9. R. M. May, *Stability and Complexity in Model Ecosystems*(Princeton University Press, Princeton, 1973).
10. M. Sargent, III, M. O. Scully, and W. E. Lamb, Jr., *Laser Physics*(Addison-Wesley, MA, 1977), pp. 120-126.
11. D. Z. Anderson, C. Benkerr, V. Hebler, J.-S. Jang, D. Montgomery, and M. Saffman, "Optical implementation of a self-organizing feature extractor," in J. E. Moody, S. J. Hanson, and R. P. Lippman (Eds.) *Advances in Neural Information Processing Systems* 4(Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, CA, 1992), pp.821-828.
12. 김명원, 장주석, 임채덕, 송윤선, 김재훈, "필기체 한글인식을 대상으로 콘텍스트 종속적 패턴인식을 위한 계층적 상호작용 신경망 구조의 효율성

검증(III),” 한국전자통신연구소, 최종연구보고서, 1992.

13. E. Barnard and D. Casasent, “Shift invariance and the Neocognitron,” *Neural Networks*, 3, pp. 403-410(1990).

14. J.-S. Jang, “Photorefractive ring resonator with controllable mode competition and its application for pattern recognition,” submitted to *SPIE Conference on OE/Aerospace Science and Sensing '93*, Technical Program on Intelling Information Systems, April 12-16, 1993, Orlando, FL, USA.



장 주 석



김 명 원

- 1984년 : 부산대학교 전기기계공학과(학사)
- 1986년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(석사)
- 1989년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(박사)
- 1989년~1991년 : 미국 Univ. of Colorado, JILA 및 물리학과 연구원
- 1991년~현재 : 한국전자통신연구소, 선임연구원 (기초기술연구부)
- 주관심분야 : 생체신경망 동역학의 현상학적 모델링, 신경망 이론에 기초한 광정보처리, 인공신경망을 이용한 패턴인식 등.

- 1972년 : 서울대학교 공과대학 응용수학과(학사)
- 1975년~1978년 : 한국과학기술연구소(KIST) 연구원
- 1981년 : Univ. of Massachusetts(Amherst), Computer science(석사).
- 1982년~1985년 : Univ. of Texas(Austin), Institute for Computing Science and Computer Applications 연구원
- 1986년 : Univ. of Texas(Austin), Computer science(박사)
- 1985년~1987년 : AT&T Bell Labs. 연구원
- 1987년~현재 : 한국전자통신연구소, 선임연구원 (기초기술연구부)
- 1991년~현재 : 충남대학교, 겸임 부교수(전자계산학과)



임 채 덕

- 1989년 : 전남대학교 전산통계학과(학사)
- 1989년 ~ 현재 : 한국전자통신연구소, 연구원(기초 기술연구부)
- 주관심분야: 신경회로망 응용, 패턴인식 등



송 윤 선

- 1990년 : 한국과학기술원 과학기술대학 전산학과(학사)
- 1992년 : 한국과학기술원 전산학과(석사)
- 1992년 ~ 현재 : 한국전자통신연구소, 연구원(기초 기술연구부)